Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”

Políticas de segurança pública no Brasil sob o olhar da Economia do Crime: os
casos do PRONASCI e Programa Escola da Família

Talita Egevardt de Castro

Tese apresentada para obtenção do título de Doutora em
Ciências. Área de concentração: Economia Aplicada

Piracicaba
2019

Talita Egevardt de Castro
Bacharel em Ciências Econômicas

Políticas de segurança pública no Brasil sob o olhar da Economia do Crime: os casos do
PRONASCI e Programa Escola da Família

Orientadora:
Profa. Dra. **ANA LUCIA KASSOUF**
Co-orientador:
Prof. Dr. **MARCELO JUSTUS DOS SANTOS**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutora em
Ciências. Área de concentração: Economia Aplicada

Piracicaba
2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA – DIBD/ESALQ/USP

Castro, Talita Egevardt de

Políticas de Segurança Pública no Brasil sob o olhar da Economia do Crime: o caso do PRONASCI e Programa Escola da Família / Talita Egevardt de Castro. - - Piracicaba, 2019.

107 p.

Tese (Doutorado) - - USP / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Avaliação de impacto 2. PRONASCI 3. Programa Escola da Família
4. Diferenças em Diferenças Espacial I. Título

DEDICATÓRIA

A Deus! A Ele toda honra e toda glória!

AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo dom da vida, por me dar força e coragem para esta caminhada. Por me permitir chegar até aqui.

À minha Mãe do Céu, Nossa Senhora, todos os Santos e meu Anjo da Guarda, pela intercessão e proteção.

À minha família, pelo amor, orações, incentivo e por não medirem esforços para me ajudar.

A todos os familiares e amigos de perto e de longe, pelas orações, carinho e apoio.

À minha orientadora professora Ana Lúcia Kassouf e co-orientador, professor Marcelo Justus dos Santos, por todo o aprendizado e oportunidade proporcionados.

A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Economia Aplicada, pelo conhecimento compartilhado.

Aos colegas e amigos do doutorado, pelo aprendizado, momentos de descontração e solicitude.

À Esalq/USP pela oportunidade.

A todos os funcionários e ex-funcionários, pela solicitude na resolução dos procedimentos acadêmicos.

Aos professores Eduardo Simões de Almeida, Humberto Spolador e Marcelo Ottoni dos Santos, pelas valiosas contribuições concedidas na banca de qualificação.

Aos professores Eduardo Simões de Almeida e Raphael Saldanha, por todo aprendizado proporcionado nos cursos de Imersão em Econometria Espacial e importantes contribuições para esta tese.

À CAPES, pelo financiamento.

A todos, que de alguma maneira, contribuíram para a conclusão desta missão. Que Deus os retribua com muitas bênçãos e Graças.

SUMÁRIO

RESUMO	6
ABSTRACT	7
1. INTRODUÇÃO	9
2. REFERENCIAL TEÓRICO	15
3. LITERATURA	25
3.1 SEGURANÇA PÚBLICA NO BRASIL	25
3.2 ESTUDOS EMPÍRICOS	28
3.2.1 Avaliações de impacto de políticas de segurança pública sobre a criminalidade	32
4. METODOLOGIA	39
4.1 ÁREA DE ESTUDO	39
4.2 BANCO DE DADOS	40
4.3 PROGRAMAS	46
4.3.1 Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI)	46
4.3.2. Programa Escola da Família	47
4.4 METODOLOGIA ECONOMETRICA	49
4.4.1 O método de Diferenças em Diferenças	49
4.4.2 O método de Diferenças em Diferenças Espacial	53
4.4.3 Diferenças em Diferenças com Pareamento (DIDM) e Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento (SDIDM)	58
4.4.4 Estratégia empírica para avaliação de impacto do PRONASCI e do efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família	59
4.4.4.1 PRONASCI	59
4.4.4.2 Programa Escola da Família	61
5 RESULTADOS	63
5.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA	63
5.1.1 Programa Escola da Família	71
5.2 RESULTADOS EMPÍRICOS	76
5.2.1 PRONASCI	76
5.2.2 Programa Escola da Família	84
CONSIDERAÇÕES FINAIS	93
REFERÊNCIAS	97
ANEXOS	107

RESUMO

Políticas de segurança pública no Brasil sob o olhar da Economia do Crime: os casos do PRONASCI e Programa Escola da Família

A criminalidade especificamente no Brasil, tem alcançado proporções cada vez mais alarmantes, cujas consequências atingem não apenas as vítimas, mas toda a sociedade. Políticas de segurança pública têm sido implementadas no país com o objetivo de mitigar este problema social. Todavia, em geral, a implementação destas políticas é realizada sem o respaldo de estudos acerca dos mecanismos mais eficientes para a minimização da criminalidade e ainda, sem o acompanhamento dos resultados durante e após a sua finalização. Neste contexto, a presente tese buscou contribuir com os estudos de avaliação de políticas de segurança pública, tão necessário em um cenário de escassez e má alocação dos recursos públicos. Assim, o primeiro objetivo desta tese consistiu em avaliar o impacto do Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI) sobre a taxa de homicídios dos municípios que receberam recursos do programa. Para alcançar este objetivo, estimou-se, para os anos 2000 e 2010, o modelo de Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento de Defasagem Espacial com Erro Autorregressivo Espacial. Os resultados mostraram que o programa não foi efetivo em reduzir a taxa de homicídios. Além disto, verificou-se que, em âmbito nacional, os fatores que têm relação com a criminalidade e poderiam ser utilizados para induzir a redução dos homicídios no país são: o Sistema de Monitoramento (INFOCRIM), o mercado de trabalho e políticas de combate ao racismo. Além das políticas de segurança pública, cujos efeitos sobre a criminalidade dão-se diretamente, outras políticas sociais podem gerar externalidades também sobre este fenômeno. Desta forma, o segundo objetivo desta tese foi o de avaliar o efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família (PEF) sobre as taxas de homicídios. O PEF foi instituído em 2004 no Estado de São Paulo e proporciona a abertura das escolas estaduais e municipais aos finais de semana para que a comunidade escolar e familiares participem de atividades socioeducativas. Implementado inicialmente em todos os municípios, em 2007 devido a mudança de governo, alguns municípios deixaram de participar do programa. A estratégia empírica consistiu em estimar, também para os anos 2000 e 2010, o modelo de Diferenças em Diferenças Espacial de Defasagem Espacial. Os resultados não sustentam que houve um aumento da criminalidade nos municípios que saíram do programa. Para o Estado de São Paulo também se observou que o PRONASCI, a presença de guarda municipal com porte de arma de fogo e a densidade são fatores de dissuasão sobre a criminalidade, enquanto o desemprego apresentou um efeito positivo. Assim, os resultados encontrados podem subsidiar a elaboração de políticas públicas para minimizar a criminalidade e seus efeitos sobre o bem-estar social e econômico.

Palavras-chave: 1. Avaliação de impacto 2. PRONASCI 3. Programa Escola da Família 4. Diferenças em Diferenças Espacial

ABSTRACT

Public security policies in Brazil under the perspective of the Economy of Crime: the cases of *PRONASCI* and *Programa Escola da Família*

Crime specifically in Brazil has reached increasingly alarming proportions, the consequences of which affect not only the victims, but the whole society. Public safety policies have been implemented in the country with the aim of mitigating this social problem. However, in general, the implementation of these policies is carried out without the support of studies on the most efficient mechanisms for minimizing crime, and without the monitoring of results during and after their completion. In this context, the present thesis sought to contribute to the studies of evaluation of public security policies, so necessary in a scenario of scarcity and misallocation of public resources. Thus, the first objective of this thesis consisted in evaluating the impact of the *Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania* (*PRONASCI*) on the homicide rate of the municipalities that received resources from the program. In order to reach this objective, it was estimated, for the years 2000 and 2010, the Differences in Differences Matching Spatial with Spatial Autocorrelation model. The results showed that the program was not effective in reducing the homicide rate. In addition, it was found that, at the national level, factors that have a bearing on crime and could be used to induce the reduction of homicides in the country are: the *Sistema de Monitoramento* (*INFOCRIM*), the labor market and combat policies to racism. In addition to public security policies, whose effects on crime are directly related, other social policies can also generate externalities on this phenomenon. Thus, the second objective of this thesis was to evaluate the effect of the exit of the municipalities of the *Programa Escola da Família* (*PEF*) on homicide rates. The *PEF* was established in 2004 in the State of *São Paulo* and provides for the opening of state and municipal schools on weekends so that the school community and family members participate in socio-educational activities. Implemented initially in all municipalities, in 2007 due to change of government, some municipalities stopped participating in the program. The empirical strategy consisted in estimating, also for the years 2000 and 2010, the Differences in Differences Spatial Autorregressive model. The results do not support that there was an increase in crime in the municipalities that left the program. For the State of *São Paulo*, it was also observed that *PRONASCI*, the presence of a municipal guard with a firearm and density are deterrent factors on crime, while unemployment had a positive effect. Thus, the results found may support the elaboration of public policies to minimize crime and its effects on social and economic well-being.

Keywords: 1. Impact assessment 2. *PRONASCI* 3. Programa Escola da Família 4. Differences in Differences Spatial

1. INTRODUÇÃO

Um dos grandes problemas enfrentados atualmente é o da criminalidade que, principalmente no Brasil, tem alcançado patamares cada vez mais alarmantes. O Brasil, país sem guerras, conflitos étnicos ou religiosos, tem uma das maiores taxas de homicídios do mundo (WASELFISZ, 2016). O relatório da UNODC (2014) estima que somente em 2012, 437.000 vidas foram ceifadas violentamente em todo o mundo, sendo a maior parcela destes óbitos registrada nas Américas, com 36%, enquanto o Brasil apresenta a sexta maior taxa de homicídios do continente, 25,2 por cem mil habitantes, atrás apenas de Honduras com 90,4, Venezuela, com 53,7, Belize com 44,7, El Salvador com 41,2 e Colômbia com 30,8.

Em 2016, o total de óbitos no Brasil foi de 61.143 (SIM/DATASUS, 2018), o que corresponde a uma taxa de homicídios de 29,80 por cem mil habitantes. Ao analisar os elementos característicos a cada ato criminoso no país, nota-se um perfil comum à maioria das ocorrências. Em geral, as vítimas são jovens, com baixa escolaridade, pardos, assassinadas nas vias públicas, nos períodos de maior interação social e os crimes são perpetrados com armas de fogo (CERQUEIRA e MOURA, 2013).

As consequências da elevada criminalidade perpassam desde a sensação de medo, a mudanças nos hábitos, perda de capital humano e de bem-estar social e econômico, aumento nos gastos públicos e privados com segurança, desvalorização imobiliária, entre outros. No que tange aos preços dos imóveis em regiões com elevada criminalidade, Rondon e Andrade (2003) e Teixeira e Serra (2006) evidenciam que o aumento no nível de criminalidade levou a uma desvalorização imobiliária nos municípios de Belo Horizonte e Curitiba, respectivamente.

Além disto, a perda de capital humano decorrente das vitimizações por homicídios no Brasil foi de R\$ 9,1 bilhões, em 2001 (YWATA *et al.*, 2008). No município de João Pessoa, no Estado da Paraíba, a perda de bem-estar agregada devido à sensação de insegurança causada pela criminalidade, em sua estimativa mais conservadora foi de aproximadamente R\$ 6,5 milhões, enquanto considerando a maior estimativa a perda foi de aproximadamente R\$ 105 milhões, em 2005 (ARAÚJO e RAMOS, 2009). Ademais, Silva e Beato Filho (2013) verificam que, em Belo Horizonte e municípios da região metropolitana, as vítimas de crimes alteram seu comportamento e hábitos devido ao medo de vitimização. Os autores também observam que o medo do crime também é maior entre mulheres e pessoas idosas. Embora as principais vítimas sejam homens e jovens.

Já o custo das mortes violentas dos jovens correspondeu a 1,5% do PIB do Brasil, em 2010 (CERQUEIRA e MOURA, 2013). Jaitman e Torre (2017) estimam que o custo direto com o crime e violência no Brasil, em 2014, foi de aproximadamente 3,78% do PIB, incluindo gastos públicos, privados e sociais. Nos custos diretos estão incluídos os gastos públicos e privados com segurança e, ainda, o custo social decorrente das vitimizações por crimes violentos. No cálculo do custo social, os autores consideram a perda da qualidade de vida das vítimas e a renda perdida dos indivíduos presos.

Diante das perdas expressivas e demais consequências impostas por esta mazela social, a qual a sociedade há séculos enfrenta, diversos pesquisadores de ciências distintas têm investigado os fatores que contribuem para a criminalidade e os mecanismos capazes de mitigá-la. Teoria da Anomia (MERTON, 1938), das patologias individuais (HAKENM, 1958; LOMBROSO, CRESSEY, 1968), da Desorganização Social (SAMPSON e GROVES, 1989; SAMPSON, 1997; ENTORF e SPENGLER, 2002), do Aprendizado Social (SUTHERLAND, 1973), Teoria

Econômica da Escolha Racional (BECKER, 1968; EHRLICH, 1973, 1996), entre outras, perfazem o campo teórico das abordagens que buscam identificar os determinantes da criminalidade¹.

A partir do artigo seminal de Becker (1968) e, posteriormente com Ehrlich e Becker (1972) e Ehrlich (1973), é que as investigações econômicas das causas da criminalidade se intensificam (TEIXEIRA, 2011) e passam a ser norteadas por um “sólido referencial teórico” (JUSTUS, 2012, p. 15). Para a Teoria Econômica da Escolha Racional de Becker (1968), a atividade ilegal é considerada uma atividade econômica, assim como qualquer outra atividade legal. O empresário da atividade ilegal é o ofensor, que decide racionalmente ofertar o crime, ponderando os custos e benefícios a serem auferidos com tal atividade.

Com base em tais teorias, a análise empírica dos determinantes da criminalidade subsidia os planejadores de políticas públicas na elaboração de ações eficientes e efetivas que minimizem os problemas causados pela criminalidade, e promovam o bem estar social e econômico. As intervenções de segurança pública implementadas no Brasil nos últimos anos têm sido elaboradas, em maior ou menor grau, sob o paradigma² da segurança cidadã.

Segundo Freire (2009), no paradigma da segurança cidadã, as ações, além de serem direcionadas ao controle da violência, voltam-se para a prevenção, principalmente aos locais e grupos de maior vulnerabilidade social. Além disto, de acordo com a autora, a segurança cidadã reconhece a multicausalidade da violência, logo as suas ações envolvem tanto o aspecto policial, quanto saúde, educação, esporte, entre outras. Neste sentido, para a autora, a implementação de políticas segundo este paradigma envolve a articulação dos governos Federal, Estadual e Municipal, bem como as comunidades locais e os diversos atores sociais interessados no controle da criminalidade.

Sob esta perspectiva, a Secretaria Nacional de Segurança Pública (SENASP) instituiu através da Lei nº 11.530/2007, o Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI), com ações de prevenção, controle e repressão da criminalidade, articuladas com órgãos federais, estaduais, municipais, Distrito Federal, famílias e comunidades. O PRONASCI, composto de programas, projetos e ações, tinha como foco os jovens, adolescentes e mulheres em situação de vulnerabilidade, regiões metropolitanas e territórios urbanos com elevados índices de crimes violentos.

De acordo com a SENASP (2016), as ações do PRONASCI com os estados, municípios e órgãos parceiros foram realizadas até 2010. Embora após 2011 os estados e municípios não tenham mais aderido ao PRONASCI, a SENASP tem trabalhado com a seleção de projetos, originados do PRONASCI, mediante editais de chamada pública. Os projetos que ainda estão em vigência são o Proteção de Jovens em Território Vulnerável (Protejo), Mulheres da Paz, Gabinetes de Gestão Integrada Municipais (SENASP, 2016) e ainda as Unidades de Polícia Pacificadora (UPP) (RUEDIGER, 2013).

De acordo com Ruediger (2013), devido a sua complexidade, o PRONASCI não foi efetivamente gerenciado pelo Ministério da Justiça, tão pouco desenhado para acomodar os conceitos tradicionais de políticas de segurança pública dos governos estaduais e em um período de quatro anos os recursos destinados às suas ações decresceram a praticamente zero. O autor destaca como possíveis fatores para a decadência do PRONASCI: a resistência da estrutura burocrática às mudanças propostas pelo programa; o controverso interesse dos estados em receber os recursos, mas resistirem ao monitoramento e às regras para a aplicação de tais recursos; e às mudanças políticas ocorridas em 2010. Contudo, o referido autor aponta os primeiros anos do programa como bem sucedidos, devido à elevada aprovação dos participantes em relação ao programa e ainda, ao rápido crescimento do montante de

¹ Para uma breve revisão das teorias, ver Cerqueira e Lobão (2004).

² “Toda a constelação de crenças, valores, técnicas, etc..., partilhadas pelos membros de uma comunidade determinada” (KUHN, 2003, p. 218) que influenciam a elaboração de políticas públicas (FREIRE, 2009, p. 49).

recursos direcionados às ações do programa, que passou de aproximadamente US\$ 1,8 bilhão, em 2008, para US\$ 2,6 bilhões em 2010 e em torno de US\$ 53 milhões em 2012.

Não obstante a satisfação dos participantes e o intenso crescimento dos recursos públicos despendidos ao programa, somente uma avaliação de impacto permite inferir quanto a sua efetividade. Em outras palavras, uma avaliação de impacto verifica se a implementação do programa levou a uma redução da criminalidade nos territórios participantes. Embora Barros e Coutinho (2016) avaliem o impacto do Protejo nas habilidades socioemocionais dos jovens participantes do programa, não há na literatura, que se tenha conhecimento até então, uma avaliação de impacto do PRONASCI sobre a criminalidade.

Neste sentido, a presente tese tem por objetivo avaliar o impacto do PRONASCI sobre a taxa de homicídios nos municípios brasileiros, entre os anos de 2000 e 2010. Devido aos fatores apontados por Ruediger (2013) quanto a complexidade do programa, não efetividade do seu gerenciamento, à resistência dos municípios às mudanças do programa, regras e monitoramento dos recursos, e ainda, aos desafios enfrentados no alcance dos objetivos destacados no Relatório de Auditoria do TCU (2010), a hipótese é a de que o programa não atingiu o seu objetivo de reduzir a criminalidade nos municípios participantes.

Embora o programa tenha finalizado, avaliar o seu impacto permitirá inferir quanto à qualidade da gestão dos recursos públicos despendidos ao programa e ainda subsidiar os gestores públicos na implementação e/ou aprimoramento de outras políticas de segurança (BARROS e LIMA, 2016). Além disto, esta tese torna-se ainda mais relevante no atual contexto de criação do Plano Nacional de Segurança Pública e Defesa Social (PNSPDS), instituído em junho de 2018, que aponta como uma das premissas norteadoras do plano, o monitoramento e a avaliação das ações de segurança pública (SEGURANÇA, 2018).

Além do PRONASCI, em âmbito nacional, outras políticas setoriais em nível estadual e municipal implementadas nos últimos anos se enquadram no paradigma da segurança cidadã. O Programa Escola da Família (PEF) contém alguns elementos deste paradigma, embora não contemple ações policiais. O programa tem por objetivo a redução da vulnerabilidade infanto-juvenil, de forma que os efeitos de suas ações podem transbordar para a criminalidade. Além disto, as atividades são realizadas de maneira articulada entre os atores sociais e visam à promoção da cidadania. Instituído pelo Decreto nº 48.781/2004, o programa permite a abertura das escolas estaduais do Estado de São Paulo nos finais de semana, onde são realizadas atividades socioeducativas para os jovens, familiares e toda a comunidade. Apesar de aproximadamente 96% das escolas terem recebido recursos inicialmente, nem todas aderiram ao programa (TAVARES e TOMASOVIC, JR, 2011). No ano de 2007, após a mudança do governo do estado e da Secretaria de Estado de Educação houve uma redução de aproximadamente 43% das escolas participantes.

Tavares e Tomasovic Junior (2011) avaliam o impacto do PEF nos atos de violência escolar das escolas do Estado de São Paulo e evidenciam que o programa reduz os atos de violência. Já Itaú Social (2005) avaliam o impacto do Programa Escola da Família sobre a criminalidade no entorno das escolas estaduais da região metropolitana de São Paulo aos finais de semana, e encontram evidências de redução nas ocorrências de atos violentos, vandalismo e crimes contra o patrimônio nas escolas participantes. Ainda que as avaliações de impacto do programa sobre a violência escolar tenham apresentado evidências quanto a sua efetividade, o expressivo volume de escolas que deixou de participar do programa pode ter impactado na criminalidade dos municípios de forma geral e na violência escolar de forma específica.

Assim, o segundo objetivo desta tese é verificar o efeito da saída das escolas do programa sobre a criminalidade dos municípios, sob a hipótese de que ter deixado de participar do programa aumentou os homicídios

nos municípios. Apesar de tratar-se de um programa de educação, suas atividades podem trazer benefícios na educação, qualificação e nas relações interpessoais dos participantes. Tais fatores poderiam aumentar o custo de oportunidade de cometer um ato ilegal, reduzindo assim, a criminalidade.

Uma vez que a presente tese propõe avaliar, de alguma forma, os efeitos do PRONASCI e do PEF na dinâmica da criminalidade dos municípios brasileiros e paulistas, respectivamente, não se deve negligenciar nas estimações a possível presença de transbordamentos espaciais, para os quais a literatura dos estudos econômicos da criminalidade já apresentou evidências de sua presença (OLIVEIRA, 2008; JUSTUS e SANTOS FILHO, 2011; DELBECQ *et al.*, 2013; CABRAL, 2016; NICHOLS e TOSUN, 2017; TORRES-PRECIADO, *et al.*, 2017). Assim, a estratégia empírica para alcançar os objetivos propostos consistirá na estimação do método de Diferenças em Diferenças com Pareamento (DIDM) e Diferenças em Diferenças (DID) e, uma vez identificada a presença de interação espacial, estimar-se-á o método de Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento (SDIDM) e Diferenças em Diferenças Espacial (SDID).

Desta forma, a presente tese pretende contribuir com a literatura de avaliação de impacto e da Economia do Crime. Em relação à Economia do Crime, por apresentar evidências empíricas da Teoria Econômica da Escolha Racional, tendo em vista que as ações de ambos os programas podem, de alguma maneira, reduzir a oferta de crimes. O investimento em capital humano advindo das ações oferecidas pelo PRONASCI, seja através do investimento na estrutura policial ou na formação, ao possibilitar maior eficiência da atividade policial, aumentaria a probabilidade de apreensão e condenação, reduzindo o número de crimes. Além disto, as ações de cultura, educação e esporte realizadas com os jovens e de prevenção e enfrentamento da violência, realizadas com as mulheres, também poderiam aumentar o custo de oportunidade da atividade ilegal. Da mesma forma, o Programa Escola da Família com as ações de formação também contribui para o incremento no capital humano, aumentando o custo de oportunidade dos indivíduos, reduzindo o retorno esperado da atividade e, por sua vez, a criminalidade. Assim também, as ações do PEF tendem a aumentar a coesão social das comunidades, levando a uma redução da criminalidade.

Além disto, a contribuição para a literatura de avaliação de impacto e, especificamente, de programas de segurança pública, está em aplicar a recente metodologia Diferenças em Diferenças Espacial, que insere controles espaciais na estimação e permite obter estimativas consistentes e eficientes dos parâmetros de interesse. A aplicação da referida metodologia nesta tese, sucede apenas ao trabalho de Cabral (2016) para o Brasil e está dentre os primeiros em âmbito mundial, que seja de conhecimento dos autores desta tese. Além do SDID, a aplicação do Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento também para avaliação de impacto de política de segurança, será a primeira que se tenha conhecimento até o momento.

Ademais, esta será a primeira avaliação de impacto do PRONASCI, considerando todas as suas ações, programas e projetos, sobre os homicídios dos municípios brasileiros. Não obstante o declínio do referido programa, o total de recursos despendidos com suas atividades foi demasiadamente significativo para ser esquecido. Ruediger (2013) destaca que, no período de 2008 a 2012, o total de recursos alocados para o PRONASCI foi de mais de U\$ 8 bilhões. Pretende-se com isto, auxiliar os tomadores de decisão quanto a alocação de recursos públicos em ações de segurança pública que, de fato, sejam efetivas. Bem como, contribuir com o debate sobre avaliação de impacto, tão necessário, diante da escassez e má gestão dos recursos públicos.

Esta também será a primeira avaliação do Programa Escola da Família sobre os homicídios dos municípios paulistas. Contudo, a estratégia adotada por esta tese é um diferencial em relação àquela considerada de praxe em avaliações de impacto. Ao invés de se considerar como grupo de tratamento os municípios que

desenvolveram as ações do programa, considerar-se-ão como tratados os municípios que não mais participam do programa.

Além desta introdução, esta tese está estruturada em outros cinco capítulos. No Capítulo 2, é apresentada a Teoria Econômica da Escolha Racional que oferece o arcabouço teórico para a análise empírica. No Capítulo 3 discutem-se os programas e projetos de segurança pública já implementados no Brasil, bem como as evidências empíricas para a Economia do Crime. No Capítulo 4 discutem-se as metodologias econométricas utilizadas para alcançar os objetivos propostos. No Capítulo 5 são apresentados os resultados do PRONASCI e finalizando o capítulo, os resultados do Programa Escola da Família. As considerações finais são apresentadas no Capítulo 6.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

O comportamento criminoso há séculos tem sido objeto de estudo de diversas ciências, que atribuem às motivações deste comportamento desde fatores patológicos – assumindo que os criminosos têm certas características físicas e psicológicas comuns, condenando à criminalidade todos os portadores de tais características –, perpassando por fatores sociais e de oportunidades, até a escolha racional do agente econômico pela atividade ilegal.

As investigações econômicas das causas da criminalidade, intensificadas principalmente nos últimos cinquenta anos, têm como precursor Becker (1968), cuja obra tornou-se referência para a Economia do Crime. Apesar da recente participação dos economistas nos estudos da atividade ilegal, Adam Smith, Beccaria e Bentham há muito tempo já haviam deixado as suas contribuições para esta área de pesquisa (EHRlich, 1996). Beccaria e Bentham aplicaram o cálculo econômico para modelar o comportamento ilegal a partir da escolha racional (BECKER, 1968). Bentham (1843) já havia observado que o lucro da atividade criminal é a motivação para o indivíduo ingressar nesta atividade, enquanto a dor da punição é o mecanismo utilizado para dissuadi-lo, sendo o crime cometido quando o lucro é maior que a dor. Neste sentido, a Teoria Econômica da Escolha Racional seria um esforço de modernização dos estudos antecessores (BECKER, 1968).

Na referida teoria, o crime é considerado uma atividade econômica, mesmo que ilegal. Assim como o empresário da atividade legal que aloca os recursos de forma a maximizar o lucro, o criminoso enquanto empresário da atividade ilegal, age racionalmente, ponderando os custos e benefícios das atividades, e investe na atividade ilegal quando os benefícios superarem os custos. Deste modo, qualquer indivíduo está propenso a ingressar no mercado ilegal. O que diferencia um agente de outro são os custos e benefícios. Assim, tanto os ofensores, quanto os não ofensores respondem a incentivos (EHRlich, 1973), tal que, o indivíduo cometerá uma ofensa se, a sua utilidade esperada for maior do que a utilidade que ele obterá empregando seu tempo e recursos em outras atividades (BECKER, 1968).

A dicotomia existente no modelo é evidente. De um lado, tem-se o agente econômico que maximiza a sua utilidade esperada e de outro, a sociedade que espera minimizar a perda social das ofensas (MILES, 2005). Embora ninguém deseje tornar-se um cliente do mercado ilegal, de acordo com a teoria, há uma quantidade demandada de bens (crimes) considerada socialmente ótima. Cabe aos tomadores de decisão a adoção de políticas que sejam capazes de induzir as escolhas dos agentes, de forma a minimizar a perda social, através de uma alocação ótima de recursos. Neste ponto reside o que Becker considera como a principal contribuição do seu trabalho, isto é, mostrar que políticas ótimas de dissuasão do comportamento ilegal são parte da alocação ótima de recursos. Contudo, cabe destacar que o autor apresenta um modelo econômico, ou seja, uma simplificação da realidade à luz dos fatores mais importantes para o problema em análise (CHIANG, 2006).

A seguir apresenta-se o modelo econômico da escolha racional de Becker (1968). O autor considera como crime qualquer tipo de violação. As medidas para proibir ou limitar esta atividade seriam motivadas pelos danos por ela causados. Assim, quanto maior o nível da atividade criminal ou o número de ofensas, O_i , maior tende a ser o dano causado, H_i :

$$H_i = H_i(O_i) \quad (2.1)$$

$$H'_i = \frac{dH_i}{dO_i} > 0 \quad (2.2)$$

O conceito e a função apresentados vêm das discussões econômicas das atividades que causam externalidades. Segundo Mas-Colell *et al.* (1995, p. 352), quando o bem-estar de um consumidor ou a possibilidade de produção de uma firma é diretamente afetado pela ação de outro agente, diz-se que há externalidade. Assim, a produção de ofensas gera externalidades negativas aos não ofensores.

Se, de um lado, a atividade criminal causa prejuízo para alguns indivíduos, por outro, ela traz ganhos aos seus ofensores. Supõe-se que o valor social do ganho dos ofensores aumente com o número de ofensas³:

$$G = G(O) \quad (2.3)$$

$$G' = \frac{dG}{dO} > 0 \quad (2.4)$$

Logo, o custo ou dano líquido da atividade criminal para a sociedade é a diferença entre os danos e ganhos:

$$D(O) = H(O) - G(O) \quad (2.5)$$

Os ofensores, normalmente, recebem ganhos marginais decrescentes, $G'' < 0$, e causam danos marginais crescentes, $H'' > 0$, para cada ofensa adicional:

$$D'' = H'' - G'' > 0 \quad (2.6)$$

Uma vez que unidades adicionais de ofensas aumentam os danos e ganhos, $H' > 0$ e $G' > 0$, o sinal de D' depende das respectivas magnitudes relativas, logo:

$$D'(O) > 0 \text{ para todo } O > O_\alpha \text{ se } D'(O_\alpha) \geq 0 \quad (2.7)$$

Ou seja, o dano líquido marginal para a sociedade será positivo para um dado nível de atividade superior a O_α , desde que o dano marginal em O_α seja maior ou igual a zero.

Dentre os custos da violência e criminalidade estão os custos com apreensão e condenação dos ofensores, cujos recursos são destinados às instituições policiais e ao sistema judiciário. Segundo Becker (1968), quanto maior o investimento nos insumos de produção da polícia e do judiciário mais facilmente os crimes são descobertos e os ofensores condenados. Assim, o autor estabelece uma função de produção das atividades da polícia e do judiciário, em termos da força de trabalho, equipamentos, e capital, dada por $A = f(m, r, c)$, sendo m , r , e c , os preços dos insumos de produção, respectivamente. Logo, o aumento da atividade criminal implica em maior custo com apreensão e condenação:

$$C = C(A) \quad (2.8)$$

³ O autor simplifica a análise omitindo o subscrito i , devendo-se considerar apenas uma atividade criminal.

$$C' = \frac{dC}{dA} > 0 \quad (2.9)$$

Empiricamente, Becker sugere mensurar a atividade criminal a partir do número de ofensas descobertas por condenação:

$$A \approx pO \quad (2.10)$$

em que p é a probabilidade de ser condenado. Substituindo (2.10) em (2.8), tem-se que o aumento na probabilidade de condenação ou no número de ofensas, aumenta o custo de apreensão e condenação:

$$C_p = \frac{\partial C(pO)}{\partial p} = C'O > 0 \quad (2.11)$$

$$C_o = \frac{\partial C(pO)}{\partial o} = C'p > 0 \quad (2.12)$$

Jaitman e Torre (2017) estimam que o custo direto com o crime e violência no Brasil, em 2014, foi de aproximadamente 3,78% do PIB, incluindo gastos públicos, privados e sociais. Todavia, esta é uma subestimativa dos custos do mercado ilegal, pois não inclui além dos custos indiretos, os custos com evasão fiscal, de colarinho branco, dentre outros. Dentre os custos indiretos mencionados pelos autores estão a renda perdida e os custos para minimizar os riscos de vitimização. Os autores ainda mencionam os custos indiretos intangíveis tais como medo, dor, sofrimento, desconfiança nas instituições, entre outros.

Becker destaca que apesar da diversidade de teorias que tentam explicar o comportamento criminoso, a grande maioria concorda que, *coeteres paribus*, aumentar a probabilidade de condenação ou a punição, em geral, reduz a atividade criminal. Assim, o autor pressupõe que o número de ofensas cometidas por um indivíduo j ou o nível de atividade criminal, representado por O_j , é função da probabilidade de condenação, p_j ; da punição a ser paga por ofensa, f_j ; e um termo, u_j , que resume quaisquer variáveis que poderiam afetar a decisão do indivíduo em cometer um crime, tais como, escolaridade, disposição, a renda obtida com atividades legais e ilegais, *background* familiar, travas morais, entre outras. Assim, a função de oferta de ofensas pode ser representada por:

$$O_j = O_j(p_j, f_j, u_j) \quad (2.13)$$

Há um efeito de incerteza neste modelo, tendo em vista que o ofensor pagará a punição apenas se ele for condenado. Então, se o ofensor, j , for condenado, ele pagará f_j , caso contrário, $f_j = 0$. Logo, a atividade criminal pode ser reduzida via aumento na probabilidade de condenação ou no valor da punição, pois ao aumentar p_j , e f_j , reduz-se a utilidade esperada do ofensor ao perpetrar um ato ilegal. Em outras palavras, a oferta de crimes é alterada via mudanças na utilidade esperada do ofensor potencial, que é dada por:

$$EU_j = p_j U_j(Y_j - f_j) + (1 - p_j) U_j(Y_j) \quad (2.14)$$

em que U_j é a função utilidade esperada do ofensor potencial; Y_j denota a renda, monetária e psíquica, auferida com o crime; e f_j corresponde a punição em termos monetários. Consideram-se dois estados da natureza mutuamente excludentes: no primeiro estado, o ofensor é condenado com probabilidade subjetiva p_j e recebe o retorno líquido do crime; no estado da natureza dois, o ofensor não é condenado, com probabilidade subjetiva $(1 - p_j)$ auferindo o retorno bruto do crime. Assim, dados os riscos envolvidos na atividade criminal, o ofensor potencial escolherá a alternativa que maximiza a sua utilidade esperada.

Pressupondo que a utilidade marginal da renda é positiva, $\frac{\partial EU_j}{\partial Y_j} > 0$, a utilidade marginal a ser obtida por j com o crime é decrescente em p_j e em f_j , isto é, o aumento na probabilidade de condenação ou da punição por ofensa, reduz a utilidade esperada com o crime, o que implicaria em uma redução no número de ofensas, seja devido a maior probabilidade de pagar um preço ou porque o próprio preço a ser pago aumentaria. Matematicamente, tem-se, respectivamente, para p_j e f_j :

$$\frac{\partial EU_j}{\partial p_j} = U_j(Y_j - f_j) - U_j(Y_j) < 0 \text{ e } O_{p_j} = \frac{\partial O_j}{\partial p_j} < 0 \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial EU_j}{\partial f_j} = -p_j U'_j(Y_j - f_j) < 0 \text{ e } O_{f_j} = \frac{\partial O_j}{\partial f_j} < 0 \quad (2.16)$$

Um aumento percentual em p_j na mesma magnitude da redução em f_j não alteraria a renda esperada com a ofensa ($EY_j = p_j(Y_j - f_j) + (1 - p_j)Y_j = Y_j - p_j f_j$), mas alteraria a utilidade esperada devido a mudanças no risco. Logo, o aumento em p_j reduziria a utilidade esperada e o número de crimes. Se o ofensor potencial é amante do risco o aumento em p_j , reduz o número de ofensas, mais do que um aumento de mesma magnitude em f_j . Por outro lado, se o ofensor é avesso ao risco, o aumento em f_j teria um maior efeito na atividade criminal do que o mesmo aumento em p_j . O mesmo efeito é observado no número de ofensas para iguais aumentos em p_j e f_j , se o ofensor é neutro ao risco.

Becker (1968, p. 179) destaca que um resultado conhecido diz que, no equilíbrio, os rendimentos reais de agentes em atividades de risco são relativamente menores ou maiores se os agentes são avessos ou amantes do risco, respectivamente. Para os ofensores amantes do risco, a renda real seria menor, na margem, do que os rendimentos que receberiam em atividades legais menos arriscadas, enquanto para os ofensores avessos ao risco esta relação é inversa. O autor discute ainda que se o crime compensa ou não é uma implicação das atitudes dos ofensores em relação ao risco e, portanto, não estaria relacionada com a eficiência policial ou com os investimentos para combater o crime. Mas, se, maior ou menor preferência pelo risco é influenciada pelos valores de p_j e f_j , então se poderiam manipular os valores destes parâmetros, de forma a deixá-los em regiões em que o crime não compensa. Segundo Ehrlich (1973), a decisão de entrar para o crime independe dos ganhos monetários esperados para pessoas com preferência ao risco. Por outro lado, os indivíduos avessos ao risco ou àqueles que respeitam a lei podem decidir entrar para o crime somente quando os ganhos monetários esperados são muito altos.

A oferta de ofensas de mercado é a soma das ofertas individuais, O_j , que depende do conjunto de p_j , f_j e u_j . Apesar de tais variáveis diferirem entre os indivíduos devido às suas diferenças, para simplificar a análise são

considerados os valores médios de p , f e u . O valor médio de p pode ser definido como $\sum_{j=1}^n \frac{O_j p_j}{\sum_{i=1}^n O_i}$. Analogamente para as demais variáveis. Portanto, a função de oferta de ofensas de mercado é representada por:

$$O = O(p, f, u) \quad (2.17)$$

A função de oferta de crimes agregada pode representar a atividade criminal de uma unidade espacial, por exemplo, município ou estado. Becker (1968) pressupõe que esta função tem as mesmas propriedades das funções de ofertas individuais. Logo, a relação seria inversa em p e f . Da mesma forma, também se poderiam antecipar os efeitos de mudanças nos componentes do termo u sobre o número de ofensas cometidas por um indivíduo e, no agregado, na unidade espacial⁴.

Assim, um aumento no nível de escolaridade do indivíduo, por exemplo, pode aumentar a renda obtida em atividades legais, aumentando o seu custo de oportunidade em ingressar no mercado ilegal, que por sua vez reduziria o número de ofensas (BECKER, 1968). Contudo, com maior renda, as vítimas potenciais tornam-se economicamente mais atrativas, o que aumentaria o retorno do ofensor com a atividade ilegal, aumentando o número de crimes. Além disso, uma maior escolaridade pode estar associada ao menor custo no cometimento de crimes, o que aumentaria a oferta criminal (FAJNZYLBER *et al.*, 2002; GUTIERREZ *et al.*, 2004). Uma implicação direta disto é que uma maior escolaridade pode tornar o ofensor mais hábil na atividade ilegal, o que aumentaria as suas chances de sucesso, reduzindo a probabilidade de ser apreendido e, por sua vez, condenado.

A renda também apresenta efeitos ambíguos. Ao mesmo tempo em que o maior nível de renda no mercado legal poderia reduzir a atividade criminal devido ao maior custo de oportunidade de investir no crime, conforme previsto no modelo (BECKER, 1968), maior renda também torna as vítimas economicamente mais atrativas, aumentando o retorno esperado com a atividade ilegal. Como anteriormente destacado, outro efeito da renda mais elevada, seja em consequência de maior nível de escolaridade ou não, é que o indivíduo poderia investir em medidas de proteção, como alarmes, vigilância, entre outros, o que aumentaria a probabilidade de o ofensor ser apreendido, aumentando o custo de oportunidade do crime. Concomitantemente, com maior renda o indivíduo poderia reduzir a probabilidade de condenação e a punição da ofensa contratando bons advogados (EHRlich e BECKER, 1972), o que aumentaria o número de ofensas.

Como observado, no modelo beckeriano a redução da criminalidade ocorre via mudanças nos incentivos dos ofensores potenciais, ou seja, redução dos benefícios e aumento dos custos com o crime. Dentre os custos do ofensor está a punição, que será paga se, apreendido e condenado. O custo para o ofensor dos diversos tipos de punições pode ser comparável, convertendo-as em seu equivalente valor monetário. Em casos de multas este valor é diretamente medido e além dos custos de cobrança, as multas enquanto custos para os ofensores são recebidas como receita por outros agentes. Todavia, em geral as punições afetam outros indivíduos além dos ofensores. Por exemplo, o encarceramento, envolve gastos com guardas, supervisão, infraestrutura, entre outros.

Assim, Becker (1968, p. 180) define o custo social da punição como o custo dos ofensores mais o custo ou menos o ganho de outros indivíduos. Para multas o custo social é aproximadamente zero, mas para outras punições normalmente o custo social é superior ao custo dos ofensores, devido aos outros agentes prejudicados.

⁴ Almeida (2012) alerta para os resultados equivocados que podem advir de inferências feitas para o nível individual, a partir de dados agregados – a falácia ecológica. O autor recomenda que dados individuais sejam utilizados para analisar o comportamento individual, assim como, dados agregados para analisar o comportamento agregado.

Portanto, o custo social da punição é maior do que aquele pago pelo ofensor. Assume-se o custo social em termos dos custos dos ofensores como:

$$f' \equiv bf \quad (2.18)$$

em que f' é o custo social; f é o custo por ofensa; b é o coeficiente que transforma o custo por ofensa em custo social. A magnitude de b varia de acordo com o tipo de punição. Para punições mais brandas, como multas, por exemplo, $b \cong 0$, já para penas mais severas, tais como prisão, $b > 1$.

Considerando os parâmetros e as funções supracitadas, poder-se-ia reduzir o número de ofensas via políticas sociais ou intervenções que, de acordo com os objetivos, dissuasão ou o ajuste da punição ao crime, por exemplo, aumentassem p e f . Todavia, o aumento arbitrário de p e f desconsidera o custo social da ofensa através do seu custo em combater ofensas, C , para o caso de um aumento em p , e desconsidera o efeito no custo da punição, bp , para o aumento em f . Assim, Becker destaca que é preciso ponderar adequadamente os danos causados pelas ofensas, os custos de apreensão e condenação dos ofensores, bem como o custo social das ofensas e pressupõe que a sociedade tem uma função de perda social das ofensas, representada por:

$$L = L(D, C, bp, O) \quad (2.19)$$

Pressupõem-se variações crescentes na perda social para incrementos adicionais nos danos, $\left(\frac{\partial L}{\partial D} > 0\right)$, nos custos de apreensão e condenação, $\left(\frac{\partial L}{\partial C} > 0\right)$ e no custo social das ofensas, $\left(\frac{\partial L}{\partial bf} > 0\right)$. Por conveniência, pressupõe-se também que, a função de perda social é análoga a perda social total em termos de renda real de ofensas, condenações e punições. Neste caso, a função é dada por:

$$L = D(O) + C(p, O) + bpfO \quad (2.20)$$

em que, $bpfO$ representa a perda social total das punições, com bf denotando a perda por ofensa punida e pO , o número de ofensas punidas. A minimização da perda social, L , requer a definição dos parâmetros da função. Diretamente sob o controle social estão o custo de combater ofensas, C ; a punição por ofensa, f ; e o tipo de punição, b . Escolhidas tais variáveis, através das funções D , C e O , determina-se indiretamente, p , O e D , e a perda social das ofensas, L .

Por conveniência analítica pressupõe-se que os parâmetros de decisão são p , ao invés de C , f e pressupõe-se que $b > 0$ é uma constante dada, cujas quantidades ótimas são obtidas através das condições de primeira ordem:

$$\frac{\partial L}{\partial f} = D'O_f + C'O_f + bpfO_f + bpO = 0 \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial L}{\partial p} = D'O_p + C'O_p + C_p + bpfO_p + bpO = 0 \quad (2.22)$$

Se O_p e O_f são diferentes de zero, pode-se dividir (2.21) por O_f e (2.22) por O_p , para obter, respectivamente:

$$D' + C' = -bpf - bp\frac{O}{O_f} \quad (2.23)$$

$$D' + C' + C_p \frac{1}{O_p} = -bpf - bp\frac{O}{O_p} \quad (2.24)$$

Sabendo que as elasticidades da oferta de crimes para variações em f e p são, respectivamente:

$$\varepsilon_f = -\frac{f}{O_f} O_f \quad (2.25)$$

$$\varepsilon_p = -\frac{p}{O_p} O_p \quad (2.26)$$

Podem-se recombinar os termos de (2.23) com (2.25) e (2.24) com (2.26) e obter:

$$D' + C' = -bpf \left(1 - \frac{1}{\varepsilon_f}\right) \text{ ou } Cmg_f = Rmg_f \quad (2.27)$$

$$D' + C' + C_p \frac{1}{O_p} = -bpf \left(1 - \frac{1}{\varepsilon_p}\right) \text{ ou } Cmg_p = Rmg_p \quad (2.28)$$

No lado esquerdo de ambas as equações, tem-se o custo marginal de aumentar o número de ofensas, através de reduções em f , Equação (2.27) e p , Equação (2.28). Visto que $C' > 0$, Equação (2.9), e pressupondo que a oferta de ofensas está na região em que $D' > 0$, Equação (2.7), então o custo marginal de aumentar o número de ofensas através das punições deve ser positivo, $Cmg_f > 0$. Como visto na Equação (2.11), uma redução na probabilidade de condenação reduz o custo de apreensão e condenação, $C_p > 0$, e como $O_p < 0$, então, o custo marginal de aumentar O deve ser menor quando p é reduzido ao invés de f , $Cmg_p < Cmg_f$, conforme pode ser observado no Gráfico 1. Do lado direito das equações, tem-se as receitas marginais (Rmg) e, embora a receita média seja negativa, $-bpf$, as receitas marginais poderiam ser positivas desde que $\varepsilon_f < 1$ e $\varepsilon_p < 1$. Portanto, a minimização da perda social é alcançada no ponto de equilíbrio, como também pode ser observado no Gráfico (1), em que as receitas marginais se igualam aos custos marginais. Assim como $Cmg_p < Cmg_f$, a receita marginal de p também deve ser menor que a de f , $Rmg_p < Rmg_f$, se $\varepsilon_p > \varepsilon_f$. Como Becker destaca, esta é a condição indicativa de que os ofensores são amantes do risco e, portanto, o crime não compensa.

Assim, políticas públicas poderiam assegurar que o crime não compensa escolhendo p e f na região em que os ofensores são amantes do risco. Os parâmetros supracitados, probabilidade de condenação, punição, renda, escolaridade e outros que também influenciam a decisão do indivíduo pelo crime, podem ser alterados através de políticas sociais e de segurança pública, como forma de prevenir, controlar e reprimir as atividades ilegais e minimizar os seus impactos sociais e econômicos. Disso decorre a importância de se avaliar o impacto de tais políticas, de forma a identificar quais os mecanismos mais efetivos para intervir no mercado ilegal dada a heterogeneidade dos indivíduos, das unidades espaciais e da manifestação da criminalidade.

Gráfico 1 – Receita marginal e custo marginal das ofensas

Fonte: Becker (1968)

Neste sentido, as políticas analisadas nesta tese podem apresentar efeitos negativos sobre a oferta criminal, dissuadindo os ofensores de ingressarem no mercado ilegal. Assim, o PRONASCI com sua diversidade de ações poderia reduzir a criminalidade de algumas formas. De um lado, o projeto Bolsa-Formação, que investiu na qualificação dos profissionais da segurança pública, ao propiciar maior eficiência da polícia, aumentaria a probabilidade de apreensão e condenação, reduzindo o retorno esperado com a atividade ilegal e consequentemente, a oferta de crimes.

De outro lado, o projeto de Proteção de Jovens em Território Vulnerável, que ofereceu atividades de educação, cultura e esporte, e ainda, o projeto Mulheres da Paz com ações de prevenção e enfrentamento da violência, poderiam aumentar o nível educacional, a renda, a coesão social, propiciar melhores oportunidades de trabalho, entre outros fatores, também poderiam reduzir o retorno esperado com a atividade ilegal, reduzindo a atividade criminal.

Embora o Programa Escola da Família não desenvolva ações propriamente de segurança pública, tais como, aumento do efetivo policial, o programa visa reduzir a vulnerabilidade de crianças e adolescentes com ações socioeducativas, oferecendo atividades aos jovens, familiares e comunidade. O programa também oferece o projeto Bolsa Universidade destinado aos estudantes universitários, para que atuem como estagiários no programa. Assim, o programa através de uma melhoria na educação, nas relações interpessoais, redução da desorganização social e do tempo ocioso dos participantes, poderia aumentar o custo de oportunidade do crime, reduzir o retorno esperado da atividade ilegal e, por conseguinte, a criminalidade.

Neste sentido, a Equação (2.17) será utilizada na abordagem empírica desta pesquisa para avaliar os efeitos do PRONASCI e do Programa Escola da Família sobre os homicídios. O PRONASCI, como *proxy* para os termos p e f , tentará captar o efeito de dissuasão sobre a criminalidade. Além disso, o referido programa também

pode ser considerado *proxy* para o termo u , pois as atividades de controle social podem alterar o custo de oportunidade e também fortalecer as relações na comunidade em que os indivíduos estão inseridos. Da mesma maneira, o PEF será *proxy* para o termo u do modelo.

Não obstante tratar-se de um modelo microeconômico ao analisar os custos e benefícios individuais de se cometer um ato ilegal e, ainda, considerar como crime quaisquer atos ilegais, a aplicação empírica deste modelo representa um desafio ao pesquisador, conforme será discutido na seção 3.2. De tal modo que, empiricamente, em geral, o modelo é testado com dados agregados, em nível de município, por exemplo, e considerando a taxa de homicídios como *proxy* para o termo O do modelo, devido a disponibilidade dos dados. Desta forma, o capítulo a seguir além de apresentar um panorama da segurança pública no Brasil, aborda as evidências da Economia do Crime e as suas limitações empíricas.

3. LITERATURA

O presente capítulo apresenta brevemente aspectos da segurança pública no Brasil da Ditadura Militar até os dias atuais. Esta análise permite compreender a elaboração das estratégias de segurança implementadas no Brasil a partir dos paradigmas que nortearam cada período. Em seguida são apresentadas as evidências empíricas da Economia do Crime e os efeitos de políticas sociais sobre a criminalidade, a fim de se entender os mecanismos que afetam a criminalidade nas diversas localidades do Brasil e do mundo.

3.1 Segurança pública no Brasil

A definição das estratégias de segurança a serem implementadas em um determinado período e região, segundo Freire (2009), estão associadas aos paradigmas que as norteiam. A autora faz um recorte na história da segurança pública do Brasil, especificamente a partir do período militar, e evidencia três paradigmas que orientaram a segurança no país: Segurança Nacional, Segurança Pública e Segurança Cidadã. A Figura 1 apresenta a linha cronológica destes paradigmas, além das principais políticas públicas inseridas em cada contexto.

Figura 1 – Paradigmas da Segurança Pública no Brasil e políticas de segurança públicas
Fonte: Adaptado de Segurança (2018, p. 22)

Sob o paradigma da Segurança Nacional a prioridade é a defesa do Estado, dos interesses nacionais, justificando o uso da força contra qualquer ameaça ao Estado, seja externa, contra o comunismo ou interna, contra qualquer indivíduo que se opusesse a ordem então estabelecida (FREIRE, 2009). Ainda de acordo com Freire, este período caracterizou-se por ações repressivas do Estado através das Forças Armadas e órgãos especiais.

Com o término do regime militar, a Constituição da República Federativa do Brasil de 1988 trouxe uma nova perspectiva para a segurança pública. No artigo 144, a Constituição estabelece que a segurança pública, embora dever do Estado é responsabilidade e direito de todos, devendo ser exercida através das polícias federal, rodoviária federal, ferroviária federal, civis e militares e os corpos de bombeiros militares. Além de atribuir as funções de cada instituição e diferenciá-las do papel a ser exercido pelas Forças Armadas, quais sejam defesa da Pátria e garantia dos poderes constitucionais, a Constituição possibilitou ainda a implementação de guardas municipais, tendo por

objetivo a proteção dos bens, serviços e instalações dos municípios. A definição dos distintos papéis das polícias e do Exército destaca as diferentes funções da Segurança Nacional e Segurança Pública: defesa contra ameaças externas e defesa interna, respectivamente (FREIRE, 2009). A Constituição delegou a reponsabilidade da segurança pública à polícia (RIBEIRO e BASTOS, 2012) prioritariamente aos Estados e não menciona a função de outras instituições governamentais, dos municípios e da comunidade para a prevenção da violência (FREIRE, 2009, p. 51).

Farah (2001, p. 123) destaca dentre as características das políticas sociais implementadas no país até o começo dos anos 1980, “a exclusão da sociedade civil no processo de formulação, implementação e controle das políticas”, programas e ações governamentais. Não obstante o compromisso com a segurança pública estabelecido na Constituição de 1988, as políticas de segurança pública até então tinham um caráter emergencial (CARVALHO e SILVA, 2011), enquanto solução imediata às ameaças da ordem pública (SAPORI, 2007). Apenas dez anos após a promulgação da Constituição de 1988 é que se reconheceu a complexidade da criminalidade, adotando estratégias “tático-operacionais e político-sociais”, norteadas pela democracia e respeito aos direitos humanos (CARVALHO e SILVA, 2011, p. 62).

Neste contexto, em 1995, no então Governo Fernando Henrique Cardoso, criou-se a Secretaria de Planejamento de Ações Nacionais de Segurança Pública (SEPLANSEG), que dois anos depois se transformaria na Secretaria Nacional de Segurança Pública (SENASP). Dentre as atribuições da SENASP estão assessorar o Ministro de Estado na formulação, implementação e acompanhamento da Política Nacional de Segurança Pública e dos programas de segurança pública do Governo Federal, promover a integração das instituições de segurança pública e articulação de organismos governamentais e não governamentais (BRASIL, 2017).

Um marco na história da segurança pública no Brasil por propor ações de prevenção e repressão, o Plano Nacional de Segurança Pública, criado no ano 2000, tinha como objetivo a melhoria das agências de segurança pública, principalmente em áreas com alta criminalidade (CARVALHO e SILVA, 2011). Para apoiar o referido plano e demais projetos dos Governos dos Estados, Distrito Federal e os Municípios com as guardas municipais, no mesmo ano, instituiu-se o Fundo Nacional de Segurança Pública (PLANALTO, 2017).

Em 2003, a SENASP consolidou-se como órgão central das ações de segurança pública do país, cujo maior objetivo era a implantação do Sistema Único de Segurança Pública (SUSP) (SENASP, 2007, p. 7). O SUSP tinha por objetivo articular estratégias de segurança pública em todas as esferas do poder (FREIRE, 2009), as ações realizadas estavam incluídas dentro dos sete eixos estratégicos do sistema: “gestão do conhecimento, reorganização institucional, formação e valorização profissional, prevenção, estruturação da perícia, controle externo e participação social, e programas de redução da violência” (SENASP, 2007, p. 13). Porém, como destaca Segurança (2018, p. 22), este seria o “embrião” do que viria a ser aprovado pelo legislativo, somente no ano de 2018.

Neste contexto, insere-se um novo conceito de segurança no país, a Segurança Cidadã. O Ministério da Justiça, através da SENASP, em parceria com as Nações Unidas inicia o Projeto Segurança Cidadã, cujo objetivo é a promoção de estratégias de prevenção à criminalidade e violência no Brasil, em consonância com as propostas do SUSP (SENASP, 2007). É o começo da transição do paradigma da Segurança Pública para a Segurança Cidadã (FREIRE, 2009). A segurança cidadã reconhece a multicausalidade da criminalidade e propõe a execução de estratégias articuladas não apenas com as instituições de segurança pública, mas com todos os atores sociais, nas áreas de educação, esporte, saúde, cultura, cidadania, entre outras (FREIRE, 2009).

Freire (2009) destaca que políticas implementadas em setores específicos sob a perspectiva da segurança cidadã devem ser pensadas tendo por objetivo a prevenção à violência. Em âmbito nacional, o Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI), implementado em 2007, insere-se em tal paradigma. O programa

consistiu em um pacote de ações e projetos de prevenção, controle e repressão da criminalidade, realizados em parceria com os entes federados, tendo como público alvo os grupos de maior vulnerabilidade.

Dada à autonomia dos estados na elaboração e implementação de políticas de segurança, outras estratégias de segurança, dentro do contexto de segurança cidadã têm sido implementadas nos estados brasileiros. Dentre elas, pode-se destacar o Programa Escola da Família, também objeto de pesquisa desta tese, que tem como objetivo a redução da vulnerabilidade social dos jovens e adolescentes. Embora o programa não tenha ações de controle e repressão policial, o programa enquadra-se no eixo da prevenção à violência da Segurança Cidadã, a partir das atividades socioeducativas voltados aos jovens e famílias.

Em âmbito nacional, em 2012, com o objetivo de redução da criminalidade violenta, lançou-se o Plano Brasil Mais Seguro. Em 2015, o Plano Nacional para Redução dos Homicídios (PNRH) e em janeiro de 2017, em meio às crises política, econômica e do sistema carcerário, o governo divulgou um novo Plano Nacional de Segurança Pública. Com os objetivos de reduzir os homicídios dolosos, feminicídio⁵ e violência contra a mulher, racionalização e modernização do sistema penitenciário e o combate ao crime organizado de fronteira (BRASIL, 2017).

O ano de 2018, aparentemente, foi de grandes mudanças, inclusive na área da segurança pública deste país, que após mais de uma década, finalmente instituiu através da Lei nº 13.675 de 11 de junho de 2018, o Sistema Único de Segurança Pública (SUSP) e apresentou as bases do Plano Nacional de Segurança Pública e Defesa Social (PNSPDS) (PLANALTO, 2018a). No mês seguinte, a Lei nº 13.690 criou o Ministério da Segurança Pública e transformou o Ministério da Justiça e Segurança Pública em Ministério da Justiça (PLANALTO, 2018b).

O plano divulgado em 2018 pelo Ministério da Segurança Pública reconhece as falhas dos governos federais nos planos já apresentados e destaca que a maior fraqueza está na articulação e coordenação destes planos entre as instituições (SEGURANÇA, 2018). Além de contemplar os objetivos já há muito conhecidos, tais como, redução dos homicídios, da violência contra a mulher, controle ao crime organizado, investimento na qualificação dos profissionais desta área, e das instituições, dentre outros, prevê a criação do Sistema Nacional de Acompanhamento e Avaliação das Políticas de Segurança Pública e Defesa Social (SINAPED).

O monitoramento e avaliação é uma das premissas apresentadas no plano que teriam norteado a sua elaboração. De acordo com Segurança (2018), a primeira premissa refere-se ao reconhecimento quanto à necessidade de que a implementação de estratégias de segurança pública deve ser realizada mediante avaliação, antes e durante a sua execução, pois as avaliações permitem corrigir e adequar os objetivos de tais ações. O documento reconhece também a precariedade do sistema de informações de segurança pública e a quase irrisória integração entre a União, Estados, Distrito Federal e municípios, de tal forma que, prevê um período de dois anos para a revisão do plano, eis a segunda premissa. Não obstante às dificuldades apontadas pela premissa anterior, o plano estabelece a implementação de ações de caráter emergencial, devidamente avaliadas ao longo de seu processo. Por fim, o referido plano ainda destaca a importância da transparência, governança e prestação de contas à sociedade das atividades realizadas pelos agentes do SUSP.

Após uma sucessão de planos e projetos fracassados, implementados sem o respaldo de estudos quanto ao diagnóstico da criminalidade, aos mecanismos mais eficientes para mitigar o problema considerando desde as especificidades de cada localidade e a dinâmica do crime, e ainda, sem o acompanhamento dos resultados durante e após a sua finalização, tão pouco sem oferecer aos cidadãos brasileiros o retorno dos recursos públicos destinados a

⁵ Mortes violentas de mulheres devido ao gênero (SPM, 2016).

estas ações, quanto à efetividade e eficiência, a segurança pública no Brasil tem dado indicativos de estar entrando em uma trajetória de reversão deste cenário.

Neste sentido, as pesquisas científicas são subsídios imprescindíveis aos formuladores de políticas públicas, auxiliando-os acerca do alcance dos objetivos e do custo benefício destas ações, bem como, indicar as variáveis que têm maior impacto sobre a criminalidade. Assim, as próximas seções apresentam as distintas aplicações da Teoria Econômica da Escolha Racional em diferentes localidades, além da efetividade dos programas sociais e de segurança no combate à criminalidade.

3.2 Estudos empíricos

Desde o artigo seminal de Becker (1968), diversos estudos têm sido realizados para investigar os fatores que influenciam na oferta de crimes e os mecanismos mais eficientes para minimizar a perda social decorrente da criminalidade. Embora os modelos econômicos da escolha racional sejam de escolha individual, geralmente os modelos são testados com dados agregados. Witte (1980) destaca que os pesquisadores utilizam dados agregados não por escolha, mas por falta de dados individuais apropriados. Neste ponto reside a maior dificuldade em analisar empiricamente a teoria econômica da escolha racional, qual seja, na disponibilidade dos dados (JUSTUS e KASSOUF, 2008a), sobretudo em países como o Brasil, onde os registros criminais apresentam elevadas taxas de subnotificação e as bases de dados oficiais, principalmente no que se refere aos registros policiais, são divergentes (SILVEIRA, 2008).

O primeiro estudo empírico com dados individuais do modelo econômico do crime é atribuído a Witte (1980), que utilizou uma amostra aleatória de homens presos no Estado da Carolina do Norte, nos Estados Unidos. No Brasil, um dos primeiros trabalhos a testar empiricamente o modelo econômico do crime com dados individuais é de Schaefer e Shikida (2000), que entrevistam réus julgados e condenados por crimes econômicos do município de Toledo, Estado do Paraná. Em seguida, Borilli e Shikida (2002), Carneiro *et al.* (2005), Shikida *et al.* (2005), Borilli e Shikida (2006), Kim *et al.* (2009), Shikida *et al.* (2014) e Guimarães (2008; 2014) também apresentam evidências da Teoria Econômica da Escolha Racional com dados individuais.

Em geral, tais estudos evidenciam que: fatores de dissuasão e aumento na probabilidade de punição têm maior efeito no número de condenações do que um aumento na sentença esperada (WITTE, 1980); salários mais altos no mercado legal tendem a reduzir o número esperado de prisões ou condenações para ofensores de crimes econômicos menos graves (WITTE, 1980); a educação tem um importante efeito na decisão de cometer um crime e o emprego não representou um fator de dissuasão para a prática delituosa (SCHAEFER e SHIKIDA, 2000; BORILLI e SHIKIDA, 2002 e 2006), pois, o baixo nível de escolaridade comumente implica em menores retornos no mercado de trabalho, em consequência, há um baixo custo de oportunidade de ingressar na atividade ilegal; por outro lado, maior nível de escolaridade aumenta a probabilidade de o indivíduo ser um traficante de drogas (CARNEIRO *et al.*, 2005); e a crença religiosa é um elemento de dissuasão do crime violento (SHIKIDA *et al.*, 2005).

Além disto, estes estudos também destacam que as motivações para cometer crimes econômicos e crimes não econômicos são diferentes (GUIMARÃES, 2008), enquanto crimes contra a vida têm sua motivação na interação social, para os crimes contra o patrimônio relacionam-se com as características econômicas dos presos (GUIMARÃES, 2014). Ademais, Kim *et al.* (2009) mostram como importantes fatores na decisão de cometer um ato delituoso, a renda auferida na atividade legal, o tempo de condenação do crime e o estado civil.

As análises empíricas supracitadas têm algumas limitações em comum. Primeiramente, a Teoria Econômica da Escolha Racional é um modelo de escolha individual. Portanto, o ideal seria testá-la com informações da alocação de recursos de uma amostra aleatória da população. Todavia, os dados utilizados nos trabalhos anteriormente mencionados são de “empresários” do mercado ilegal que não tiveram sucesso em suas atividades, uma vez que foram apreendidos. Witte (1980, p. 81) os denomina de “perdedores do mundo criminoso”. Logo, para o autor, a generalização dos resultados pode ser feita apenas a uma pequena parcela da população. Além disto, há viés de seleção, pois a amostra é composta apenas de indivíduos que decidiram pela atividade criminosa (JUSTUS e KASSOUF, 2008a). Segundo Justus e Kassouf (2008a), uma forma de contornar este problema é modelar a decisão de agir violentamente ou não, conforme modelagem realizada por Shikida *et al.* (2005) e Guimarães (2008; 2014).

Não obstante às limitações observadas no uso de dados individuais na modelagem da Teoria Econômica da Escolha Racional, os resultados convergem para aqueles observados nas análises empíricas com dados agregados, ou seja, evidenciam que a referida teoria é capaz de explicar crimes de motivação econômica e, em menor proporção, também crimes contra a pessoa.

De acordo com o modelo teórico, variáveis que aumentem a probabilidade de apreensão e a severidade da punição, por aumentar o custo de oportunidade do indivíduo em ingressar na atividade ilegal, teriam um efeito de dissuasão no crime. Entorf e Spengler (2000), Kelly (2000) e Jorge (2013), por exemplo, confirmam tais evidências. No primeiro estudo, a taxa de crimes solucionados como *proxy* para a probabilidade de apreensão reduz a oferta de crimes contra o patrimônio, ao reduzir a utilidade esperada pelo indivíduo com a atividade ilegal. Kelly (2000) também evidencia que a atividade policial tem efeitos significativos sobre os crimes contra a propriedade. Já em Jorge (2013), o efetivo policial mostrou-se capaz de reduzir os homicídios. Por outro lado, o gasto com segurança pública não se mostrou capaz de reduzir a taxa de crimes letais (JUSTUS, 2009).

Justus e Kassouf (2009) destacam que, apesar do possível problema de causalidade inversa das variáveis de dissuasão, isto é, maior alocação de recursos públicos em segurança em áreas com maiores índices de criminalidade, e menor alocação de recursos, para áreas com baixos índices, este não seria um problema relevante no Brasil, considerando que a alocação de recursos públicos no país ocorre por força política, em detrimento das necessidades de cada localidade.

Além da probabilidade de apreensão e severidade da punição, o modelo teórico de Becker (1968) também insere o termo u , que resume todos os demais fatores que apresentam relação com a atividade ilegal. Dentre estes, a literatura tem evidenciado que tem relação direta com o crime: o desemprego (ENTORF e SPENGLER, 2000; PEREIRA e CARRERA-FERNANDEZ, 2000); a desigualdade (KELLY, 2000; OLIVEIRA, 2008; RESENDE e ANDRADE, 2011); a urbanização e concentração de renda (PEREIRA e CARRERA-FERNANDEZ, 2000; CARRERA-FERNANDEZ e LOBO, 2005); a proporção de jovens (ENTORG e SPENGLER, 2000; JUSTUS, 2009); a taxa de pessoas separadas e famílias chefiadas por mulheres (ARAÚJO JR. e FAJNZYLBER, 2000; OLIVEIRA, 2008, ALMEIRA e GUANZIROLI, 2013); ausência de religião (ALMEIRA e GUANZIROLI, 2013) e densidade demográfica (OLIVEIRA, 2008). Além disto, evidenciou-se relação inversa com o crime: a concentração de renda (LE MOS *et al.*, 2005); o índice de desenvolvimento socioeconômico (SHIKIDA, 2008); e a educação (GONÇALVES *et al.*, 2010; BECKER e KASSOUF, 2017).

Por outro lado, apesar de Pereira e Carrera-Fernandez (2000) encontrarem uma relação inversa para a renda média, Justus (2009) evidencia uma relação direta da renda média com o crime. De um lado, maior renda média, aumenta o custo de oportunidade de o indivíduo ingressar no crime, reduzindo a atividade ilegal. De outro, maior renda, torna as vítimas potenciais economicamente mais atrativas, aumentando o crime.

Além disto, Gonçalves *et al.* (2011) também evidenciam que os municípios de fronteira têm média de crimes mais alta em relação aos que não são de fronteira. A interação espacial da criminalidade também deve ser considerada nas investigações dos determinantes da criminalidade. Neste seara, os trabalhos pioneiros no Brasil são de Sartoris Neto (2000), Almeida *et al.* (2005), Oliveira (2008), Sartoris (2011) e Almeida e Guanziroli (2013).

A Teoria Econômica da Escolha Racional também tem sido testada empiricamente através das pesquisas de vitimização (MADALOZZO e FURTADO, 2011; SOUZA e CUNHA, 2015) e quanto a reincidência criminal, SHIKIDA *et al.*, 2014).

Em geral, observa-se que a maior parte dos trabalhos empíricos utilizam crimes letais como *proxy* para a oferta de crimes do modelo teórico devido as elevadas subnotificações das demais modalidades de crimes. A legislação brasileira prevê que os sepultamentos não podem ocorrer sem a Certidão de Óbito, que no caso de homicídios obrigatoriamente é preenchida por médico legista do Instituto Médico Legal ou do Serviço de Verificação de Óbitos (WASELFSZ, 2016). Como estes óbitos são reportados ao SIM/DATASUS as subnotificações são reduzidas.

Diante do exposto, nota-se que embora o modelo econômico do crime seja de ordem micro, isto é, em nível individual, a maior parte das análises empíricas utilizam dados agregados, devido à disponibilidade dos dados que, especialmente no Brasil representa um desafio ainda maior ao pesquisador. Também se observa que apesar de o modelo explicar melhor os crimes de motivação econômica, importantes evidências têm sido encontradas também para os crimes contra a pessoa. O Quadro 1 apresenta um resumo dos trabalhos mencionados nesta seção e contempla além das principais evidências para a Economia do Crime, a metodologia, a amostra e o período de análise.

Deve-se ressaltar que, os fatores apontados anteriormente como significativos para alterar os custos e benefícios da atividade ilegal podem ser alterados através de estratégias de segurança pública. A efetividade de tais ações para a mitigação do problema pode e deve ser testada através das avaliações de impacto que analisam seus efeitos nos índices de criminalidade nas localidades tratadas, comparando-os com as localidades não tratadas. As avaliações de impacto, cujo reconhecimento de sua importância para a manutenção, expansão ou finalização de uma política pública têm aumentado em anos recentes, podem apresentar evidências de que as ações que atuam direta ou indiretamente nos fatores que alteram os custos e benefícios da atividade ilegal são capazes de reduzir a criminalidade e mitigar os seus efeitos no bem-estar social e econômico. Assim, na seção a seguir, são apresentados os resultados de avaliações de impacto de programas sociais e de segurança pública sobre a criminalidade.

Quadro 1 – Resumos dos trabalhos que apresentam evidências empíricas da Economia do Crime (continuação)

Autores	Período	Amostra	Metodologia	Evidências para a Economia do Crime
Witte (1980)	1969 a 1971	Amostra aleatória de homens presos no Estado da Carolina do Norte	Modelo <i>Tobit</i>	Fatores de dissuasão e aumento na probabilidade de punição têm maior efeito no número de condenações do que um aumento da sentença esperada
Araújo Jr. e Fajnzylber (2000)	1980 a 1995	Microrregiões de Minas Gerais	Mínimos Quadrados Ordinários	Taxa de pessoas separadas tem relação direta com todos os crimes analisados
Entorf e Spengler (2000)	1975 a 1996	Estados da Alemanha	Dados em painel	Jovens e desemprego aumentam os crimes contra o patrimônio; a probabilidade de apreensão reduz a oferta de crimes contra o patrimônio
Kelly (2000)	2001	Municípios dos Estados Unidos	<i>Poisson</i>	Desigualdade tem forte efeito nos crimes violentos; atividade policial e pobreza têm efeitos significativos em crimes contra a propriedade
Pereira e Carrera-Fernandez (2000)	1995 a 1997	Região policial da Grande São Paulo	Modelos cointegrados e de correção de erros	Concentração de renda e desemprego apresentaram relação direta com a taxa de crimes; renda média tem relação inversa
Almeida <i>et al.</i> (2005)	1995	Municípios de Minas Gerais	Análise Exploratória de Dados Espaciais	Autocorrelação espacial positiva do crime e presença de regimes espaciais
Carneiro <i>et al.</i> (2005)	2001	Todos os réus condenados da Penitenciária da Papuda	Modelo <i>Probit</i>	Pessoas com maior nível de escolaridade têm menor probabilidade de cometerem homicídios e maior probabilidade de serem traficante de drogas
Carrera-Fernandez e Lobo (2005)	1993 a 1999	Municípios da Região Metropolitana de Salvador	Modelo Logit	Urbanização e concentração de renda favorecem a oferta criminal
Lemos <i>et al.</i> (2005)	2002	Pesquisa primária nos bairros censitários de Aracaju	Regressão do tipo <i>Stepwise</i>	Relação inversa entre concentração de renda e crime
Shikida <i>et al.</i> (2005)	2004	Réus julgados e condenados da Penitenciária de Piraquara	Procedimento de Heckman	Ter crença religiosa é um fator de dissuasão do crime violento
Guimarães (2008)	2004 e 2005	Presidiários da Penitenciária Hall de Moura	Procedimento de Heckman	Motivações individuais distintas entre os indivíduos que cometeram crimes econômicos e crimes não econômicos
Oliveira (2008)	2000	Municípios do Rio Grande do Sul	Modelo de defasagem espacial	Densidade demográfica, famílias chefiadas por mulheres, desigualdade de renda e habitações subnormais têm relação direta com o crime
Shikida (2008)	2005	Municípios paranaenses	Método dos Componentes Principais e Análise de correlação	Correlação negativa entre crimes violentos e o índice de desenvolvimento socioeconômico
Justus (2009)	2001 a 2005	Estados brasileiros	Dados em painel	Gasto com segurança pública não é capaz de reduzir o crime; urbanização, proporção de jovens e renda média têm relação direta
Kim <i>et al.</i> (2009)	2009	Presas do Presídio Feminino de Brasília	Análise discriminante	Fatores importantes na decisão de cometer um crime: renda na atividade legal, tempo de condenação e estado civil
Gonçalves <i>et al.</i> (2010)	2000 e 2005	Municípios paranaenses	Mínimos Quadrados Ordinários	Educação reduz os homicídios; municípios de fronteira têm média de crimes mais alta em relação aos que não são de fronteira
Madalozzo e Furtado (2011)	2003 e 2008	Pesquisa de vitimização do Estado de São Paulo	Modelo <i>Probit</i>	Maior atratividade e exposição implicam em maior risco de vitimização
Resende e Andrade (2011)	2004	Municípios brasileiros com população superior a 100 mil habitantes	Processo de <i>Poisson</i> e correlação espacial	Desigualdade tem influência nos crimes contra a propriedade e de homicídios
Sartoris (2011)		Distritos policiais do município de São Paulo	Modelo de defasagem espacial e modelo com erro espacial	Para os crimes de homicídios observou-se efeito contágio entre os distritos vizinhos
Becker e Kassouf (2017)	2001 a 2009	Estados brasileiros	Método dos Momentos Generalizados e modelo <i>Logit</i>	Educação tem relação negativa com a criminalidade
Uchôa e Menezes (2012)	2005 e 2009	Estados brasileiros	Painel de dados e painel com defasagem espacial	Transbordamentos espaciais da criminalidade
Almeida e Guanzirolí (2013)	2007	Região Metropolitana de Belo Horizonte	Mínimos Quadrados Ordinários com teste para dependência espacial	Ausência de religião e percentual de jovens criados sem a figura paterna têm efeitos positivos sobre os crimes contra o patrimônio
Jorge (2013)	2007 a 2010	Municípios do Estado do Sergipe	Dados em painel	Efetivo policial tem efeito dissuasão na prática do crime
Duenhas <i>et al.</i> (2014)	2000 a 2005	Municípios brasileiros	Painel dinâmico	Densidade demográfica reduz os homicídios
Guimarães (2014)	2011	Presos da Penitenciária Sílvia Hall de Moura	Procedimento de Heckman	Motivações distintas para o cometimento de cada crime

(continuação)

Shikida <i>et al.</i> (2014)	Não informado	Questionários aplicados a réus julgados e condenado por crimes econômicos da Penitenciária de Piraquara	<i>Stepwise forward</i> e modelo <i>Logit</i>	O reincidente age com racionalidade
Cerqueira e Moura (2015)	1980 a 2010	Municípios brasileiros	Painel de dados	Relação direta entre desemprego de homens e homens jovens sobre a taxa de homicídios
Sousa e Cunha (2015)	1988 e 2009	Pesquisa de vitimização da PNAD	Modelo <i>Logit</i>	Aumento na probabilidade de vitimização por furto/roubo dos jovens devido a proximidade, proteção ou exposição
Schaefer e Shikida (2000); Borilli e Shikida (2002; 2006)	1995 a 1998; 2001; não informado	Réus julgados e condenados por crimes econômicos por amostragem não probabilística	Análise estatística	Educação tem importante efeito na decisão de cometer um crime; emprego não representou fator de dissuasão

Fonte: Elaboração própria

3.2.1 Avaliações de impacto de políticas de segurança pública sobre a criminalidade

Uma vez evidenciado quais os mecanismos apontados pelas abordagens empíricas da Teoria Econômica da Escolha Racional são capazes de reduzir a criminalidade, alterando os custos e benefícios dos indivíduos, e ainda, em quais localidades eles são mais efetivos ou não para alcançar o referido objetivo, tais mecanismos podem ser alterados pelos gestores públicos, mediante a adoção de estratégias que sejam mais adequadas para cada problema e unidade espacial. As estratégias para a mitigação da criminalidade, implementadas isoladamente ou conjuntamente, são distintas e mostram-se efetivas no alcance dos objetivos para os quais foram criadas.

Uma das primeiras estratégias de policiamento (BRAGA e WEISBURD, 2007), o policiamento comunitário, implementado desde a década de 1970 nos Estados Unidos, consiste em um conjunto de ações direcionadas para mudanças na estrutura organizacional e operacional do departamento de polícia, parceria com a comunidade e resolução de problemas (LAWRENCY e MCCARTHY, 2013). O policiamento comunitário tem-se mostrado efetivo na redução do medo dos cidadãos, embora não haja fortes evidências de redução no crime e desordem (TELEP e WEISBURD, 2011).

No Brasil, algumas intervenções inseridas na filosofia do policiamento comunitário reduzem os índices de criminalidade nos locais em que estão implementadas. O Programa Ronda do Quarteirão, implementado inicialmente em áreas prioritárias do município de Fortaleza, no Estado do Ceará, em 2007 e expandido para outras áreas de Fortaleza e municípios com população maior que 50 mil habitantes nos anos subsequentes, consiste em uma tentativa de aproximar a polícia da sociedade, mediante visitas aos espaços públicos e privados das áreas de serviço policial (CEARÁ, 2017). Suliano e Oliveira (2013) avaliam o impacto do referido programa na Região Metropolitana de Fortaleza, com o método de Diferenças em Diferenças, nos anos de 2007 e 2008. Os resultados demonstram que o aumento do efetivo policial nos bairros participantes do programa levou a uma redução média de 57% nas taxas de roubos. Todavia, não se verifica efeito significativo para as taxas de furtos.

Inserida também na filosofia de policiamento comunitário está a Unidade de Polícia Pacificadora (UPP). Implementadas nas favelas do Rio de Janeiro, as UPP's consistem em uma tentativa de recuperar os territórios até então dominados por traficantes e incluir socialmente a população carente (BURGOS, 2011). Ruediger (2013, p. 282) destaca que as UPP's teriam contribuído para inserir o policiamento comunitário no topo da agenda pública. Butelli (2015) estima modelos de Diferenças em Diferenças para identificar o impacto das Unidades de Polícias Pacificadoras (UPP) nas áreas que participam do programa. Os resultados indicam redução na maioria dos crimes analisados nas áreas tratadas, incluindo crimes contra a pessoa e crimes contra o patrimônio.

Braga e Weisburd (2007) destacam que o policiamento comunitário é comumente implementado com outras estratégias, tais como o policiamento orientado para os problemas. O policiamento orientado para os problemas, apresentado inicialmente no artigo seminal de Goldstein (1979), tem sido amplamente utilizado (WEISBURD *et al.*, 2010) e consiste na ação policial direcionada às causas dos problemas advindos da criminalidade, com atitude proativa para a análise, resposta, avaliação e solução de tais problemas (BRAGA, 2008).

Um dos exemplos bem sucedido do policiamento orientado aos problemas é o *Boston Gun Project*, que tem por objetivo a redução da vitimização por homicídios entre os jovens na cidade de Boston. O projeto iniciou em 1995 e implementou em 1996 a *Operation Ceasefire*, cujos principais objetivos eram o ataque aos traficantes de armas de fogo e repressão da violência das gangues (BRAGA *et al.*, 2001). Braga *et al.* (2001) avaliam com o método de Mínimos Quadrados Generalizados o impacto da *Operation Ceasefire* na criminalidade na cidade de Boston, de 1991 a 1998. Os resultados evidenciam que a intervenção reduziu em 63% os homicídios de jovens e 25% os assaltos com armas de fogo. Além da *Operation Ceasefire*, diversas intervenções com policiamento orientado aos problemas foram implementadas e têm se mostrado efetivas na redução da criminalidade, inclusive no Brasil⁶.

Implementado em Minas Gerais, o Programa Fica Vivo! está pautado segundo os princípios da teoria da Desorganização Social e foi desenhado com base no *Operation Ceasefire*. As ações do programa dividem-se em dois eixos, intervenção estratégica e proteção social, e são desenvolvidas nas favelas com maiores índices de vulnerabilidade social e de homicídios, tendo como público alvo os jovens de 12 a 24 anos. O programa enquadra-se no paradigma da segurança cidadã e conta com a articulação de diversos atores sociais, tais como, ministério público, governo, polícias civil e militar, universidade, entre outros. A intervenção estratégica poderia reduzir a oferta criminal ao aumentar o custo da atividade ilegal, devido ao aumento da probabilidade de apreensão. As atividades da proteção social por contribuírem na formação do jovem, organização social da comunidade e oportunidades de trabalho, poderiam reduzir a oferta criminal. Embora o programa tenha se mostrado efetivo na redução dos homicídios nos primeiros anos de sua implementação (MATTA e ANDRADE, 2005; PEIXOTO *et al.*, 2007; PEIXOTO, 2008), mais de uma década depois se observou um aumento dos homicídios nas unidades tratadas (CASTRO, 2014).

Matta e Andrade (2005) avaliam o impacto do Programa Fica Vivo nos setores censitários do município de Belo Horizonte através da estimação do Diferenças em Diferenças e identificam que o programa reduziu a criminalidade em 2,7% nos setores censitários que participam do programa, entre os anos de 2000 e 2004. Peixoto *et al.* (2007) também utilizam o referido método para identificar o impacto do programa, no período de 2000 a 2006, nos setores censitários de Belo Horizonte, controlando para o período de implementação do programa, tendo em vista que a entrada dos territórios tratados deu-se gradativamente. Assim como Matta e Andrade (2005), os resultados indicam uma redução na criminalidade para todas as favelas, com resultados maiores na favela Morro das Pedras, onde o programa foi implementado pela primeira vez como projeto piloto. Nesta favela, observa-se uma redução média de 45 homicídios em comparação com o restante do município. Já em Peixoto (2008), usando o método de Diferenças em Diferenças com Pareamento, os resultados evidenciam uma redução média mais expressiva no Morro das Pedras de aproximadamente 34 homicídios. Castro (2014) utiliza *Propensity Score Matching* para avaliar o impacto do programa sobre os homicídios nos setores censitários tratados de todos os municípios participantes e evidencia para o ano de 2012 a efetividade do programa. Contudo, ao estimar o efeito do programa no ano de 2013, os resultados mostram uma redução da taxa média de homicídios apenas nos municípios que não

⁶ Para uma revisão acerca das avaliações dos efeitos de intervenções de âmbito internacional com policiamento orientado aos problemas, ver Weisburd *et al.* (2008).

pertencem a Região Metropolitana de Belo Horizonte e um aumento na taxa média considerando todos os setores tratados e apenas os setores da Região Metropolitana.

O uso de tecnologia nas estratégias de segurança pública tem sido amplamente difundido nas últimas décadas, principalmente a partir da implementação do *Computer Statistics* (COMPSTAT) no Departamento de Polícia da cidade de Nova Iorque em 1994. Segundo Telep e Weisburd (2011), o Compstat seria uma aplicação ideal do policiamento orientado aos problemas, considerando que ele está focado no endereçamento dos crimes, logo se trata do mesmo objetivo que propõe que as organizações policiais foquem mais no endereçamento dos problemas e menos na gestão interna. O COMPSTAT consiste em um sistema tecnológico e de gestão das estatísticas criminais (WILLS *et al.*, 2007) para a redução da criminalidade e aumento do bem estar social da comunidade (WALSH e VITO, 2004), fundamentado em quatro princípios: informações precisas; táticas efetivas para problemas específicos; foco e agilidade na implantação dos recursos para as táticas e acompanhamento e avaliação do processo e ajustes necessários (WALSH e VITO, 2004; WILLS *et al.*, 2007).

Chilvers e Weatherburn (2004) avaliam o impacto do *Operation and Crime Review* (OCR) *Panels*, uma versão do COMPSTAT implementado no estado australiano *New South Wales*. Os autores apresentam indícios de uma relação bi causal entre a redução na criminalidade e o aumento nas apreensões. Outra versão do COMPSTAT implementada no estado de Queensland, na Austrália, é o *Operational Performance Reviews*. Mazerolle *et al.* (2011) estimam o impacto da intervenção aplicando modelos lineares de efeitos mistos e generalizados que permitem modelar a autocorrelação espacial e a variabilidade dentro e entre 29 distritos policiais do estado, de julho de 1995 a junho de 2004. Os resultados evidenciam que o impacto da intervenção varia entre os distritos policiais, com alguns distritos apresentando melhor desempenho na trajetória da criminalidade do que outros. Tal resultado pode se dar em virtude das diferenças estruturais entre os distritos. Todavia, de forma geral, os resultados apontam que a estratégia avaliada é capaz de reduzir alguns tipos de crimes em maior magnitude do que outros.

Cabral (2016) avalia o impacto do Sistema de Informações Criminais (INFOCRIM) no Estado de São Paulo. O INFOCRIM, equivalente ao COMPSTAT de Nova Iorque, foi lançado na cidade de São Paulo no ano 2000 e posteriormente implantado nos municípios da Região Metropolitana de São Paulo e outros municípios do Estado, totalizando, até o ano de 2010, 67 municípios. Cabral (2016), pela primeira vez que seja de conhecimento dos autores desta pesquisa, aplica a recente metodologia de Diferenças em Diferenças Espacial para avaliar o impacto de uma política de segurança pública no Brasil, o INFOCRIM. Dentre os modelos espaciais estimados o melhor modelo foi aquele com defasagem espacial da variável dependente (*Spatial Auto Regressive – SAR*). Os resultados apontam que além da presença de transbordamentos espaciais, o INFOCRIM contribuiu para a redução da taxa de homicídios por cem mil habitantes em 6,183 no período de 2000 a 2010. Além disso, observa-se uma relação direta entre o crime e o desemprego, enquanto a variável educação apresenta uma relação inversa. Isto significa que um aumento da taxa de desemprego reduz o custo de oportunidade de ingressar no crime, aumentando a criminalidade, enquanto o aumento no capital humano, ao aumentar este custo de oportunidade, reduz a taxa de homicídios.

Por tratar-se de uma estratégia de monitoramento das ocorrências criminais, o COMPSTAT também é compatível com a abordagem dos *hot spots* (TELEP e WEISBURD, 2011). Segundo Weisburd e Eck (2004), *hot spots* são ações policiais direcionadas especificamente aos locais que apresentam elevados índices de criminalidade. A literatura tem evidenciado que os *hot spots* são efetivos na redução da criminalidade (WEISBURD e ECK, 2004; TELEP e WEISBURD, 2012; ROSENFELD *et al.*, 2014). Rosenfeld *et al.* (2014) avaliam os efeitos da intervenção *hot spot* em St. Louis, Missouri, de março a novembro de 2012. Os resultados, obtidos com Diferenças em

Diferenças, apontam para uma redução das ocorrências de assaltos com armas de fogo não domésticos e não há evidências de deslocamento da criminalidade de tempo, de tipo ou espacial⁷. Também não se encontrou evidências de difusão dos benefícios, isto é, externalidade positivas em áreas não tratadas.

No Brasil, uma política pública do tipo *hot spot* é o Programa Pacto pela Vida, implementada no Estado de Pernambuco em 2007. Dentre as ações do programa está o investimento em áreas consideradas prioritárias e que apresentam elevados índices de homicídios. Silveira Neto *et al.* (2013) avaliam o impacto do programa em Pernambuco na taxa de homicídios, comparando os resultados do Estado com um grupo de controle obtido através do método Controle Sintético. Segundo os autores, o método proporciona a criação de um grupo de controle, a partir de uma média ponderada de estados passíveis para serem comparados com o estado tratado. Os resultados evidenciam, para o período de 2007 e 2011, uma redução de 9,1 pontos na taxa média anual de homicídios, em comparação com o controle sintético. Tal resultado é equivalente a aproximadamente 2.213 vidas poupadas pelo programa.

Além das estratégias supracitadas, diversas medidas têm sido adotadas visando à redução da criminalidade, tais como, câmeras de vigilância, leis que proíbem o consumo de bebidas alcoólicas, leis que regulamentam o porte de armas, disque denúncia, entre outras. Por outro lado, algumas medidas, embora não objetivem diretamente a redução da criminalidade, têm efeitos sobre este problema social, por influenciar os mecanismos que afetam a criminalidade, tais como o Programa Bolsa Família e o Programa Luz para Todos.

Priks (2015) estima um modelo de Diferenças em Diferenças, para o período de 2006 a 2008, para identificar o efeito de câmeras de vigilância na criminalidade, instaladas no metrô em Estocolmo. Os resultados evidenciam uma redução de 25% na criminalidade nas estações centrais da cidade, embora não tenham sido observados efeitos de redução do crime nas regiões periféricas. Não obstante, observou-se um deslocamento do crime de 15% para as áreas vizinhas às estações, mas que não tiveram câmeras instaladas.

O debate acerca do efeito do porte de armas na criminalidade é extenso e controverso. De um lado estão os que defendem “mais armas mais crimes” (LUDWIG, 1998; DUGGAN, 2001; MONOTEAUX, *et al.*, 2015), entre outros. De outro lado, os defensores da expressão “mais armas menos crimes” (LOTT e MUSTARD, 1997; BRONARS e LOTT, 1998; PLASSMANN e WHITLEY, 2003), entre outros. Taylor e Li (2015) analisam o impacto do *National Firearms Agreement*⁸ (NFA) nas taxas de crimes de roubo a mão armada, tentativa de assassinato, agressão sexual e roubo desarmado, dos estados australianos. O NFA consiste em uma lei de controle de armas de fogo, implementada na Austrália em 1996, após o assassinato de 35 pessoas em Port Arthur. Dentre as medidas impostas pela lei estão a recompra de armas de fogo e subsequente destruição e a proibição de importação de armas de fogo semiautomáticas. Para avaliar o impacto da NFA os autores estimam um modelo de Diferenças em Diferenças, para o período de 1993 a 2010, tendo como controle os crimes de agressão sexual e o roubo desarmado, por acreditarem que tais crimes não são influenciados pela lei, enquanto os crimes de roubo a mão armada e tentativa de assassinato, fazem parte do tratamento. Os resultados apontam reduções estatisticamente significativas no roubo armado e tentativa de agressão sexual.

No Brasil, Cerqueira e Mello (2012) estimam o impacto das armas de fogo sobre crimes contra a pessoa e contra a propriedade, nos municípios do Estado de São Paulo, entre os anos de 2001 a 2007. Os resultados estimados por Mínimos Quadrados em Dois Estágios (MQ2E), tendo como variável instrumental a interação da

⁷ Segundo Eck (1993), o deslocamento do crime pode ser do tipo espacial, temporal, alvo, tática, infrator e tipo de crime. Para maiores detalhes consultar seção 4.4.2.

⁸ Em livre tradução: Acordo Nacional de Armas de Fogo.

variável binária referente ao período de vigência do Estatuto do Desarmamento e a proporção de suicídios no período pré-intervenção, indicam que a diminuição nos crimes de homicídios está associada com o Estatuto do Desarmamento, enquanto não foram observados resultados significativos para os crimes contra o patrimônio.

Justus e Kassouf (2012), através de análise de intervenção, verificam que o Estatuto do Desarmamento reduziu a taxa de crimes letais no município de São Paulo no período de 1995 a 2010. Justus e Kassouf (2013) verificam, através da cointegração de Johansen, as causas da redução dos índices de criminalidade no Estado de São Paulo, no período de 1997 a 2010. Os resultados evidenciam que menor desemprego, maior eficiência da polícia e o Estatuto do Desarmamento explicam a redução na criminalidade, no longo prazo, no município de São Paulo.

Por outro lado, no curto prazo não são observados efeitos do Estatuto do Desarmamento na redução da criminalidade. Scorzafave *et al.* (2015) avaliam o impacto da campanha de entrega voluntária de armas de fogo (política de *buy-back*) nos óbitos por arma de fogo no Estado do Paraná. Os municípios paranaenses, cuja campanha iniciou com seis meses de antecedência em relação ao restante do país, foram incluídos no grupo de tratamento, enquanto municípios das regiões Centro-Oeste, Sudeste e Sul, selecionados via *Propensity Score Matching*, fizeram parte do grupo de controle. Os resultados obtidos pelo método de Diferenças em Diferenças não evidenciam efeitos da campanha sobre os óbitos por armas de fogo no curto prazo, isto é, nos seis primeiros meses da campanha. O período analisado foi de janeiro a junho de 2004.

Scripilliti (2006) avalia o impacto na criminalidade nos municípios do Estado de São Paulo das seguintes intervenções: Disque Denúncia; Lei Seca; Guardas Municipais e Secretaria de Segurança Pública Municipal, nos anos de 1997 e 2003. Com o método de Diferenças em Diferenças o autor evidencia que o Disque Denúncia reduziu apenas os crimes de homicídios dolosos no período analisado, porém, resultado contrário foi encontrado para crimes contra o patrimônio. Assim também a implementação de guardas municipais mostrou-se significativa, embora em menor magnitude e capaz de reduzir apenas os crimes contra os homicídios. A Lei Seca e a Secretaria de Segurança Pública também se mostraram efetivas na redução dos crimes de homicídios.

No que tange ao impacto de programas sociais na criminalidade, avaliações de impacto também evidenciam reduções na criminalidade dos territórios tratados. Chioda *et al.* (2013) avaliam o efeito do Programa Bolsa Família sobre a criminalidade no município de São Paulo, de 2006 a 2009. Os resultados mostram que a expansão do programa aos jovens de 16 e 17 anos, em 2008, reduziu a criminalidade nos bairros escolares em 6,6%.

Itaú Social (2005) avalia o impacto do Programa Escola da Família sobre a criminalidade no entorno das escolas estaduais da região metropolitana de São Paulo, aos finais de semana. A estimação realizada através do método de Diferenças em Diferenças, de agosto de 2003 a abril de 2004, evidencia uma redução média de 0,004 boletins de ocorrência por dia por setor censitário nos horários de abertura das escolas para o programa aos finais de semana. Tavares e Tomasovic Junior (2011) avaliam o impacto do Programa Escola da Família nos atos de violência escolar das escolas do Estado de São Paulo. A estratégia empírica consiste em estimar um modelo de *Poisson* de efeitos fixos, considerando como períodos pós-intervenção os anos de 2006 a 2008. Os resultados apontam para uma redução nos atos de violência nas escolas.

Falsete (2013) estima para um painel de municípios brasileiros um modelo de efeitos fixos com variáveis instrumentais para identificar o impacto do programa Luz para Todos sobre os homicídios, no período de 2000 a 2010. Os resultados mostram que o maior acesso à energia elétrica reduz os homicídios em vias públicas, e ainda, as regiões Norte e Nordeste são as que apresentam reduções estatisticamente significativas na criminalidade.

O Quadro 2 apresenta um resumo dos trabalhos discutidos nesta seção que avaliaram o efeito de políticas públicas de segurança e sociais sobre a criminalidade. Observa-se que a maioria dos trabalhos utilizou o método de

Diferenças em Diferenças como estratégia empírica das avaliações de impacto. O método tem sido amplamente utilizado particularmente por sua vantagem de eliminar a heterogeneidade entre as unidades que são fixas no tempo. Nota-se que, com exceção de Scorzafave *et al.* (2015), que não encontraram impacto da campanha do desarmamento no curto prazo sobre a criminalidade e Castro (2014), que não encontrou redução dos homicídios nos setores censitários tratados pelo Programa Fica Vivo no ano de 2013, todos os demais indicam a efetividade das estratégias, quer sejam especificamente de segurança ou não, na redução da criminalidade.

Ademais, em Cabral (2016) observou-se que o INFOCRIM é uma política pública que contribuiu para a redução dos homicídios. Neste sentido, os trabalhos acerca da dinâmica da criminalidade do Estado de São Paulo deveriam considerar tal política como variável de controle para a criminalidade letal. Dos trabalhos apresentados nesta seção, cuja unidade espacial foi São Paulo, nenhum considerou a presença do INFOCRIM.

Sob a ótica da Teoria Econômica da Escolha Racional, as intervenções atuam como dissuasoras, aumentando os custos e reduzindo os benefícios de ingressar na atividade ilegal. Observa-se também que apesar da dependência espacial da criminalidade entre as unidades territoriais apontadas na literatura, à maioria dos trabalhos a desconsideram nas avaliações de impacto. Todavia, a presença de transbordamentos espaciais pode influenciar o efeito da intervenção em avaliação, subestimando ou superestimando os resultados.

Neste sentido, nesta tese, para obter resultados consistentes e eficientes, propõe-se estimar o impacto do PRONASCI e o efeito da saída dos municípios paulistas do Programa Escola da Família utilizando-se inicialmente o método de Diferenças em Diferenças com e sem pareamento, testando a presença de dependência espacial nos resíduos das regressões. Constatada a dependência espacial, segue-se com as estimações de modelos de Diferenças em Diferenças espacial com e sem pareamento.

As avaliações propostas nesta tese pretendem contribuir com a literatura de Economia do Crime e de avaliação de impacto, fornecendo evidências empíricas para o modelo da escolha racional, bem como a aplicação da recente metodologia que considera a interação espacial entre as unidades tratadas e não tratadas. O uso do método de Diferenças em Diferenças Espacial para avaliar uma política pública de segurança no Brasil, sucederá apenas o trabalho de Cabral (2016), enquanto a estimação do referido método com os dados pareados, será a primeira para o Brasil, que se tenha conhecimento. Além disto, pretende-se dar um retorno à sociedade quanto a aplicação dos recursos públicos nas estratégias de segurança, especificamente para o PRONASCI, no qual em um período de cinco anos foram despendidos mais de U\$ 8 bilhões. A abordagem empírica para alcançar os objetivos propostos será apresentada no próximo capítulo.

Quadro 2 – Avaliações de impacto de políticas públicas sobre a criminalidade

Autores	Política avaliada	Período	Dimensão espacial	Metodologia	Efetividade
Chilvers e Weatherburn (2004)	Versão do COMPSTAT: <i>Operation and Crime Reviews</i>	1994 a 1999	Estado australiano de <i>New South Wales</i>	Mínimos Quadrados Ordinários	Sim
ItaúSocial (2005)	Programa Escola da Família	Agosto de 2003 e abril de 2004	Entorno de escolas estaduais na Região Metropolitana de São Paulo	Diferenças em Diferenças	Sim
Matta e Andrade (2005)	Programa Fica Vivo	2000 a 2004	Setores censitários de Belo Horizonte	Diferenças em Diferenças	Sim
Scripilliti (2006)	Disque Denúncia; Lei Seca; Guardas Municipais; Secretaria de Segurança Pública Municipal	1997 e 2003	Municípios do Estado de São Paulo	Diferenças em Diferenças	Sim
Braga <i>et al.</i> (2007)	<i>Operation Ceasefire</i>	1991 a 1998	Cidade de Boston	Mínimos Quadrados Generalizados	Sim
Peixoto <i>et al.</i> (2007)	Programa Fica Vivo	2000 a 2006	Setores censitários de Belo Horizonte	Diferenças em Diferenças	Sim
Peixoto (2008)	Programa Fica Vivo	2000 a 2006	Áreas de ponderação de Belo Horizonte	Diferenças em Diferenças com Pareamento	Sim
Suliano e Oliveira (2008)	Programa Ronda no Quarteirão	2007 e 2008	Região metropolitana de Fortaleza	Diferenças em Diferenças	Sim
Mazerolle <i>et al.</i> (2011)	Versão do COMPSTAT: <i>Operational Performance Reviews</i>	1995 a 2004	Distritos policiais de Queensland	Modelos lineares de efeitos mistos e generalizados	Sim
Tavares e Tomasovic Jr. (2011)	Programa Escola da Família	2006 a 2008	Escolas do Estado de São Paulo	<i>Poisson</i> com efeitos fixos	Sim
Cerqueira e Mello (2012)	Estatuto do Desarmamento	2001 a 2007	Estado de São Paulo	Mínimos Quadrados em Dois Estágios	Sim
Justus e Kassuf (2012)	Estatuto do Desarmamento	1995 a 2010	Município de São Paulo	Análise de intervenção	Sim
Chioda <i>et al.</i> (2013)	Programa Bolsa Família	2006 a 2009	Municípios de São Paulo	Regressões lineares, modelos de Poisson e Binomial Negativa	Sim
Falsete (2013)	Programa Luz para Todos	2000 a 2010	Municípios brasileiros	Painel de efeitos fixos com variáveis instrumentais	Sim
Justus e Kassouf (2013)	Estatuto do Desarmamento	1997 a 2010	Município de São Paulo	Cointegração de Johansen	Sim
Silveira Neto <i>et al.</i> (2013)	Pacto pela Vida	2007 a 2011	Pernambuco	Controle Sintético	Sim
Castro (2014)	Programa Fica Vivo	2012 / 2013	Setores censitários de doze municípios de Minas Gerais	<i>Propensity Score Matching</i>	Sim/Não
Rosenfeld <i>et al.</i> (2014)	Hot Spot	2012	St. Louis, Missouri	Diferenças em Diferenças	Sim
Butelli (2015)	Unidades de Polícias Pacificadoras	2004 a 2013	Rio de Janeiro	Diferenças em Diferenças	Sim
Prikis (2015)	Câmeras de vigilância	2006 a 2008	Metrô em Estocolmo	Diferenças em Diferenças	Sim
Scorzafave <i>et al.</i> (2015)	Campanha de entrega voluntária de armas de fogo do Estatuto do Desarmamento	Janeiro de 2004 e a junho de 2004	Municípios do Estado do Paraná	<i>Propensity Score Matching</i> e Diferenças em Diferenças	Não
Taylor e Li (2015)	<i>National Firearms Agreement</i>	1993 a 2010	Estados australianos	Diferenças em Diferenças	Sim
Cabral (2016)	Versão do COMPSTAT: INFOCRIM	2000 e 2010	Estado de São Paulo	Diferenças em Diferenças Espacial, sendo o SAR o melhor modelo	Sim

Fonte: Elaboração própria

4. METODOLOGIA

A presente pesquisa propõe: a) avaliar o impacto do PRONASCI sobre a taxa de homicídios dos municípios brasileiros e, b) avaliar o efeito da evasão dos municípios paulistas do Programa Escola da Família também na taxa de homicídios. As metodologias a serem utilizadas, Diferenças em Diferenças com Pareamento (DIDM), para o primeiro programa e Diferenças em Diferenças (DID), para o segundo, se destacam entre as metodologias de avaliação de impacto não experimentais, dentre outros fatores, por sua capacidade de controlar a presença de características não observadas que não variam no tempo, evitando estimativas tendenciosas e, ainda, o pareamento permite selecionar um grupo de controle que seja semelhante ao grupo de tratamento.

Todavia, ao tratar-se de um programa de segurança pública cuja unidade de avaliação é espacial, deve-se considerar a possibilidade de interação espacial entre as unidades que participam do programa e aquelas que não participam. Se houver, de fato, interação espacial e esta for negligenciada na estimação, as estimativas podem não fornecer o correto impacto do programa. Contudo, é possível obter inferências corretas da estimativa do impacto do programa incorporando os efeitos espaciais na estimação. Neste caso, tem-se o método de Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento (SDIDM) e Diferenças em Diferenças Espacial (SDID). Ainda que o objetivo para o segundo programa não seja uma avaliação de impacto, as mesmas metodologias são adequadas e serão utilizadas para alcançar os objetivos propostos.

Assim, este capítulo está estruturado da seguinte forma: inicialmente é apresentada a área de estudo para ambos os programas, o PRONASCI em âmbito nacional, e o Programa Escola da Família no Estado de São Paulo; em seguida, faz-se a descrição das variáveis dependentes e de controle que serão utilizadas na estimação e suas respectivas fontes; posteriormente, são expostos os programas em estudo; na sequência, apresentam-se os métodos econométricos e suas principais características; e, finalizando o capítulo, são apresentadas as estratégias empíricas.

4.1 Área de estudo

O PRONASCI até o ano de 2010 enviou recursos para 171 municípios brasileiros mais o Distrito Federal⁹, os quais compõem o grupo de tratamento, isto é, o grupo das unidades territoriais que receberam a intervenção avaliada. Os demais municípios brasileiros que não participaram das ações do PRONASCI fazem parte do grupo de controle ou de comparação, totalizando 5.336 municípios. Cabe ressaltar que o total de municípios brasileiros, de acordo com o Censo 2010, é de 5.565, dos quais 58 foram emancipados entre os dois últimos censos realizados, 2000 e 2010. Devido à falta de informações destes novos municípios para o primeiro ano em análise, eles não foram considerados na avaliação. Portanto, o total de observações ou unidades territoriais para avaliar o impacto do PRONASCI é de 5.507 municípios. Contudo, devido à heterogeneidade dos municípios brasileiros, para obter um grupo de controle semelhante ao grupo de tratamento realiza-se o pareamento destes que, por sua vez, altera o total de municípios em cada grupo. Além disto, também se deve considerar que para algumas variáveis não se tem informações para todos os municípios, o que reduz o número de observações.

O Programa Escola da Família abrange apenas o Estado de São Paulo, por isso, são considerados todos os 645 municípios paulistas. Nos quatro primeiros anos do PEF, 2003 a 2006, todos os municípios realizaram

⁹De acordo com o Relatório de Auditoria do TCU, Decreto nº 015.963/2010-1. Os nomes de todos os municípios que receberam recursos do programa está no Anexo 1.

atividades, mas, a partir de 2007, com a mudança de governo e priorização das áreas com maior vulnerabilidade, este número alterou-se anualmente, chegando a um total de 618 municípios em 2010 e 596 até outubro de 2016. Assim, são considerados como tratados os municípios que deixaram de participar do programa, em um total de 27 no ano de 2010, e os demais municípios fazem parte do grupo de controle.

Para ambos os programas o número de municípios no grupo de controle e de tratamento é alterado devido a disponibilidade de dados, especificamente no caso do PRONASCI, também devido ao pareamento. A discussão sobre as variáveis dependentes e de controle, as fontes dos dados e o tratamento será apresentada na sequência.

4.2 Banco de dados

As metodologias utilizadas nas estimações demandam informações de dois períodos de tempo, um período antes e, outro após a implementação do programa. Assim, o período pré-intervenção é o ano 2000, e o pós-intervenção, 2010. Definiram-se os anos de 2000 e 2010 devido à possibilidade de se inserir na estimação maior número de variáveis de controle, as quais estão disponíveis em sua maioria nos Censos Demográficos de 2000 e 2010 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)¹⁰ e ainda, por permitir alcançar a quase totalidade do território brasileiro na estimativa.

Conforme discutido no Capítulo 2, a estratégia empírica para avaliar os programas está pautada no modelo econômico da escolha racional de Becker (1968), e especificamente, na Equação (2.17) que pressupõe a oferta de ofensas criminal (O) como função da probabilidade de condenação (p), da punição a ser paga por ofensa (f) e o termo (u) que resume outras variáveis que poderiam influenciar a decisão de um indivíduo pelo mercado ilegal.

As limitações acerca das evidências empíricas do referido modelo foram apresentadas na seção 3.2, dentre estas a indisponibilidade de dados em nível individual. Assim, a taxa de homicídios ainda é a melhor *proxy* para mensurar a criminalidade, por apresentar uma baixa taxa de sub-registro (JUSTUS e KASSOUF, 2007). Além disso, o uso dos dados de homicídios na forma de taxa permite a comparação entre as unidades territoriais. Desta forma, a *proxy* para o termo O e, portanto, a variável de resultado para a avaliação de impacto do PRONASCI e do efeito da saída do Programa Escola da Família é a taxa de homicídios por cem mil habitantes (Taxa de homicídios)¹¹ dos anos 2000 e 2010.

Os dados de óbitos estão disponíveis no site do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS)¹² e são publicados seguindo a Classificação Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde ou Classificação Internacional de Doenças (CID-10) da Organização Mundial da Saúde (OMS), no Capítulo XX que classifica-os como “Causas externas de morbidade e mortalidade”. As causas dos óbitos por homicídios estão subdivididas nas categorias nomeadas de X85 a Y09. Falsete (2013) destaca que a vantagem de se utilizar dados do Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM) DATASUS, consiste na homogeneidade do critério utilizado para classificar os óbitos em âmbito nacional, diferentemente dos dados divulgados pelas secretarias de segurança pública, que têm critérios diferentes para classificá-los.

De acordo com o modelo econômico da escolha racional, para minimizar a perda social, a sociedade pode definir níveis para os parâmetros que estão sob seu controle, de forma a induzir os ofensores potenciais até o nível

¹⁰ Os dados podem ser acessados em: http://downloads.ibge.gov.br/downloads_estatisticas.htm.

¹¹ O Quadro 1 no final da seção apresenta as formas de cálculos das variáveis utilizadas na estimativa.

¹² Os dados podem ser acessados em: <http://tabnet.datasus.gov.br/>.

“ótimo” de ofensas (JUSTUS e KASSOUF, 2007). Dentre estas variáveis, Justus e Kassouf (2007) destacam o total gasto com segurança pública. Para os autores, a eficiência das atividades de segurança será tanto maior, quanto maior o gasto nesta área, desde que os recursos sejam alocados corretamente. Neste sentido, os autores pressupõem que os termos p e f do modelo estão diretamente relacionados com o montante despendido em segurança pública. Logo, ao aumentar a probabilidade de condenação e a severidade da punição haveria um efeito de dissuasão sobre os ofensores potenciais, por sua vez, reduzindo a oferta de crimes.

Portanto, para captar o efeito dos termos p e f sobre a taxa de homicídios, a *proxy* utilizada nesta pesquisa é o gasto *per capita* com segurança pública. Os gastos com segurança pública foram extraídos dos Dados Contábeis dos Municípios, das Finanças do Brasil (FINBRA). Para obter os gastos *per capita* (Gastos), dividiram-se os gastos totais pela população residente total do município. Os valores para o ano 2000 foram deflacionados, considerando o Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC), tendo 2010 como ano base.

A Constituição de 1988 facultou aos municípios a implementação de guardas municipais para proteger os bens, serviços e instalações. A presença de guarda municipal com armas de fogo pode ter efeitos indiretos preventivos sobre a criminalidade letal, pois a atuação da guarda facilita que as polícias estaduais cumpram o seu papel ao reduzir a sua procura (CABRAL, 2016). Sob o olhar do modelo econômico do crime, a presença de guarda municipal tende a aumentar a probabilidade de o indivíduo ser apreendido, o que implicaria em maior custo da atividade ilegal e redução da oferta de crimes. O controle da presença de guardas municipais com armas de fogo (Guarda) dá-se com uma variável binária que assume valor um, se o município tem guarda municipal com porte de arma de fogo no ano de referência e, valor zero, caso contrário. Logo, espera-se uma relação inversa entre taxa de homicídios e presença de guarda municipal com porte de arma de fogo. A variável *Guarda* foi construída a partir do Perfil dos Municípios brasileiros de 2009, divulgada pelo IBGE, realizada no ano de 2009.

Como variável de controle para uma política de segurança de abrangência nacional, qual seja o Estatuto do Desarmamento, considerou-se a proporção de suicídios por arma de fogo para os anos de 2000 e 2010. Os dados foram obtidos do DATASUS. A partir das categorias X72 a X74 da CID-10 obteve-se o total de lesões autoprovocadas intencionalmente por arma de fogo e das categorias X60 a X84, também da CID-10, o total de lesões autoprovocadas intencionalmente. A proporção de suicídios foi obtida a partir da razão entre o total de lesões por arma de fogo e o total de lesões autoprovocadas (Suicídios). A literatura apresenta efeito ambíguo para esta variável. Cerqueira e Mello (2012), Justus e Kassouf (2012) e Justus e Kassouf (2013) evidenciam que o Estatuto do Desarmamento foi capaz de reduzir a criminalidade nos municípios paulistas. Já Scorzafave *et al.* (2015) não encontraram efetividade do estatuto para reduzir a criminalidade, nos seis primeiros meses da campanha, nos municípios paranaenses.

No estado de São Paulo, 67 municípios implementaram o Sistema de Informações Criminais (INFOCRIM) na década de 2000, o qual consiste em um sistema de georreferenciamento das ocorrências criminais para orientar a atuação da polícia (CABRAL, 2016). O INFOCRIM permite aumentar a eficiência da polícia, o que aumentaria a probabilidade de apreensão e condenação. Teoricamente, a maior probabilidade de apreensão aumentaria o custo com a atividade criminal, o que reduziria o retorno esperado com o crime, reduzindo a oferta de crimes. A variável binária Sistema de Informações Criminais (INFOCRIM) controla a presença do programa nos municípios e assume valor um, se o município tem o sistema no período de referência e, valor zero, caso contrário. Espera-se uma relação inversa desta variável com a taxa de homicídios. Os dados para a variável *INFOCRIM* foram obtidos de Cabral (2016).

Além das variáveis supramencionadas utilizadas como *proxy* para os termos p e f do modelo de Becker, o PRONASCI também apresentou ações que tenderiam a dissuadir o ofensor potencial de escolher a atividade ilegal, conforme discutido no Capítulo 2 e, portanto, também pode ser considerada uma *proxy* para a probabilidade de condenação e a severidade da punição. A participação ou não no PRONASCI é indicada pela variável binária *PRONASCI*, que assume o valor um, se o município pertence ao grupo de tratamento, ou seja, o município participa do programa e valor zero, caso contrário.

Embora a teoria indique que programas como o PRONASCI poderiam reduzir a oferta criminal, em virtude dos fatores já destacados na Introdução para a decadência do PRONASCI, espera-se que a presença do programa no município não tenha tido efeito sobre os homicídios. As informações sobre os municípios participantes do PRONASCI foram obtidas do Relatório de Auditoria do Tribunal de Contas da União, Decreto nº 015.963/2010-1. A lista de municípios divulgada no anexo do relatório contempla todos os municípios que receberam recursos para realizar quaisquer ações no âmbito do referido programa. Logo, abrange não apenas as atividades sob responsabilidade do Ministério da Justiça, em um total de 70 ações, mas também outras 24 atividades de responsabilidade dos ministérios parceiros.

Além de representar os termos p e f na abordagem empírica, o PRONASCI também pode ser considerado como *proxy* para o termo u do modelo, devido as suas ações de controle social que podem influenciar o custo de oportunidade, bem como fortalecer as relações nas comunidades em que os ofensores potenciais estão inseridos. Neste contexto, o Programa Escola da Família, com suas atividades voltadas para a redução da vulnerabilidade social, poderia também influenciar o custo de oportunidade dos indivíduos. Portanto, também é considerado como *proxy* do termo u .

A variável binária, Programa Escola da Família (PEF) assume valor um, se o município não tem o programa, isto é, não participava do programa no ano de 2010 e valor zero, caso contrário. O efeito esperado do PEF é de uma redução na oferta criminal. Porém, como o objetivo consiste em verificar o efeito de ter deixado de participar do programa sobre a criminalidade, espera-se um aumento na criminalidade de tais municípios. As informações dos municípios participantes do Programa Escola da Família e o total de escolas em que as atividades são desenvolvidas foram disponibilizadas pela Secretaria da Educação do Estado de São Paulo, solicitadas através do Sistema Integrado de Informações ao Cidadão (SICSP)¹³. As demais informações têm acesso livre nos sites do Programa Escola da Família da Fundação para o Desenvolvimento da Educação (FDE)¹⁴ e no site da Secretaria da Educação do Estado de São Paulo¹⁵.

Tanto o PRONASCI quanto o PEF têm como público alvo a população jovem. Waiselfisz (2016) destaca que os jovens de 15 a 29 anos são as principais vítimas de homicídios no Brasil, sendo 20 anos a idade com a maior taxa de homicídios por armas de fogo, que no ano de 2014 foi de 67,4 por cem mil jovens. Do total de vítimas no referido ano 94,4% eram homens. Além do maior risco de vitimização, os homens jovens também são os principais perpetradores dos crimes (CERQUEIRA e MOURA, 2015). Sob a ótica da Teoria Econômica da Escolha Racional o indivíduo pondera os custos e benefícios das atividades e escolhe o crime se, os seus benefícios superarem os seus custos. Uma vez que os jovens, em geral, têm menores rendimentos no mercado de trabalho, o custo de oportunidade de migrar para a atividade ilegal também é menor, o que poderia atraí-los ao mercado ilegal, aumentando a oferta de crimes. Assim, espera-se que a variável proporção de homens jovens de 15 a 29 anos (Homens jovens) apresente uma relação direta com a taxa de homicídios.

¹³ O sistema pode ser acessado em: <http://www.sic.sp.gov.br/>.

¹⁴ Disponível em: <http://escoladafamilia.fde.sp.gov.br/v2/default.html>.

¹⁵ Disponível em: <http://www.educacao.sp.gov.br/escoladafamilia/>.

Além de homens jovens, a maioria das vítimas da criminalidade letal no país é a população negra. Enquanto os homicídios da população branca têm apresentado uma trajetória de queda, os homicídios de negros têm crescido drasticamente (WASELFISZ, 2016; ATLAS DA VIOLÊNCIA, 2018). Segundo o Atlas da Violência (2018), 71,5% dos homicídios no país são de pessoas pretas ou pardas. De acordo com Cerqueira e Coelho (2017), pessoas de cor negra têm 23,5% mais chances de sofrer vitimização letal. Como *proxy* para vitimização de pessoas de cor negra, considera-se a proporção de pessoas que se declaram de cor preta (Cor preta), a qual espera-se uma relação direta com os homicídios¹⁶.

A renda e a educação, conforme discutido nos Capítulos 2 e 3, têm um efeito ambíguo sobre a oferta de crimes. O efeito de tais variáveis sobre a criminalidade é uma questão a ser respondida empiricamente. Para tanto, como *proxy* para a renda, utiliza-se a renda *per capita* domiciliar com exceção da renda nula (Renda). Como *proxy* para a educação, a proporção da população de 25 anos ou mais com ensino médio completo (Educação).

Na perspectiva da Economia do Crime, a desigualdade de renda aumenta a oferta criminal, pois, de um lado, têm-se os ofensores potenciais de baixa renda com baixo custo de oportunidade de migrar para o crime e no outro extremo estão os ofensores potenciais de renda elevada com um alto custo de oportunidade para a atividade ilegal, mas economicamente atrativos enquanto vítimas potenciais (KELLY, 2000; JUSTUS, 2009). Como *proxy* para a desigualdade de renda utiliza-se a razão da renda *per capita* média dos 20% mais ricos com a renda *per capita* média dos 40% mais pobres (Desigualdade). Espera-se uma relação positiva desta variável com a criminalidade.

A taxa de desemprego de acordo com a teoria também poderia contribuir com a criminalidade, visto o baixo custo de oportunidade dos ofensores potenciais em migrar para a atividade criminal. Assim, espera-se que um aumento na taxa de desocupação da população com 18 anos ou mais (Desemprego) influencie diretamente a taxa de homicídios.

Em grandes cidades a probabilidade de apreensão é menor devido ao maior anonimato (GLAESER e SACERDOTE, 1999; KELLY, 2000). Além disso, a oferta de vítimas potenciais que desconhecem o criminoso também é maior (GLAESER e SACERDOTE, 1996; KELLY, 2000). De acordo com o modelo teórico, a menor probabilidade de apreensão reduziria o custo de oportunidade da atividade ilegal, o que elevaria a oferta de crimes. Assim, espera-se que uma maior densidade populacional (Densidade) aumente a taxa de homicídios.

Hull (2000) argumenta que a doutrina religiosa inclui normas que aumentam o custo de cometer um ato ilegal, devido as penas que os fiéis estão sujeitos, tais como pressão social, ostracismo¹⁷ e condenação eterna. Neste sentido, sob o contexto da Economia do Crime, o ofensor potencial religioso tem maior custo moral de cometer um crime, o que implicaria em uma redução da oferta criminal (HEATON, 2006). Como *proxy* para o custo moral da religião utiliza-se a variável proporção da população residente sem religião, ateu ou agnóstico (Sem religião). Espera-se uma relação positiva entre população sem religião e a taxa de homicídios.

A Teoria da Desorganização Social fundamenta-se na falta de controle de uma dada sociedade sobre os membros para a prevenção do crime (BURSIK e GRASMICK, 1993; SAMPSON e RAUDENBUSH, 1999). A proporção de mães chefes de família sem ensino fundamental completo e com filhos menores de 15 anos (Lar monoparental) é utilizada como *proxy* para a desorganização social, uma vez que a desordem social pode influenciar a criminalidade. O menor custo moral devido aos menores vínculos pessoais pode levar a um aumento da oferta

¹⁶ Waiselfisz (2016), Cerqueira e Coelho (2017) e Atlas da Violência (2018) calculam o total de pessoas negras, somando o número de pessoas que se declaram de cor preta e parda.

¹⁷ Isolamento ou exclusão do indivíduo de um grupo.

criminal (CABRAL, 2016). Assim, espera-se que a variável *Lar monoparental* relacione-se diretamente com a criminalidade.

No período analisado, 2000 e 2010, além do PRONASCI, do Programa Escola da Família, INFOCRIM, Guarda Municipal e Estatuto do Desarmamento, outras políticas foram concomitantemente implementadas nos municípios e igualmente podem ter efeitos nas taxas de homicídios municipais. Os programas de transferência de renda, por exemplo, ao acrescentar renda às famílias, poderiam aumentar o custo de oportunidade da atividade ilegal, o que reduziria a oferta de crimes (ZHANG, 1997). Para controlar a presença de tais programas, a variável a ser inserida no modelo é o percentual de cobertura do Programa Bolsa Família (Bolsa Família), a qual se espera ter um efeito negativo sobre a criminalidade. A variável *Bolsa Família* foi obtida do Ministério do Desenvolvimento Social.

De acordo com o IBGE (2018) um município é classificado como pertencente a faixa de fronteira se, sua área parcial ou total estiver localizada no perímetro de 150 km de largura da linha terrestre que divide o território brasileiro. A lista dos municípios que estão localizados na fronteira foi obtida do site do Ministério da Justiça. A variável binária fronteira (Fronteira) assume valor igual a um, se o município pertence a faixa de fronteira e, igual a zero, caso contrário. Gonçalves *et al.* (2010), observou que municípios de fronteira com o Paraguai têm em média mais homicídios do que os que não são de fronteira.

Além da variável binária *Fronteira*, consideram-se ainda, variáveis *dummies* para cada um dos 27 estados brasileiros, incluindo o Distrito Federal, que também são fixas no tempo. Por tratar-se de variáveis fixas ao longo do tempo, realiza-se a multiplicação das variáveis binárias de estado e de fronteira por uma tendência, isto é, para o ano 2000, valor igual a um e, em 2010, valor igual a dois. Justifica-se o uso deste procedimento para que as referidas variáveis não sejam eliminadas durante a estimação do método de Diferenças em Diferenças, permitindo que continuem como variáveis explicativas.

A variável *Partido BR* indica se o prefeito eleito no ano de 2004, para o período pré-tratamento, e no ano de 2008, para o período pós-tratamento, era do mesmo partido do governo federal, qual seja, Partido dos Trabalhadores, PT. Já a variável *Partido SP* indica se, no período pré-tratamento, neste caso, nas eleições de 2004, o prefeito eleito era filiado ao mesmo partido do governo do estado de São Paulo, o Partido da Social Democracia Brasileira (PSDB). Para o período pós-tratamento considerou-se a eleição de 2008. As variáveis binárias *Partido BR* e *Partido SP* são consideradas para controlar o efeito do partido político sobre a obtenção de recursos e implementação de políticas que de alguma forma tenham impacto sobre a criminalidade.

O Quadro 3, sintetiza as variáveis dependentes e independentes utilizadas na estimação, bem como os códigos, sinais esperados, fontes dos dados e a forma de cálculo. Os municípios que receberam recursos do PRONASCI foram extraídos do Relatório de Auditoria do TCU e os municípios que deixaram de participar do PEF, a partir das informações da Secretaria da Educação do Estado de São Paulo. As taxas de homicídios e proporção de suicídios foram calculadas com dados do DATASUS. As variáveis socioeconômicas e demográficas foram extraídas dos Censos Demográficos 2000 e 2010 disponíveis no site do IBGE.

Em relação às informações de guardas municipais, estas foram extraídas da Pesquisa de Informações Básicas Municipais, realizada pelo IBGE. Já as informações dos beneficiários do Programa Bolsa Família, obtidas junto ao Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome (MDS). A presença do sistema INFOCRIM nos municípios paulistas foi obtida de Cabral (2016). Os gastos com segurança pública obtidos da FINBRA e o partido político do prefeito eleito do IPEADATA. O Quadro 3 também apresenta a variável teórica para a qual cada uma das variáveis a serem inseridas no modelo são *proxy*.

Quadro 3 – Resumo das variáveis utilizadas nos modelos econométricos

Variável	Definição	Fonte	Cálculo	Variável teórica	Sinal esperado
Taxa de homicídios	Taxa de homicídios por cem mil habitantes	DATASUS	Razão entre o número de homicídios e a população residente total, multiplicada por 100 mil	Oferta de crime agregada (O)	—
Gastos	Gastos com segurança <i>per capita</i> deflacionado	FINBRA	Razão entre o gasto com segurança pública e a população residente total. Deflacionado a preços de 2010.	Probabilidade de apreensão e condenação e severidade da punição (p e f)	-
Guarda	Guarda municipal com porte de arma de fogo	Municípios/IBGE	—	(p)	-
Suicídios	Proporção de suicídios por arma de fogo	DATASUS	Razão entre as lesões autoprovocadas intencionalmente por arma de fogo e o total de lesões autoprovocadas	(p)	+/-
INFOCRIM	Sistema de Informações Criminais	Cabral (2016)	—	(p)	-
PRONASCI	PRONASCI	Relatório de Auditoria/TCU	1, para o município tratado 0, caso contrário	(p e f) / custo de oportunidade (u)	—
PEF	Programa Escola da Família	Secretaria da Educação do Estado de São Paulo	1, para o município que saiu do programa 0, caso contrário	(u)	+
Homens	Proporção de homens jovens de 15 a 29 anos	IBGE	Razão entre o total de homens de 15 a 29 anos e o total de homens no município	Custo de oportunidade (u)	+
Cor preta	Proporção de pessoas de cor preta	IBGE	Razão entre o total de pessoas de cor preta e a população residente total	(u)	+
Renda	Renda <i>per capita</i>	IBGE	Razão entre a renda total dos indivíduos residentes em domicílios particulares e o número total de indivíduos	Custo de oportunidade e/ou retorno esperado (u)	+/-
Educação	Proporção da população com 25 anos ou mais com ensino médio completo	IBGE	Razão entre a população de 25 anos ou mais de idade com ensino médio completo e o total de pessoas nesta faixa etária	(u)	+/-
Desigualdade	Razão 20% mais ricos em relação aos 40% mais pobres	IBGE	Razão da renda per capita média dos 20% mais ricos com a renda per capita média dos 40% mais pobres	Desigualdade (u)	+
Desemprego	Taxa de desocupação da população com 18 anos ou mais	IBGE	Percentual da população economicamente ativa (PEA) de 18 anos ou mais que estava desocupada na semana de referência	Custo de oportunidade (u)	+
Densidade	Densidade populacional	IBGE	Razão entre a população residente total e a área do município	Custo de oportunidade e/ou retorno esperado (u)	+
Sem religião	Proporção da população residente sem religião	IBGE	Razão entre a população sem religião e a população residente total	Trava moral (u)	+
Lar monoparental	Proporção de mães chefes de família sem fundamental completo e com filhos menores de 15 anos	IBGE	Razão entre o número de mulheres responsáveis pelo domicílio, sem ensino fundamental completo, com pelo menos um filho de idade inferior a 15 anos e o número total de mulheres chefes de família	Desorganização social (u)	+
Bolsa Família	Percentual de cobertura do Bolsa Família	MDS	—	Custo de oportunidade (u)	-
Fronteira	Fronteira	Ministério da Integração Nacional	—		+
d_UF	Controle de estado	—	1, para o município do estado 0, caso contrário	(u)	+/-
Partido BR	Partido político municípios brasileiros	IPEADATA	1, prefeito eleito em do mesmo partido do governo federal 0, caso contrário	(u)	-
Partido SP	Partido político municípios paulistas	IPEADATA	1, prefeito eleito em do mesmo partido do governo estadual 0, caso contrário	(u)	-

Fonte: Elaboração própria

4.3 Programas

4.3.1 Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI)

O Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania (PRONASCI) foi instituído pela Lei nº 11.530 de 24 de outubro de 2007 e alterado pela Lei nº 11.707 de 19 de junho de 2008 no Governo Luiz Inácio Lula da Silva e representa uma das primeiras experiências em âmbito nacional de um programa cujas ações e projetos estavam direcionados não apenas para a repressão à criminalidade, mas também à sua prevenção e controle, sobretudo àqueles em situação de maior vulnerabilidade social e risco de envolvimento na criminalidade.

Os focos prioritários do programa foram classificados em quatro grupos: etário, social, territorial e repressivo. Assim, o programa estabeleceu como prioridade os jovens de 15 a 24 anos, jovens e adolescentes egressos do sistema prisional ou em situação de moradores de rua, famílias expostas à violência urbana, vítimas da criminalidade e mulheres em situação de violência, regiões metropolitanas e aglomerados urbanos que apresentam altos índices de homicídios e de crimes violentos e o combate ao crime organizado (BRASIL, 2007).

Os projetos instituídos pelo PRONASCI são direcionados aos jovens recém-licenciados do serviço militar, aos jovens em situação de vulnerabilidade, às mulheres e aos policiais militares e civis. Aos jovens recém-licenciados, o programa instituiu o projeto Reservista-Cidadão, que consistia na capacitação dos jovens reservistas para atuarem com os jovens e adolescentes das comunidades em que o PRONASCI estivesse implementado. Os reservistas recebiam formação sociojurídica e trabalhavam no projeto por um período de 12 meses.

Aos jovens em condições de vulnerabilidade o programa previa o projeto de Proteção de Jovens em Território Vulnerável (PROTEJO), direcionado àqueles em situações de moradores de rua e expostos à violência. O projeto oferecia atividades de educação, cultura e esporte, possibilitando a reinserção social dos jovens.

Às mulheres atuantes nas comunidades atendidas pelo PRONASCI, o programa estabeleceu o projeto Mulheres da Paz, capacitando-as no trabalho com os jovens e adolescentes para incluí-los nos programas sociais e, ainda, oferecer às mulheres opções de prevenção e enfrentamento da violência.

Outro projeto do programa é o Bolsa-Formação, que consistia em investimentos na qualificação dos profissionais das polícias militar e civil, corpo de bombeiros, agentes penitenciários e carcerários e peritos, podendo também incluir os guardas civis municipais e agentes de trânsito.

Até 2010, 171 municípios mais o Distrito Federal já haviam recebido recursos do programa. No Mapa 1, em vermelho, estão os municípios do grupo de tratamento. O desaparecimento do programa foi tão rápido quanto a sua ascensão. Ruediger (2013) argui que assim como o programa foi criado por forças políticas, estas também o levaram ao declínio e mostra que a partir de 2010 os recursos efetivamente alocados para o programa declinaram significativamente em comparação com os recursos aprovados, atingindo em 2012 menos de 2% do total destes recursos.

Segundo o autor, o processo orçamentário teria sido enfraquecido devido também à resistência por parte das estruturas burocráticas à mudança de paradigma imposta pelo PRONASCI. Além disso, o programa estabelecia regras para a alocação dos recursos em âmbito estadual, bem como o monitoramento de sua implementação, o que também teria tido resistência por parte dos entes federados.

Ruediger (2013) ainda destaca que a sobreposição de tais resistências e às mudanças políticas, presidencial e do Ministério da Justiça, contribuíram para o término do programa. Em consonância com o referido autor, o

Relatório de Auditoria do TCU (2010) ressalta que os objetivos do PRONASCI eram ambiciosos, o que impôs distintos desafios para alcançar os objetivos, bem como para mensurá-los.

Mapa 1 – Municípios que receberam recursos do PRONASCI até 2010

Fonte: Elaboração própria com base nos dados do TCU (2010)

4.3.2. Programa Escola da Família

O Programa Escola da Família foi implantado em 23 de agosto de 2003 pela Secretaria de Estado da Educação de São Paulo em parceria com a UNESCO, Instituto Faça Parte, Instituto Ayrton Senna e Instituições de Ensino Superior da rede particular parceiras do programa (FDE, 2004). Instituído pelo então governador do Estado de São Paulo, Geraldo Alckmin, em sete de julho de 2004, pelo Decreto nº 48.781, o programa tem por objetivo promover uma cultura de paz, a partir de ações preventivas, visando reduzir a vulnerabilidade de crianças e adolescentes. A estratégia do programa consiste em abrir as escolas públicas da rede estadual de ensino nos finais de semana, aos jovens e famílias, oferecendo-lhes atividades socioeducativas para a prática da cidadania (SÃO PAULO, 2004). Para alcançar os objetivos do programa as ações são articuladas entre os diversos atores sociais, tais como,

instituições de ensino superior, associações, organizações não governamentais, voluntários, educadores, associações de pais e mestres, entre outros.

As atividades desenvolvidas pelo programa são direcionadas a partir de quatro eixos: esporte, cultura, saúde e trabalho. Tais atividades versam desde a prática de esportes coletivos e individuais, dança, música, artesanato, leitura, alfabetização, campeonatos, gincanas, catequese, saúde bucal, saúde preventiva, primeiros socorros, prevenção ao uso de drogas, assistência jurídica, até aos cursos de profissionalização, conforme a demanda das comunidades intra e extraescolar. A integração da escola com a família e toda a comunidade desenvolve o senso de solidariedade e responsabilidade, contribui para a inclusão social, oferece oportunidades de ensino e trabalho e fortalece os vínculos para uma convivência harmoniosa e pacífica, seja no ambiente escolar, familiar ou na sociedade (FDE, 2004).

Além dos profissionais da educação e voluntários que atuam no programa, os estudantes universitários têm importante participação nas atividades desenvolvidas nas escolas, onde encontram um espaço para colocarem em prática o conhecimento adquirido na universidade, contribuindo para a sua formação profissional. A estes estudantes são concedidas bolsas de estudo através do Projeto Bolsa Universidade que, no contexto do programa, atuam como Educadores Universitários. O pagamento de metade da mensalidade do curso de graduação do Educador é efetuado pela Secretaria da Educação, no limite de R\$ 500,00, e a outra parte é custeada pela Instituição de Ensino conveniada com a Secretaria (FDE, 2016b).

Nos anos iniciais de implantação do programa, segundo Taveres e Tomasovic Jr. (2016), 96% das unidades escolares receberam recursos para a realização das atividades do programa, mas a implantação não teria ocorrido em todas as escolas devido às dificuldades de execução ou demanda insuficiente por parte da comunidade. De acordo com os autores, após 2006 a adesão das escolas ao programa tornou-se voluntária, mediante solicitação através de projeto. Contudo, Senne e David (2008) advogam que a redução das unidades escolares participantes do programa ocorreu devido às mudanças da Secretaria de Estado de Educação quando houve troca de governo, em 2007, em que o programa passa a priorizar as escolas em condições de maior vulnerabilidade social. A partir de então, como se pode observar na Figura 2, houve uma redução no número de escolas participantes para aproximadamente 43%, este percentual manteve-se praticamente estável até 2016.

Figura 2 – Total de escolas participantes do Programa Escola da Família (2003 a 2016)

Fonte: Dados da pesquisa

Nota: O total de escolas refere-se a dezembro de cada ano. Os anos de 2014 a 2016 incluem além de escolas estaduais da rede de ensino, as escolas municipais.

O programa, que em 2018 completou seus quinze anos, contabiliza de agosto de 2003 a julho de 2016, uma média anual de 17.720 educadores universitários, 17.976 voluntários e 2.276 educadores nas escolas, para um total acumulado de atividades de 41.8 milhões e de 838 milhões de participações registradas (SÃO PAULO, 2016). Até o ano de 2016 o programa estava implantado em aproximadamente 2.300 unidades escolares estaduais e 195 municipais, em 604 municípios do Estado (FDE, 2016). No Mapa 2, em vermelho, estão os municípios que não executavam as atividades do PEF no ano de 2010.

Mapa 2 – Municípios que participam do Programa Escola da Família (2010)

Fonte: Elaboração própria, a partir dos dados da pesquisa.

Nota: Grupo de tratamento refere-se aos municípios que não possuíam nenhuma escola desenvolvendo atividades do PEF. Grupo de controle representam os municípios que desenvolviam atividades do PEF no ano de 2010.

4.4 Metodologia econométrica

Nesta seção são apresentados os métodos de Diferenças em Diferenças (DID) e o de Diferenças em Diferenças Espacial (SDID), o Diferenças em Diferenças com Pareamento (DIDM) e Diferenças em Diferenças com Pareamento Espacial (SDIDM) e as suas principais características. Em seguida, são discutidas as estratégias empíricas que serão utilizadas para estimar o impacto do PRONASCI e o efeito da evasão dos municípios do Programa Escola da Família.

4.4.1 O método de Diferenças em Diferenças

As políticas públicas e programas tipicamente são desenhados para alcançarem determinados objetivos e um público alvo (KHANDKER *et al.*, 2010). Embora o conhecimento acerca dos resultados alcançados em

decorrência de um programa ou política, seja uma importante questão de política pública, em geral, tal questão não é analisada, porque o maior interesse está na mensuração e controle dos insumos e resultados imediatos (GERTLER *et al.*, 2011).

Todavia, é importante verificar se a intervenção é capaz de alterar os resultados das variáveis de interesse e promover o bem-estar social e/ou econômico. Uma vez identificado que a intervenção traz benefícios ao público alvo através de uma avaliação de impacto do programa, por exemplo, esta poderia subsidiar os elaboradores de políticas públicas e gestores na expansão da intervenção ou implementação em áreas ainda não atendidas e na distribuição mais eficiente dos recursos, entre outros. Por outro lado, se os resultados forem contrários àqueles esperados, tal avaliação poderia indicar quais são as falhas, se existem externalidades negativas ou ainda, se o melhor é cessar a intervenção.

Dentre as diversas abordagens¹⁸ para avaliar programas e políticas, a avaliação de impacto é a que possibilita conhecer se as mudanças no bem-estar são devidas diretamente a intervenção (KHANDKER *et al.*, 2010). Neste sentido, ao avaliar o impacto do PRONASCI espera-se identificar se a redução ou aumento na criminalidade, nas localidades avaliadas deve-se de fato ao programa.

Segundo Gertler *et al.* (2010), independente do método escolhido para estimar o impacto de um programa, deve-se encontrar um contrafactual do grupo participante. Isto é, observar os resultados do grupo que participou do programa após a intervenção, mas na situação de não participante. Devido à impossibilidade de observar este grupo em ambas as situações ao mesmo tempo, deve-se encontrar um bom contrafactual do grupo de tratamento, que possibilite mensurar o efeito causal do programa. Como um bom contrafactual entende-se um grupo de controle ou de comparação semelhante ao grupo de tratamento e elegível a participar do programa de tal sorte que, na ausência deste grupo de tratamento, o grupo de controle participaria do programa. Segundo Khandker *et al.* (2010) encontrar um bom contrafactual é o principal desafio de uma avaliação de impacto.

Os métodos de avaliação de impacto podem ser classificados em experimental e não experimental. No método experimental, considerado como padrão-ouro, os participantes e não participantes do programa são selecionados de forma aleatória. Foguel (2016) destaca que a aleatoriedade na seleção dos grupos garante que ambos os grupos sejam semelhantes nas características observáveis e não observáveis tornando o cálculo do efeito causal do programa simples e transparente. Apesar do aumento do uso do método experimental para avaliar programas sociais, o autor comenta que este método ainda não é o mais utilizado por questões éticas, financeiras e técnicas.

Além do método experimental, uma avaliação de impacto pode ser realizada através dos métodos não experimentais que se utilizam de pressupostos específicos para tornarem-se parecidos com o método experimental e estimar o impacto do programa (FOGUEL, 2016). Um dos métodos não experimentais mais utilizados em avaliação de impacto é o Diferenças em Diferenças (DID). O método é simples e intuitivamente consiste em calcular a diferença média da variável de resultado para o grupo de tratamento antes e após a implementação do programa e subtrair este resultado da diferença média da variável de resultado para o grupo de controle em ambos os períodos. O resultado desta dupla diferença é o impacto ou efeito causal do programa.

Formalmente, com base em Khandker *et al.* (2010), considere dois períodos de tempo, representados por t , em que, antes da implementação do programa ou no período pré-intervenção, $t = 0$ e após a implementação do programa ou pós-intervenção, $t = 1$. A variável de resultado é definida por Y_t^T para o grupo de tratamento e Y_t^C para o grupo de controle. Assim, a estimativa do efeito causal médio do programa é dada por:

¹⁸ Para discussão acerca das abordagens de avaliação ver Khandker *et al.*, 2010.

$$DD = E(Y_1^T - Y_0^T | T_1 = 1) - E(Y_1^C - Y_0^C | T_1 = 0) \quad (4.1)$$

em que, $T_1 = 1$ denota a participação no programa em $t = 1$ e $T_1 = 0$, denota o grupo de controle. DD é o impacto médio do programa estimado pela diferença entre a diferença média da variável de resultado pós e pré-intervenção do grupo de tratamento e a diferença média da variável de resultado pós e pré-intervenção do grupo de controle.

No estimador DD está inserida a hipótese de que a variação ao longo do tempo na variável de resultado do grupo de controle representa a variação na variável de resultado que seria observada para o grupo de tratamento, no caso de não participação no programa, por isso, atribui-se ao programa a diferença da variável de resultado entre o grupo de tratamento e controle (FOGUEL, 2016). Segundo Foguel (2016), a principal hipótese do método DID é que a variável de resultado para o grupo de tratamento e de controle tem a mesma tendência temporal, isto significa que a trajetória temporal do grupo de controle após o tratamento representa o que aconteceria com o grupo de tratamento na ausência do programa. O autor destaca que se houver disponibilidade de dados no período pré-intervenção pode-se testar esta hipótese, e então verificar se as trajetórias são semelhantes.

Além disto, o método DID permite a heterogeneidade não observada sob o pressuposto de que não varia no tempo, pois na diferenciação o viés é eliminado (HECKMAN *et al.*, 1998; KHANDKER *et al.*, 2010). No contexto dos programas PRONASCI e PEF, possíveis características não observadas presentes na amostra e que não podem ser mensuradas podem ser, por exemplo, a motivação do indivíduo em participar dos programas, motivação dos profissionais, voluntários e universitários que trabalham nos programas, interesse das lideranças políticas ou dos gestores na implementação, entre outras. Assumindo que tais características são constantes ao longo do tempo, o possível viés na inferência dos resultados dos programas é eliminado ao calcular as diferenças.

Além destas hipóteses, Cabral (2016) menciona a premissa de *Stable Unit Treatment Value Assumption* (SUTVA), que assume que o tratamento em uma unidade não afeta o tratamento em outra unidade. Além disso, assume-se a hipótese de independência condicional:

$$(Y_i^T, Y_i^C) \perp T_i | X_i \quad (4.2)$$

isto é, dada uma matriz X de variáveis explicativas, não afetadas pelo tratamento, o resultado potencial Y é independente do tratamento (KHANDKER *et al.*, 2010).

O estimador DD também pode ser obtido em uma abordagem de regressão linear. Com base em Khandker *et al.* (2010), Cabral (2016) e Foguel (2016), a Equação (4.1) pode ser expressa como:

$$Y_{it} = \beta X_{it}' + \gamma T_i + \varphi t_t + \phi(T_i t_t) + \varepsilon_{it} \quad (4.3)$$

em que, $i = 1, 2, \dots, N$, denota os indivíduos elegíveis ao tratamento; X denota o vetor de variáveis explicativas que pode ser inserido na equação como variáveis de controle; ε expressa o termo de erro; Y é a variável de resultado; T_i é uma variável binária para indicar se o indivíduo i pertence ao grupo de tratamento, $T_i = 1$; ou $T_i = 0$, caso i pertença ao grupo de controle; t_t é uma variável binária que expressa o período pré-intervenção, $t = 0$, ou pós-intervenção, $t = 1$; $T_i t_t$ é o termo de interação entre o tratamento e o período de tempo e assume valor 1 para o indivíduo que pertence ao grupo de tratamento no período pós-intervenção e 0, caso contrário. O coeficiente γ fornece o efeito das

diferenças não observáveis entre o grupo de tratamento e controle; φ fornece o efeito tempo; β é o vetor de coeficientes das variáveis de controle X . O impacto do programa é dado por $\varnothing$.

Pressupondo-se que o termo de erro é não correlacionado com as variáveis explicativas, de tratamento e tempo, $E[\varepsilon|X, T, t] = 0$, e aplicando o operador de esperança condicional na Equação (4.3) para o grupo de tratamento, nos períodos pós e pré-intervenção, tem-se, respectivamente:

$$E[Y|X, T = 1, t = 1] = \beta X' + \gamma + \varphi + \varnothing \quad (4.4)$$

$$E[Y|X, T = 1, t = 0] = \beta X' + \gamma \quad (4.5)$$

Realizando o mesmo procedimento para o grupo de controle, nos períodos pós e pré-intervenção, tem-se, respectivamente:

$$E[Y|X, T = 0, t = 1] = \beta X' + \varphi \quad (4.6)$$

$$E[Y|X, T = 0, t = 0] = \beta X' \quad (4.7)$$

Calculando a diferença do efeito médio da variável de resultado do grupo de tratamento pós e pré-intervenção, bem como para o grupo de controle e subtraindo tais diferenças:

$$\{[(\beta X' + \gamma + \varphi + \varnothing) - (\beta X' + \gamma)] - [(\beta X' + \varphi) - (\beta X')]\} = \{[\varphi + \varnothing] - [\varphi]\} = \varnothing \quad (4.8)$$

Tem-se o efeito médio do tratamento (*Average Treatment Effect* – ATE) dado pelo coeficiente $\varnothing$. Este resultado é análogo ao obtido na Equação (4.1), evidenciando que, $\varnothing = DD$. A Equação (4.3) pode ser estimada por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) para obter a estimativa não viesada do impacto do programa, $\varnothing$. Contudo, Bertrand *et al.* (2003) demonstram que a estimação do DID convencional, na presença de autocorrelação serial pode gerar estimativas inconsistentes dos erros-padrão, superestimando o efeito causal do programa. Ademais, Cabral (2016) destaca que se tratando de programas em que as unidades tratadas são territórios espaciais, não se pode garantir que as hipóteses SUTVA e de independência condicional sejam atendidas. Como os indivíduos tratados pelos programas avaliados nesta pesquisa são municípios, é possível que os efeitos dos programas perpassem as fronteiras dos municípios participantes e atinjam aqueles que pertencem ao grupo de controle, violando as referidas hipóteses.

Na situação em que os efeitos das ações dos programas ultrapassam as fronteiras dos territórios atendidos, trazendo benefícios às populações vizinhas, mas que não são tratadas, tal como, redução da criminalidade, diz-se que houve uma difusão dos benefícios. Por outro lado, tais efeitos podem ser negativos e gerar um deslocamento do crime¹⁹ para outros locais (REPETTO, 1976). O deslocamento do crime pode ocorrer de algumas formas: temporal (os ofensores mudam o horário em que eles cometem os delitos), espacial (os ofensores mudam os alvos de um local para os alvos em outro local), alvo (os ofensores trocam de alvos), tática (os ofensores mudam a

¹⁹ Deslocamento do crime também é denominado de transbordamentos espaciais ou migrações de crime (CABRAL, 2016).

maneira de abordar a vítima), tipo de crime (os ofensores trocam de modalidade de crime) e de infratores (novos ofensores substituem aqueles que foram removidos pela polícia) (ECK, 1993).

Destarte, diante da possibilidade de transbordamentos espaciais, Cabral (2016) observa que a estimação do impacto dos programas via método de Diferenças em Diferenças pode não ser eficiente e consistente devido à dificuldade de atender a todas as hipóteses requeridas pelo método. Desta forma, a autora propõe o uso do método de Diferenças em Diferenças Espacial (SDID) para estimar o impacto de um programa de segurança pública. Avaliando o impacto do Sistema de Informações Criminais (INFOCRIM), no estado de São Paulo, a autora demonstra que o método SDID é mais adequado para estimar o efeito causal do programa do que simplesmente o método de Diferenças em Diferenças.

4.4.2 O método de Diferenças em Diferenças Espacial

A econometria convencional ignora os efeitos espaciais cuja presença viola alguns dos pressupostos do Teorema de Gauss-Markov e do Modelo Clássico de Regressão Linear (MCRL)²⁰, impossibilitando que o estimador de Mínimos Quadrados Ordinários seja o melhor estimador linear não tendencioso (MELNV ou *BLUE*) (LeSAGE, 1999; ALMEIDA, 2012). A econometria espacial, um subcampo da econometria tradicional, consiste em um conjunto de técnicas que lida metodologicamente com efeitos espaciais (ANSELIN, 1988).

Os efeitos espaciais são subclassificados em heterogeneidade espacial e dependência espacial. Elhorst (2000) define a heterogeneidade espacial como parâmetros heterogêneos na base de dados e que variam entre as unidades territoriais. Além disso, outras fontes de instabilidade estrutural podem ser as variâncias dos erros não constantes (heterocedasticidade), (ANSELIN, 1988; ALMEIDA, 2012) e ainda, diferentes formas funcionais entre subconjuntos da mesma base de dados (ALMEIDA, 2012). A econometria tradicional oferece ferramentas para lidar com parte das dificuldades metodológicas da heterogeneidade espacial (ANSELIN, 1988), tais como a inserção de variáveis binárias para cada unidade espacial (CABRAL, 2016).

Já a dependência espacial refere-se à dependência entre os valores observados de unidades espaciais vizinhas (LeSAGE, 1999; ALMEIDA, 2012). Almeida (2012, p. 23) destaca que há uma interação multidirecional entre as variáveis independentes de unidades espaciais vizinhas, por exemplo, a criminalidade observada no município i depende da criminalidade observada no município j , pressupondo-se que haja alguma relação de vizinhança entre estes municípios. Por sua vez, a criminalidade em j influencia a criminalidade no município i . Por outro lado, o autor destaca que no domínio temporal não há simultaneidade, que pode ser observada no domínio espacial, por exemplo, a criminalidade observada em i no tempo t_1 influencia a criminalidade em i no tempo t_2 e, assim por diante, mas o contrário não é verdadeiro, logo, a interação de um processo temporal é unidirecional.

Almeida (2012, p. 24) destaca ainda outros aspectos acerca da dependência espacial. Primeiro, além da dependência espacial na variável dependente, tal dependência pode ser observada nas variáveis de controle ou nos termos de erro entre unidades espaciais vizinhas. Segundo, “é uma propriedade de funções de densidade conjunta. (...) Assim, procura-se avaliar a dependência espacial pelo momento dessa função de densidade conjunta, ou seja, pela autocorrelação espacial, que pode ser estimada e testada”. Por fim, a autocorrelação espacial apresenta uma associação linear enquanto a dependência espacial pode apresentar também uma associação não linear. Neste sentido, o autor considera os termos autocorrelação espacial e dependência espacial como sinônimos. Já Anselin

²⁰ Para revisão acerca da validade dos pressupostos na presença de efeitos espaciais, ver Almeida (2012).

(1988) apresenta a autocorrelação espacial como uma expressão mais fraca da dependência espacial. Seguindo Almeida (2012), nesta tese os referidos termos serão considerados sinônimos.

Diante do exposto, deve-se ter precaução ao analisar o impacto de intervenções de segurança apenas com a econometria tradicional. A presença de interação espacial entre as unidades espaciais pode gerar estimativas inconsistentes e ineficientes do efeito causal da política, superestimando ou subestimando o verdadeiro impacto da intervenção, porque, conforme destacado na subseção 4.4.1, na presença de autocorrelação espacial, não há garantias acerca da validade das hipóteses SUTVA e de independência condicional assumidas na estimação do DID. Desta forma, deve-se testar a presença de autocorrelação espacial nos resíduos e se evidenciada sua presença, deve ser inserida na especificação do modelo econométrico.

A autocorrelação espacial é inserida no modelo como variável de controle, na forma de variável defasada espacialmente, WY , que representa a média do valor da variável Y nas unidades espaciais vizinhas (ALMEIDA, 2012). Na matriz de ponderação espacial (W), definida exogenamente, os elementos w_{ij} , pesos espaciais, indicam o grau de dependência entre as unidades espaciais i e j (BAUMONT, 2004). Assim, os elementos da diagonal principal são iguais a zero, $w_{ii} = 0$, ou seja, o município i não tem influência sobre ele mesmo, enquanto os demais elementos, w_{ij} , medem o grau de conexão espacial entre os municípios i e j . O grau de conexão na matriz W pode ser definido a partir de algum critério que pode ser geográfico, socioeconômico, político, entre outros (ALMEIDA, 2012). Almeida (2012) sugere, para evitar arbitrariedade na definição da matriz de ponderação espacial, seguir o procedimento proposto por Baumont (2004) e destaca que é importante fazer uma escolha apropriada da matriz, pois a matriz W é utilizada na construção das variáveis espacialmente defasadas.

Stakhovych e Bijmolt (2009) também destacam a sensibilidade dos resultados ao tipo de matriz de ponderação espacial utilizado e propõem um procedimento para verificar a adequabilidade da matriz de ponderação que considera como a melhor matriz aquela cujo critério de informação for o menor. Os autores destacam que, utilizar o critério de informação para definir a matriz de ponderação espacial aumenta a probabilidade de identificar a verdadeira especificação matricial e permite obter estimativas mais precisas em relação a realizar esta escolha arbitrariamente.

A matriz de ponderação espacial também é utilizada na Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). A AEDE consiste em um conjunto de técnicas que permite identificar instabilidades estruturais (ANSELIM, 1999). Além da AEDE, outros testes tais como, I de Moran e Multiplicador de Lagrange (LM) e o teste de Razão de Verossimilhança (*Likelihood-ratio* – LR), que utilizam a matriz W , são úteis para auxiliar na identificação da autocorrelação espacial e especificação do modelo econométrico.

A Equação (4.3) propõe uma especificação para estimação do efeito médio do tratamento via DID. Contudo, na presença de autocorrelação espacial, o método mais adequado é o SDID ao flexibilizar a hipótese SUTVA e considerar o grupo de comparação como um bom contrafactual (CABRAL, 2016). A especificação a seguir, conhecida como modelo de Manski, baseada em Almeida (2016) e Cabral (2016) adiciona ao modelo (4.3) todos os tipos de autocorrelação espacial²¹:

$$Y_{it} = \beta X'_{it} + \gamma T_i + \phi t_t + \phi(T_i t_t) + \rho WY_{it} + \delta W(T_i t_t) + \tau WX'_{it} + \xi_{it} \quad (4.9)$$

$$\xi_{it} = \lambda W\xi_{it} + \varepsilon_{it} \quad (4.9.1)$$

²¹ A discussão a seguir é baseada em Almeida (2012) e Cabral (2016).

em que: W denota a matriz de ponderação espacial e pressupõe-se que a matriz W , de dimensão $N \times N$ é constante no tempo; WY denota a defasagem espacial da variável dependente e reflete os efeitos da interação entre as variáveis dependentes; WT_i refere-se a defasagem espacial do termo de interação e denota os efeitos indiretos do tratamento sobre as unidades tratadas e de controle; WX denota o operador de defasagem espacial das variáveis explicativas e representa os efeitos da interação entre tais variáveis; $W\xi$ denota o operador de defasagem espacial dos termos de erro e representa o efeito da interação entre os erros; τ é um vetor de coeficientes espaciais, ρ e δ são parâmetros espaciais; e λ denota o parâmetro do erro autorregressivo espacial.

As Equações (4.9) e (4.9.1) no período pré-intervenção assumem a seguinte forma:

$$Y_{i0} = \beta X'_{i0} + \gamma T_i + \phi t_0 + \mathcal{O}(T_i t_0) + \rho WY_{i0} + \delta W(T_i t_0) + \tau WX'_{i0} + \xi_{i0} \quad (4.10)$$

$$\xi_{i0} = \lambda W\xi_{i0} + \varepsilon_{i0} \quad (4.10.1)$$

Já no período pós-intervenção, as Equações (4.9) e (4.9.1), têm a seguinte forma:

$$Y_{i1} = \beta X'_{i1} + \gamma T_i + \phi t_1 + \mathcal{O}(T_i t_1) + \rho WY_{i1} + \delta W(T_i t_1) + \tau WX'_{i1} + \xi_{i1} \quad (4.11)$$

$$\xi_{i1} = \lambda W\xi_{i1} + \varepsilon_{i1} \quad (4.11.1)$$

Efetuando a primeira diferença entre os períodos pós e pré-intervenção, portanto, subtraindo (4.11) de (4.10) e (4.11.1) de (4.10.1), tem-se:

$$Y_{i1} - Y_{i0} = (\beta X'_{i1} - \beta X'_{i0}) + (\gamma T_i - \gamma T_i) + (\phi t_1 - \phi t_0) + [\mathcal{O}(T_i t_1) - \mathcal{O}(T_i t_0)] + (\rho WY_{i1} - \rho WY_{i0}) + [\delta W(T_i t_1) - \delta W(T_i t_0)] + (\tau WX'_{i1} - \tau WX'_{i0}) + (\xi_{i1} - \xi_{i0}) \quad (4.12)$$

$$(\xi_{i1} - \xi_{i0}) = (\lambda W\xi_{i1} + \varepsilon_{i1}) - (\lambda W\xi_{i0} + \varepsilon_{i0}) \quad (4.12.1)$$

Rearranjando as Equações (4.12) e (4.12.1), inserindo o operador de primeira diferença, Δ , e assumindo que t_0 é zero, tem-se a especificação para obtenção do efeito médio do tratamento (ATE) no método de Diferenças em Diferenças Espacial:

$$\Delta Y_i = \beta \Delta X'_i + \phi t_1 + \mathcal{O}(T_i t_1) + \rho W\Delta Y_i + \delta W(T_i t_1) + \tau W\Delta X'_i + v_i \quad (4.13)$$

$$v_i = \lambda Wv_i + \epsilon_i \quad (4.13.1)$$

em que $v_i = (\xi_{i1} - \xi_{i0})$ e $\epsilon_i = \varepsilon_{i1} - \varepsilon_{i0}$.

Manski (1993, p. 534) e Elhorst (2010, p. 14) destacam que não existem limitações técnicas para estimar modelos que incorporam interações entre a variável dependente, as variáveis explicativas e termos de erro, mas as estimativas não podem ser interpretadas corretamente, uma vez que não é possível diferenciar os efeitos endógenos e exógenos um do outro. Manski (1993) denomina este problema de reflexão e define efeito endógeno como aquele em que o resultado Y do município i varia conforme a $E(Y|X)$, isto é, a média de Y entre os municípios do grupo de referência denotada por X . Já o efeito exógeno é definido pelo autor como a variação de Y com $E(Z|X)$, isto é, com a média das variáveis exógenas Z entre os municípios do grupo de referência. Como alternativa pode-se impor

restrições aos parâmetros espaciais das Equações (4.13) e (4.13.1) para identificar corretamente os parâmetros (MANSKI, 1993; CABRAL, 2016).

Cabral (2016) descreve como obter as estimativas do efeito médio do tratamento dos diversos modelos de Diferenças em Diferenças Espacial, impondo restrições ao modelo geral, (4.13) e (4.13.1), e ainda discute quais as consequências teóricas de negligenciar os efeitos espaciais nas estimações. Um resumo dos modelos é apresentado no Quadro 4.

O modelo de Diferenças em Diferenças tradicional é obtido sob a restrição de que todos os coeficientes espaciais são iguais a zero ($\rho = \lambda = \delta = 0$ e $\tau = 0$). Portanto, este modelo não apresenta nenhum tipo de defasagem espacial, podendo ser estimado via Mínimos Quadrados Ordinários com a matriz de variância e covariância de White para obter os erros-padrão robustos em caso de heterocedasticidade.

Ao impor a restrição de que o parâmetro espacial do erro autorregressivo, o parâmetro do termo de interação defasado e ainda o vetor de parâmetros das variáveis explicativas são iguais a zero ($\lambda = \delta = 0$ e $\tau = 0$), tem-se o modelo de Diferenças em Diferenças Espacial de Defasagem Espacial (SDID-SAR). A única defasagem espacial presente neste modelo é da variável dependente, indicando que existe interação entre as variáveis dependentes de regiões vizinhas. Se a defasagem espacial não for incluída na estimação, as estimativas por MQO serão inconsistentes devido ao problema da variável omitida. Mesmo que a defasagem espacial seja incluída na regressão e se o modelo ainda for estimado por MQO, as estimativas continuam inconsistentes e agora também, ineficientes, devido a presença de variável endógena $W\Delta Y_t$. Para obter estimativas consistentes e eficientes na estimação do modelo SDID-SAR, com variância homocedástica, Cabral (2016) mostra que o adequado é utilizar o estimador de Máxima Verossimilhança (MV) ou Mínimos Quadrados em dois Estágios (MQ2E ou 2SLS). Já com o problema de heterocedasticidade o estimador apropriado é o estimador consistente de heterocedasticidade e autocorrelação (HAC). No modelo SDID-SAR o efeito médio do tratamento é dado por $(I - W\rho)^{-1} \emptyset$. Cabral (2016, p. 48) destaca que a decomposição do efeito médio do tratamento permite identificar se a interação espacial entre as unidades espaciais está amenizando ou potencializando o impacto do programa.

O modelo de Diferenças em Diferenças Espacial de Erro Autorregressivo Espacial (SDID-SEM) é obtido impondo restrições aos parâmetros dos operadores de defasagens das variáveis dependentes e de interação e das variáveis explicativas ($\rho = \delta = 0$ e $\tau = 0$). Neste modelo permanece apenas a interação espacial entre os termos de erro. Se o modelo estimado for o DID, negligenciando a presença da defasagem dos termos de erro, as estimativas obtidas serão ineficientes devido ao viés da variância. Uma vez atendida a hipótese de homocedasticidade, a estimação do modelo SDID-SEM pode ser feita via MV ou Método dos Momentos Generalizados (GMM) de Kelejian e Prucha (1999). Contudo, se tal hipótese não for satisfeita o adequado é estimar o modelo SDID-SEM através do método proposto por Kelejian e Prucha (2010), que consiste em uma extensão do método de Mínimos Quadrados em Dois Estágios Espaciais Generalizados (GS2SLS), obtendo estimativas consistentes e eficientes e o efeito médio do tratamento dado por $\emptyset$ (CABRAL, 2016).

O modelo de Diferenças em Diferenças Espacial com Erro Autorregressivo Espacial (SDID-SAC) apresenta as defasagens do termo de erro e da variável dependente, logo é obtido impondo a restrição de que apenas a defasagem do termo de interação é igual a zero ($\delta = 0$ e $\tau = 0$). O modelo considera as interações espaciais das unidades espaciais e dos termos de erro. As estimativas resultantes da estimação de um modelo DID, quando o modelo correto é o SDID-SAC, são além de viesadas, devido à omissão da variável dependente defasada, inconsistentes e ineficientes devido a omissão do termo de erro autorregressivo defasado. Para que as estimativas sejam consistentes e eficientes, se atendido o pressuposto de homocedasticidade, a estimação pode ocorrer por MV

ou GS2SLS, enquanto na presença de heterocedasticidade, o método apropriado é a extensão do GS2SLS proposta por Kelejian e Prucha (2010). O efeito médio do tratamento é dado $(I - W\rho)^{-1} \emptyset$.

Por outro lado, ao inserir a defasagem espacial das variáveis explicativas, impondo a restrição $(\rho = \lambda = 0)$, tem-se o modelo de Diferenças em Diferenças Espacial Regressivo Cruzado Espacial (SDID-SLX). Devido a inclusão de $W(T_1t_1)$ e $W\Delta X'_{i1}$ no modelo é possível que haja multicolinearidade quase perfeita com as variáveis $\Delta X'_i$ e (T_1t_1) . Assim, deve-se verificar a existência de alta colinearidade. Devido à omissão de variáveis relevantes, se o modelo estimado for o DID quando o correto é SDID-SLX, as estimativas serão inconsistentes. Uma vez especificado o modelo correto, ele pode ser estimado normalmente por MQO e na presença de variância heterocedástica ser corrigido através dos erros-padrão robustos. O efeito médio do tratamento é dado por $(\emptyset + \delta W)$.

Ao impor a restrição de que $(\lambda = 0)$ tem-se o modelo de Diferenças em Diferenças Durbin Espacial (SDID-SDM). Logo, o modelo incorpora as defasagens espaciais das variáveis dependentes e das variáveis explicativas. Uma estimação consistente e eficiente deste modelo, atendida a hipótese de homocedasticidade, pode ser obtida por MV ou 2SLS. Já na presença de heterocedasticidade deve ser usado o estimador SHAC de Kelejian e Prucha (2007). Neste momento também se deve atentar para a presença de alta multicolinearidade. O efeito médio do tratamento é obtido por $(I - W\rho)^{-1}(\emptyset + \delta W)$.

Por fim, ao impor a restrição de que ρ é zero ao modelo geral de SDID, obtém-se o modelo de Diferenças em Diferenças Espacial de Durbin Espacial do Erro (SDID-SDM). O modelo incorpora as defasagens espaciais das variáveis explicativas e dos termos de erro. Novamente a estimação do modelo DID, quando o modelo correto é o SDID-SDM, gera estimativas ineficientes e inconsistentes, devido à variância viesada do estimador de MQO e omissão de variáveis. Estimativas consistentes e eficientes são obtidas por MV ou GMM de Kelejian e Prucha (1999). Em caso de heterocedasticidade o mais adequado é estimar com o método de Kelejian e Prucha (2010). O efeito médio do tratamento é dado por $(\emptyset + \delta W)$.

Diante do exposto, de acordo com Cabral (2016), o procedimento para estimar o efeito causal do programa consiste em inicialmente estimar o modelo tradicional de Diferenças em Diferenças, com correção da heterocedasticidade. Em seguida, devem-se testar os resíduos e verificar a presença de autocorrelação espacial. Uma vez comprovado que não há autocorrelação espacial, então o modelo de DID é o melhor para estimar o efeito médio do programa. Caso contrário, deve-se especificar e estimar os diversos modelos de Diferenças em Diferenças Espacial supracitados. Dentre os modelos de SDID estimados, deve-se escolher o melhor modelo para identificar o impacto do programa. O melhor modelo é aquele que apresentar o menor critério de informação. O mesmo procedimento é realizado com dados pareados.

Segundo Cameron e Trivedi (2005, p. 278), critérios de informação são critérios de log-verossimilhança com ajustes nos graus de liberdade. Intuitivamente existe um *tradeoff* entre o modelo ajustado, medido pelo valor maximizado do log-verossimilhança e o princípio da parcimônia, que favorece um modelo simples. Aumentar a complexidade do modelo melhora o seu ajuste, mas como ressalta o autor, são inseridos parâmetros apenas se um melhor ajuste compensar a perda de parcimônia. Dos critérios disponíveis para a escolha do melhor modelo, Greene (2003) e Cameron e Trivedi (2005) sugerem os critérios de informação de Akaike (*Akaike Information Criterion* – AIC) e o Bayesiano (*Bayesian Information Criterion* – BIC). Greene (2002) comenta que, destes critérios nenhum têm uma vantagem clara sobre o outro. Contudo, Cameron e Trivedi (2005) destacam que, se a parcimônia é importante, então o critério mais indicado é o BIC.

Outro procedimento que será utilizado para definir o melhor modelo espacial é o teste de Razão de Verossimilhança (LR), conforme sugerido por Elhorst (2014). O teste é baseado na função log de Verossimilhança dos modelos e pode ser usado para comparar dois modelos, um irrestrito e outro restrito, impondo alguma restrição sobre um ou mais parâmetros do modelo irrestrito.

Quadro 4 – Principais modelos de Diferenças em Diferenças Espacial

Modelo	Defasagem Espacial	Homocedasticidade	Consequências	Estimador Apropriado	Efeito Médio do Tratamento (ATE)
DID	Nenhuma	Sim	—	OLS	$\emptyset$
		Não	Ineficiência	OLS com erros-padrão robustos	$\emptyset$
SDID-SAR	$W\Delta Y_i$	Sim	Inconsistência	MV ou 2SLS	$(I - W\rho)^{-1} \emptyset$
		Não	Inconsistência e ineficiência	Estimador HAC	$(I - W\rho)^{-1} \emptyset$
SDID-SEM	Wv_i	Sim	Ineficiência	MV ou GMM de Kelejian e Prucha (1999)	$\emptyset$
		Não	Ineficiência	Método KP	$\emptyset$
SDID-SAC	$W\Delta Y_i$ e Wv_i	Sim	Inconsistência e ineficiência	MV ou GS2SLS	$(I - W\rho)^{-1} \emptyset$
		Não	Inconsistência e ineficiência	Método KP	$(I - W\rho)^{-1} \emptyset$
SDID-SLX	$W\Delta X_i$	Sim	Inconsistência	OLS	$\emptyset + \delta W$
		Não	Inconsistência e ineficiência	OLS com erros-padrão robusto	$\emptyset + \delta W$
SDID-SDM	$W\Delta Y_i$ e $W\Delta X_i$	Sim	Inconsistência	MV ou 2SLS	$(I - W\rho)^{-1} (\emptyset + \delta W)$
		Não	Inconsistência e ineficiência	Estimador HAC	$(I - W\rho)^{-1} (\emptyset + \delta W)$
SDID-SDEM	Wv_i e $W\Delta X_i$	Sim	Inconsistência e ineficiência	MV ou GMM de Kelejian e Prucha (1999)	$\emptyset + \delta W$
		Não	Inconsistência e ineficiência	Método KP	$\emptyset + \delta W$

Fonte: Cabral (2016, pág. 62)

4.4.3 Diferenças em Diferenças com Pareamento (DIDM) e Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento (SDIDM)

O método de Diferenças em Diferenças, não espacial e espacial, é um método não experimental utilizado para avaliações de impacto. Para isto, é necessário ter um grupo de tratamento, isto é, um grupo de indivíduos que participou da intervenção e um grupo de controle ou de comparação, com indivíduos que não participaram da intervenção. Para que estes grupos sejam comparáveis é necessário que o grupo de controle seja semelhante ao grupo de tratamento. Na disponibilidade de dados, para obter um melhor pareamento entre o grupo de tratamento e o grupo de controle pode-se combinar o método DID com o *Propensity Score Matching* (PSM) (KHANDKER *et al.*, 2010), bem como o método SDID.

De acordo com Khandker *et al.* (2010) o PSM constrói um grupo de comparação, a partir de características observadas que não são afetadas pela participação no programa, utilizando um modelo de probabilidade de participação no tratamento. A partir disso, os participantes são combinados com os não participantes mais semelhantes. Assim, segundo o autor, considerando a participação no tratamento T , condicionado às características observáveis X , o modelo de probabilidade de participação ou o *propensity score* é dado por $P(X) = Pr(T=1 | X)$.

As hipóteses do método são a independência condicional e a presença de suporte comum (ROSENBAUM e RUBIN, 1983). A primeira hipótese pressupõe que a partir de uma matriz de variáveis observadas e que não são afetadas pelo tratamento, o resultado potencial é independente do tratamento (CALIENDO, KOPEINIG, 2008; KHANDKER *et al.*, 2010). Já a hipótese de suporte comum pressupõe que para cada valor de X ,

existe um indivíduo tratado e um indivíduo não tratado (CAMERO, TRIVEDI, 2005). Portanto, a hipótese garante que deve haver uma sobreposição do grupo de tratamento e do grupo de controle, de forma que os indivíduos que não são semelhantes sejam eliminados da amostra. Desta forma, uma vez selecionado o grupo de controle mais semelhante ao grupo de tratamento, segue-se normalmente com a estimação via DID ou SDID.

Após a apresentação das metodologias econométricas, a seguir é apresentada a abordagem empírica para a estimação do impacto do PRONASCI e do efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família.

4.4.4 Estratégia empírica para avaliação de impacto do PRONASCI e do efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família

A estratégia empírica para estimação do impacto do PRONASCI, a depender dos resultados de cada etapa, divide-se em dois ou três momentos. Primeiramente, realiza-se o pareamento dos municípios do grupo de controle com os municípios do grupo de tratamento. Em seguida estima-se o modelo de Diferenças em Diferenças com os dados pareados, para identificar o impacto do programa, sucedido dos testes de autocorrelação espacial. Se comprovada a presença de autocorrelação espacial, a abordagem empírica segue para a próxima etapa, que consiste na especificação e estimação dos modelos de Diferenças em Diferenças Espacial com dados pareados. Ainda nesta etapa são realizados os testes e também verificados os ajustes dos modelos para identificação do “melhor modelo” espacial a estimar o impacto do programa.

Já a estimação do efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família, inicia-se com a estimação do DID, seguido dos testes para a autocorrelação espacial. Se não houver aleatoriedade espacial dos resíduos, passa-se para a segunda etapa que consiste em estimar o SDID. Também nesta etapa os critérios de ajustes e testes LR auxiliam na definição do “melhor modelo” espacial. A seguir, as etapas são apresentadas de maneira pormenorizada.

4.4.4.1 PRONASCI

A estimação do impacto do Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania é inteiramente realizada no *software* Stata 14. A primeira etapa, efetuada com o comando *pscore*, consiste em estimar um modelo de probabilidade de participação no programa para obtenção do *propensity score* (*pscore*) utilizado para estratificar os municípios em blocos. Nesta etapa também se realiza a verificação das propriedades de balanceamento, garantindo que os municípios selecionados para o grupo de controle sejam semelhantes ao grupo de tratamento.

Já com os municípios pareados, segue-se com a estimação de um painel de dados com os anos de 2000 e 2010. Greene (2002) destaca que a principal vantagem no uso de dados em painel em relação aos dados de corte transversal está na flexibilidade em modelar as diferenças entre as unidades espaciais. Assim, a especificação do modelo DID é dada por²²:

²² A discussão a seguir é baseada em Greene (2003), Justus e Kassouf (2007) e Cabral (2016).

$$Taxa\ de\ homicídios_{it} = \beta X'_{it} + \alpha Z'_i + \gamma PRONASCI_i + \phi Tempo_t + \theta (PRONASCI_i Tempo_t) + \varepsilon_{it} \quad (4.14)$$

em que $i = 1, 2, \dots, N$ refere-se aos municípios brasileiros pareados; $t = 2000, 2010$; $Tempo$ é uma variável binária de tempo que assume o valor 1 para o período pós-intervenção (2010) e 0, caso contrário (2000); $PRONASCI$ é uma variável binária que indica se o município i pertence ao grupo de tratamento, assumindo valor 1, ou ao grupo de controle, com valor 0; X'_{it} é a matriz de covariadas e não inclui o intercepto; $\alpha Z'_i$ denota a heterogeneidade ou efeito individual para cada município; Z_i contém um termo constante e um conjunto de variáveis específicas observadas ou não observadas dos municípios, constantes no tempo; e ε_{it} é um termo de erro aleatório.

O efeito médio do tratamento é dado pelo coeficiente θ , da interação entre as variáveis binárias de tratamento $PRONASCI$ e tempo. O coeficiente da variável binária de tratamento, γ , denota o efeito médio das diferenças na taxa de criminalidade entre os grupos de tratamento e de comparação. O coeficiente ϕ representa o efeito do tempo para ambos os grupos e β é o vetor de parâmetros da matriz de covariadas.

A partir do modelo apresentado na Equação (4.14) alguns cenários podem ser considerados. Primeiro, pressupõe-se que Z_i seja observado para todos os municípios, logo, não existem características não observadas, então, $\alpha Z'_i$ contém somente um termo constante. Nesta situação, a estimação da regressão por Mínimos Quadrados Ordinários fornece estimativas consistentes e eficientes dos parâmetros. Esta regressão é denominada de Regressão *Pooled*.

Todavia, desconsiderar a heterogeneidade espacial e temporal das variáveis, segundo Elhorst (2014), é a principal objeção ao uso de dados empilhados, pois, é provável que as variáveis das unidades espaciais sejam diferentes, levando a impactos específicos na variável de resultado. Segundo, pressupondo que Z_i seja não observado, mas correlacionado com X'_{it} , então as estimativas dos parâmetros via MQO serão viesadas e inconsistentes, devido a omissão de variável. Nesta situação pode-se adotar a abordagem de Efeitos Fixos que considera $\alpha_i = \alpha Z'_i$ como um termo constante específico do município e invariante no tempo. Assim, a regressão (4.14) assume a seguinte estrutura:

$$Taxa\ de\ homicídios_{it} = \beta X'_{it} + \alpha_i + \gamma PRONASCI_i + \phi Tempo_t + \theta (PRONASCI_i Tempo_t) + \varepsilon_{it} \quad (4.15)$$

Os efeitos aleatórios não são considerados nesta estimação, pois, como destacam Justus e Kassouf (2007), tratando-se de modelos com criminalidade, os efeitos específicos não observáveis potencialmente são correlacionados com as variáveis explicativas. Neste sentido, o modelo de efeitos fixos tem-se mostrado ser mais adequado do que o modelo de efeitos aleatórios (ARAÚJO JR. e FAJNZYLBER, 2001; JUSTUS e KASSOUF, 2007; CABRAL, 2016). Assim, a estimação é realizada considerando os efeitos fixos, os quais fornecem resultados idênticos aos obtidos por Diferenças em Diferenças, quando são considerados dois períodos de tempo (WOOLDRIDGE, 2002).

Após a estimação do método de Diferenças em Diferenças com Pareamento (DIDM) os resíduos são testados, através do teste de autocorrelação espacial I de Moran, para verificar a presença ou não da dependência espacial. A rejeição da hipótese nula do teste I de Moran leva a conclusão de que os resíduos são espacialmente autocorrelacionados (ALMEIDA, 2012). Além disto, o teste ainda é capaz de informar se os dados estão concentrados e qual a magnitude desta concentração (ALMEIDA, 2012). Se os resíduos, de fato, forem

autocorrelacionados espacialmente então, segundo Cabral (2016), deve-se flexibilizar a hipótese de SUTVA, de forma a inserir na estimação a interação espacial entre os municípios. Assim, inserindo as defasagens espaciais na Equação (4.14), obtém-se a regressão geral do SDIDM para a estimação do impacto do PRONASCI:

$$Taxa\ de\ homicídios_{it} = \beta X'_{it} + \gamma PRONASCI_i + \phi Tempo_t + \theta(PRONASCI_i Tempo_t) + \rho W Taxa\ de\ homicídios_{it} + \delta W(PRONASCI_i Tempo_t) + \tau W X'_{it} + \xi_{it} \quad (4.16)$$

$$\xi_{it} = \lambda W \xi_{it} + \varepsilon_{it} \quad (4.16.1)$$

em que W é uma matriz de ponderação espacial, de dimensão $N \times N$ e presume-se ser constante no período. $W Taxa\ de\ homicídios_{it}$ denota a defasagem espacial da taxa de homicídios. A restrição para o coeficiente de defasagem espacial ρ , $-1 < \rho < 1$, implica que, se positivo, existe autocorrelação espacial global positiva, ou seja, uma alta taxa de homicídios nos municípios vizinhos aumenta a taxa de homicídios no município i , mas, se for negativo, há autocorrelação espacial global negativa, isto é, uma elevada taxa de homicídios nos municípios vizinhos diminui a taxa de homicídios no município i (ALMEIDA, 2012). $W(PRONASCI_i Tempo_t)$ representa a defasagem espacial do programa e δ denota o efeito indireto do programa. $W X'_{it}$ é a defasagem espacial da matriz de variáveis explicativas da criminalidade e τ indica a magnitude das externalidades das variáveis. $W \xi_{it}$ representa os transbordamentos não modelados e λ é o parâmetro do erro autorregressivo espacial. θ denota o impacto do PRONASCI.

Impondo as restrições, discutidas na seção 4.4.2, obtém-se os diversos modelos espaciais resumidos no Quadro 4, que também indica qual o estimador mais adequado para cada modelo. Os erros-padrão são obtidos pela matriz de variância e covariância de White e a definição do melhor modelo para estimar o impacto do PRONASCI é dada pelo critério de informação bayesiano (BIC) e dos testes LR.

4.4.4.2 Programa Escola da Família

O mesmo procedimento apresentado anteriormente para a estimação do impacto do PRONASCI também é utilizado para avaliar o efeito que a saída dos municípios do Programa Escola da Família teve sobre os homicídios, com exceção da etapa do pareamento. Para esta análise, a regressão a ser estimada com dados em painel, pode ser representada por:

$$Taxa\ de\ homicídios_{it} = \beta X'_{it} + \alpha Z'_i + \gamma PEF_i + \phi Tempo_t + \theta(PEF_i Tempo_t) + \varepsilon_{it} \quad (4.17)$$

Todas as notações permanecem as mesmas da Equação (4.14), com exceção do termo i que representa os municípios do Estado de São Paulo, portanto, $i = 1, 2, \dots, 615$ e da variável binária de tratamento, PEF que assume valor 1 se o município deixou de participar do PEF e 0, caso contrário. O efeito de ter deixado de participar do programa é dado pelo parâmetro, θ , da interação entre as variáveis binárias de tratamento e tempo.

A estimação também é realizada por efeitos fixos, cujo resultado é idêntico ao de Diferenças em Diferenças. Os modelos são análogos aos apresentados nas regressões de (4.15) e (4.16).

Definido o melhor modelo, os resíduos são testados para verificar a presença de autocorrelação espacial. Se comprovado que o modelo apresenta transbordamentos espaciais, tais interações são inseridas na estimação dos modelos de Diferenças em Diferenças Espacial. Assim, o modelo geral do SDID a ser estimado para avaliar o efeito de ter deixado de participar do Programa Escola da Família é:

$$\begin{aligned}
 Taxa\ de\ homicídios_{it} &= \beta X'_{it} + \gamma PEF_i + \varphi Tempo_t + \mathcal{O}(PEF_i Tempo_t) + \rho W Taxa\ de\ homicídios_{it} \\
 &+ \delta W(PEF_i Tempo_t) + \tau W X'_{it} + \xi_{it} \quad (4.18) \\
 \xi_{it} &= \lambda W \xi_{it} + \varepsilon_{it} \quad (4.18.1)
 \end{aligned}$$

em que W é uma matriz de ponderação espacial, de dimensão $N \times N$ e por suposição também constante no tempo. $W(PEF_i Tempo_t)$ denota a defasagem espacial do Programa Escola da Família e δ denota o efeito indireto do programa. As demais notações permanecem iguais. A partir do modelo geral, são estimados os diversos modelos de SDID já discutidos na seção 4.4.2, cuja definição do melhor modelo dá-se através do critério de informação Bayesiano e dos testes LR.

5 RESULTADOS

Neste capítulo apresenta-se inicialmente a estatística descritiva das variáveis qualitativas e quantitativas, para os anos de 2000 e 2010. Em seguida, são descritos os resultados dos modelos não espaciais estimados. Devido à presença de dependência espacial nos resíduos de tais modelos, a abordagem empírica segue com a estimação dos modelos espaciais. Por fim, discutem-se os resultados do melhor modelo espacial definido pelos testes de Razão de Verossimilhança (LR) e do critério de informação BIC. A dinâmica de apresentação dos resultados é a mesma, tanto para a avaliação do impacto do PRONASCI, quanto para a avaliação do efeito da saída das escolas do Programa Escola da Família sobre a taxa de homicídios dos municípios.

5.1 Estatística Descritiva

As Tabelas 1, 2, 3 e 4, apresentam as frequências das variáveis discretas utilizadas na estimação do impacto do PRONASCI, por ano e para os grupos de tratamento e de controle. Nota-se que o número de observações para cada uma das variáveis se altera, pois até este momento da análise, considera-se o total de observações disponíveis de cada variável. Os *missings* foram posteriormente eliminados na estimação dos modelos econométricos.

A variável *Partido BR* indica se o prefeito eleito no ano de 2004, para o período pré-tratamento, e no ano de 2008, para o período pós-tratamento, era do mesmo partido do governo federal, qual seja, Partido dos Trabalhadores, PT. Com exceção do Distrito Federal, para o qual se considerou o partido do governador em exercício nos referidos anos. Observa-se que dos 170 municípios tratados, em trinta e quatro, o prefeito era filiado ao Partido dos Trabalhadores, no ano 2000. Enquanto, no ano de 2010, este número sobe para quarenta e quatro municípios. Entre os municípios do grupo de controle, no ano 2000, 374 prefeitos eram filiados ao PT. Já em 2010, este total é de 515.

O total de municípios com guarda municipal com porte de arma de fogo (Guarda) entre os municípios do grupo de tratamento, no ano 2000, era de 35, já em 2010, este número eleva-se para 44. Dentre os municípios não tratados, esta representatividade era muito inferior, considerando o total de municípios deste grupo, somente 80 municípios no ano 2000 e, 96 em 2010. A variável *Guarda* foi construída a partir dos dados do Perfil dos Municípios Brasileiros de 2009, realizada pelo IBGE. A pesquisa fornece informações quanto à existência de guarda municipal, ano de criação e se a guarda utiliza arma de fogo e/ou armas não letais. Embora seja possível identificar quais as principais atividades realizadas pela guarda, a pesquisa não fornece a informação de qual o número do efetivo direcionado a atuar especificamente nas atividades de segurança pública, no que se refere à prevenção e controle ao crime e violência.

Tabela 1 – Número de municípios do grupo de tratamento, conforme a presença ou ausência do atributo, por estado (2000)

Estado	Partido BR			Guarda			Fronteira		
	Não	Sim	Total	Não	Sim	Total	Não	Sim	Total
Rondônia	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Acre	1	2	3	3	0	3	0	3	0
Amazonas	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Roraima	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pará	4	0	4	3	1	4	4	0	0
Amapá	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tocantins	0	1	1	0	1	1	1	0	1
Maranhão	3	0	3	2	1	3	3	0	3
Piauí	1	0	1	1	0	1	1	0	1
Ceará	4	1	5	5	0	5	5	0	5
Rio Grande do Norte	1	0	1	0	1	1	1	0	1
Paraíba	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pernambuco	10	1	11	9	2	11	11	0	11
Alagoas	3	0	3	3	0	3	3	0	3
Sergipe	1	1	2	1	1	2	2	0	2
Bahia	7	3	10	8	2	10	10	0	10
Minas Gerais	7	3	10	10	0	10	10	0	10
Espírito Santo	5	2	7	7	0	7	7	0	7
Rio de Janeiro	16	3	19	19	0	19	19	0	19
São Paulo	20	10	30	11	19	30	30	0	30
Paraná	13	0	13	11	2	13	10	3	13
Santa Catarina	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rio Grande do Sul	17	7	24	19	5	24	18	6	24
Mato Grosso do Sul	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mato Grosso	3	0	3	3	0	3	3	0	3
Goiás	19	0	19	19	0	19	19	0	19
Distrito Federal	1	0	1	1	0	1	1	0	1
Total	136	34	170	135	35	170	158	12	170

Fonte: IPEADATA, Municípios/IBGE, Ministério da Integração Nacional

Tabela 2 – Número de municípios do grupo de controle, conforme a presença ou ausência do atributo, por estado (2000)

Estado	Partido BR			Guarda			Fronteira		
	Não	Sim	Total	Não	Sim	Total	Não	Sim	Total
Rondônia	45	7	52	52	0	52	25	27	52
Acre	11	8	19	19	0	19	0	19	19
Amazonas	58	4	62	62	0	62	41	21	62
Roraima	13	2	15	15	0	15	0	15	15
Pará	121	18	139	139	0	139	134	5	139
Amapá	13	3	16	16	0	16	8	8	16
Tocantins	123	15	138	138	0	138	138	0	138
Maranhão	207	7	214	212	2	214	214	0	214
Piauí	213	7	220	219	1	220	220	0	220
Ceará	168	11	179	179	0	179	179	0	179
Rio Grande do Norte	161	2	163	165	0	165	165	0	165
Paraíba	219	4	223	223	0	223	223	0	223
Pernambuco	166	7	173	174	0	174	174	0	174
Alagoas	96	2	98	98	0	98	98	0	98
Sergipe	70	3	73	72	1	73	73	0	73
Bahia	387	18	405	404	1	405	405	0	405
Minas Gerais	758	84	842	843	0	843	843	0	843
Espírito Santo	67	3	70	69	1	70	70	0	70
Rio de Janeiro	68	4	72	70	2	72	72	0	72
São Paulo	568	47	615	547	68	615	615	0	615
Paraná	358	28	386	385	1	386	250	136	386
Santa Catarina	268	25	293	293	0	293	211	82	293
Rio Grande do Sul	410	33	443	442	1	443	267	176	443
Mato Grosso do Sul	61	16	77	76	1	77	33	44	77
Mato Grosso	116	7	123	122	1	123	98	25	123
Goiás	214	9	223	223	0	223	223	0	223
Distrito Federal	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Total	4959	374	5333	5257	80	5337	4779	558	5337

Fonte: IPEADATA, Municípios/IBGE, Ministério da Integração Nacional

Tabela 3 – Número de municípios do grupo de tratamento, conforme a presença ou ausência do atributo, por estado (2010)

Estado	Partido BR			Guarda		
	Não	Sim	Total	Não	Sim	Total
Rondônia	0	0	0	0	0	0
Acre	1	2	3	3	0	3
Amazonas	0	0	0	0	0	0
Roraima	0	0	0	0	0	0
Pará	4	0	4	3	1	4
Amapá	0	0	0	0	0	0
Tocantins	0	1	1	0	1	1
Maranhão	3	0	3	2	1	3
Piauí	1	0	1	1	0	1
Ceará	3	2	5	5	0	5
Rio Grande do Norte	1	0	1	0	1	1
Paraíba	0	0	0	0	0	0
Pernambuco	10	1	11	9	2	11
Alagoas	3	0	3	3	0	3
Sergipe	2	0	2	1	1	2
Bahia	8	2	10	8	2	10
Minas Gerais	6	4	10	10	0	10
Espírito Santo	5	2	7	6	1	7
Rio de Janeiro	14	6	20	20	0	20
São Paulo	19	11	30	8	22	30
Paraná	12	1	13	8	5	13
Santa Catarina	0	0	0	0	0	0
Rio Grande do Sul	13	11	24	17	7	24
Mato Grosso do Sul	0	0	0	0	0	0
Mato Grosso	2	0	2	3	0	3
Goiás	18	1	19	19	0	19
Distrito Federal	1	0	1	1	0	1
Total	126	44	170	127	44	171

Fonte: IPEADATA, Municípios/IBGE

Tabela 4 – Número de municípios do grupo de controle, conforme a presença ou ausência do atributo, por estado (2010)

Estado	Partido BR			Guarda		
	Não	Sim	Total	Não	Sim	Total
Rondônia	48	4	52	52	0	52
Acre	9	10	19	19	0	19
Amazonas	56	6	62	62	0	62
Roraima	14	1	15	15	0	15
Pará	112	27	139	139	0	139
Amapá	13	3	16	16	0	16
Tocantins	127	11	138	138	0	138
Maranhão	205	9	214	208	6	214
Piauí	200	19	219	222	1	223
Ceará	166	13	179	179	0	179
Rio Grande do Norte	160	4	164	165	1	166
Paraíba	217	6	223	222	1	223
Pernambuco	166	7	173	174	0	174
Alagoas	97	1	98	99	0	99
Sergipe	66	7	73	72	1	73
Bahia	342	65	407	405	2	407
Minas Gerais	737	106	843	839	4	843
Espírito Santo	67	4	71	70	1	71
Rio de Janeiro	67	4	71	70	2	72
São Paulo	563	52	615	544	71	615
Paraná	353	31	384	384	2	386
Santa Catarina	258	35	293	292	1	293
Rio Grande do Sul	422	50	472	471	1	472
Mato Grosso do Sul	67	10	77	77	1	78
Mato Grosso	118	18	136	137	1	138
Goiás	214	12	226	227	0	227
Distrito Federal	0	0	0	0	0	0
Total	4864	515	5379	5298	96	5394

Fonte: IPEADATA, Municípios/IBGE

As Tabelas 5 e 6 apresentam os valores médios e as medidas de dispersão das variáveis contínuas para os anos 2000 e 2010, classificadas por grupo de tratamento e de controle. Novamente, destaca-se que o número de

observações varia entre as variáveis. A forma de cálculo e a fonte dos dados estão descritos na seção 4.2 e resumidas no Quadro 3.

O objetivo desta tese é o de avaliar o impacto do PRONASCI sobre a taxa de homicídios. Ademais, avaliar o efeito do Programa Escola da Família sobre a taxa de homicídios nos municípios que deixaram de participar. Portanto, a variável de resultado considerada nesta pesquisa é a taxa de homicídios por cem mil habitantes. Nota-se que a média da taxa de homicídios dos municípios do grupo de controle no ano 2000 foi 9,56 homicídios por cem mil habitantes. Valor este inferior ao observado no ano de 2010, 14,25. Já para o grupo de tratamento, a média no ano 2000 foi de 35,90, enquanto em 2010 foi de 40,57 homicídios por cem mil habitantes.

É interessante observar a diferença entre as médias dos grupos de controle e de tratamento. Para o ano 2000 esta diferença era esperada, pois se trata do período anterior a intervenção, justificando a implementação do programa nos locais com maiores índices de criminalidade. Por outro lado, no ano 2010, pressupondo que o programa tivesse apresentado algum efeito, esperar-se-ia uma redução na taxa do grupo de tratamento, a qual não foi observada. O aumento observado nesta taxa pode ser considerado, *a priori*, uma evidência de que o programa não tenha alcançado o resultado esperado, o que confirmaria a hipótese desta pesquisa. Contudo, deve-se atentar para o fato de que outros fatores podem ter influenciado a criminalidade neste período e devem ser controlados nas estimações. De acordo com Cabral (2016), o controle destes determinantes garante o atendimento da hipótese de independência condicional, ou seja, não há dependência entre a participação no programa e os resultados observados.

A Figura 3 apresenta os mapas da distribuição das taxas de homicídios por cem mil habitantes dos municípios brasileiros dos anos 2000 e 2010. Com taxas superiores a 100 homicídios por cem mil habitantes, no ano 2000, estão os municípios de Esmeralda – RS com a maior taxa, 192,30; seguida de São José do Xingu e Feliz Natal – MT; em seguida, estão Campo Novo de Rondônia – RO; Diadema – SP; Tupanci do Sul – RS; Tapurah e Vila Rica – MT; Chupinguaia – RO; e Marzagão – GO. Destes municípios, Diadema é o único que pertence ao grupo de tratamento.

Por outro lado, no ano de 2010, trinta e um municípios apresentaram taxas de homicídios superiores a 100 por cem mil. Destes, nove municípios pertencem ao grupo de tratamento, quais sejam: Itabuna, Lauro de Freitas, Porto Seguro e Simões Filho, no estado da Bahia; Ananindeua e Marabá, no Pará; Arapiraca e Maceió, em Alagoas; e Serra, no Espírito Santo; e Piraquara – PR. A maior taxa registrada em 2010 foi de 181,28 por cem mil habitantes no município de Simões Filho, no estado da Bahia.

Além disto, observa-se nos mapas uma redução das taxas de homicídios dos municípios da Região Centro-Oeste, principalmente, do estado do Mato Grosso, concomitantemente a um aumento das taxas dos municípios da Região Norte. Nota-se, também, um aumento nas taxas de homicídios dos municípios da Região Nordeste, principalmente daqueles localizados na região litorânea. Já no estado de São Paulo, há uma redução das taxas de maneira geral, conforme já apontado pela literatura. Tais mudanças na distribuição das taxas de crimes podem ser evidências de um provável efeito de deslocamento do crime. Além do mais, ressalta-se uma possível concentração espacial dos crimes, pois municípios com altas taxas de crimes estão cercados por municípios que também possuem elevadas taxas. Todavia, deve-se destacar que os efeitos de deslocamento do crime e concentração espacial serão comprovados através de testes e das estimações apresentadas nas próximas seções.

Como *proxy* a para desigualdade social considera-se a razão da renda *per capita* média dos 20% mais ricos em relação a renda *per capita* média dos 40% mais pobres (Desigualdade). Observa-se a presença de três *outliers* entre os valores da série, que superam a razão de 1000, no ano 2000. Assim, os municípios de Bonito de Minas – MG;

Jutaí – AM; e Quixaba – PE foram retirados da base de dados. A média desta variável para os municípios não tratados torna-se 14,12 com um desvio-padrão de 20,78. As estatísticas para os municípios de tratamento permanecem as mesmas, pois os municípios excluídos não faziam parte deste grupo.

Observa-se também que, no ano 2000, a média dos gastos com segurança pública dos municípios não tratados foi de R\$ 1,99 e de R\$ 3,91 no ano de 2010, enquanto para os municípios tratados o gasto médio foi de R\$ 2,60 e R\$ 15,01, em 2000 e 2010, respectivamente.

Tal variável é questionável em alguns aspectos. De acordo com a FINBRA (2000) cabe aos municípios preencherem o Quadro dos Dados Contábeis Consolidados e encaminhar à Caixa Econômica. No que se refere aos gastos com segurança pública, não há distinção dos gastos direcionados à Segurança Pública, daqueles despendidos com a Força Nacional, por exemplo. Embora, no ano de 2010, tenha sido divulgada esta informação, o valor total é exatamente o mesmo da segurança pública, para todos os municípios.

Outro ponto a destacar é que no ano 2000 somente 1884 municípios apresentaram gastos superiores a R\$ 0,00059. Destes, 546 registraram gastos com segurança pública na faixa de R\$ 0,00 a R\$ 1,00. Além disto, 3420 declararam não ter gasto com segurança pública. A despeito dos pontos destacados, esta variável ainda será considerada na estimação para fins de controle, pois se trata de uma *proxy* para a probabilidade de apreensão e condenação e também de severidade da punição, conforme discutidos nos Capítulos 2 e 4. Por sua vez, as Tabelas 7 e 8, apresentam as matrizes de correlação para as variáveis nos anos 2000 e 2010, respectivamente.

Tabela 5 – Estatísticas descritivas (2000)

	Variável	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Municípios não tratados	Taxa de homicídios	5231	9,559	15,745	0	192,307
	Lar monoparental	5394	13,450	7,010	0	85,72
	Densidade	5337	52,871	204,401	0,131	9160,720
	Desemprego	5394	10,801	6,147	0	59,17
	Desigualdade	5394	16,621	125,123	0	7891,53
	Educação	5394	11,086	6,112	0	50,79
	Gastos públicos	5135	1,997	14,300	0	684,87
	Homens jovens	5337	0,140	0,014	0,082	0,331
	Cor preta	5337	0,060	0,050	0	0,617
	Renda	5394	339,542	180,464	74,95	1759,76
	Religião	5337	0,045	0,050	0	0,600
	Desarmamento	4377	0,072	0,222	0	1
Municípios tratados	Taxa de homicídios	171	35,900	24,303	0	124,100
	Lar monoparental	171	16,475	4,946	6,26	31,15
	Densidade	170	1511,800	2422,700	0,634	12915,98
	Desemprego	171	17,930	4,384	6	30,52
	Desigualdade	171	12,241	4,201	6,22	32,53
	Educação	171	23,600	8,700	8,92	54,74
	Gastos públicos	169	2,583	6,400	0	42,268
	Homens jovens	170	0,144	0,015	0,122	0,306
	Cor preta	170	0,063	0,035	0,020	0,204
	Renda	171	594,102	255,403	220,80	1600,20
	Religião	170	0,100	0,057	0,007	0,270
	Desarmamento	170	0,195	0,224	0	1

Fonte: Elaboração própria

Tabela 6 – Estatísticas descritivas (2010)

	Variável	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Municípios não tratados	Taxa de homicídios	5231	14,258	18,200	0	176,290
	Bolsa Família	5394	101,946	25,950	3,7	310
	Lar monoparental	5394	20,037	10,426	0	77,59
	Densidade	5394	58,656	227,263	0,131	9692,403
	Desemprego	5394	6,673	3,831	0	41,93
	Desigualdade	5394	10,105	5,500	0	146,11
	Educação	5394	21,120	8,000	3,46	65,21
	Gastos públicos	5326	3,912	15,520	0	578,790
	Homens jovens	5394	0,132	0,015	0,081	0,370
	Cor preta	5394	0,063	0,050	0	0,551
	Renda	5394	489,422	232,332	112,20	2043,74
	Religião	5394	0,050	0,050	0	0,542
Municípios tratados	Desarmamento	4114	0,062	0,210	0	1
	Taxa de homicídios	171	40,573	28,134	0,957	181,300
	Bolsa Família	171	93,400	18,767	33,18	156,05
	Lar monoparental	171	17,380	5,612	7,44	43,88
	Densidade	171	1670,813	2559,635	0,800	13030,48
	Desemprego	171	8,935	2,853	2,31	18,83
	Desigualdade	171	10,094	3,500	5,42	23,87
	Educação	171	38,176	8,900	21,49	65,86
	Gastos públicos	169	15,013	19,922	0	96,660
	Homens jovens	171	0,136	0,014	0,111	0,277
	Cor preta	171	0,900	0,045	0,012	0,275
	Renda	171	795,420	312,062	311,81	2001,07
	Religião	171	0,101	0,053	0,012	0,231
	Desarmamento	170	0,105	0,151	0	1

Fonte: Elaboração própria

Figura 3 – Distribuição da taxa de homicídios por cem mil habitantes, anos 2000 e 2010, respectivamente

Fonte: Elaboração própria com dados do DATASUS

Tabela 7 – Matriz de correlação (2000)

	Taxa de homicídios	Lar monoparental	Densidade	Desemprego	Desigualdade	Educação	Gastos públicos	Homens jovens	Cor preta	Renda	Religião	Desarmamento
Taxa de homicídios	1,000											
Lar monoparental	0,104	1,000										
Densidade	0,256	0,045	1,000									
Desemprego	0,200	0,370	0,201	1,000								
Desigualdade	0,013	0,063	-0,020	-0,017	1,000							
Educação	0,210	-0,145	0,307	0,315	-0,090	1,000						
Gastos	0,023	-0,060	0,044	0,037	-0,020	0,140	1,000					
Homens	0,154	0,305	0,021	0,200	0,032	-0,126	0,017	1,000				
Cor preta	-0,026	0,304	0,020	0,168	0,022	-0,100	-0,026	0,216	1,000			
Renda	0,200	-0,372	0,241	0,044	-0,100	0,781	0,170	-0,200	-0,243	1,000		
Religião	0,270	0,300	0,147	0,360	-0,017	0,100	0,0005	0,300	0,224	-0,027	1,000	
Desarmamento	0,113	-0,035	0,047	0,060	-0,021	0,173	0,036	-0,040	-0,052	0,190	0,015	1,000

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 8 – Matriz de correlação (2010)

	Taxa de homicídios	Tratamento	Bolsa Família	Lar monoparental	Densidade	Desemprego	Desigualdade	Educação	Gastos públicos	Homens jovens	Cor	Renda	Religião	Desarmamento
Taxa de homicídios	1,000													
Tratamento	0,256	1,00												
Bolsa Família	-0,052	-0,064	1,000											
Lar monoparental	0,163	-0,046	-0,110	1,000										
Densidade	0,135	0,480	-0,085	-0,062	1,000									
Desemprego	0,210	0,116	-0,123	0,270	0,107	1,000								
Desigualdade	0,070	0,002	-0,162	0,400	-0,014	0,200	1,000							
Educação	0,112	0,360	-0,011	-0,412	0,326	0,100	-0,214	1,000						
Gastos	0,037	0,121	-0,043	-0,104	0,149	0,010	-0,060	0,276	1,000					
Homens	0,134	0,033	-0,062	0,371	0,004	0,312	0,212	-0,060	-0,010	1,000				
Cor preta	0,130	0,100	-0,060	0,217	0,060	0,400	0,122	-0,0002	-0,020	0,187	1,000			
Renda	-0,020	0,230	0,033	-0,561	0,227	-0,320	-0,310	0,735	0,275	-0,300	-0,242	1,000		
Religião	0,317	0,200	-0,100	0,157	0,157	0,400	0,121	0,160	0,060	0,225	0,332	-0,051	1,000	
Desarmamento	0,050	0,040	-0,021	0,015	0,027	0,010	0,030	0,054	0,001	0,006	-0,006	0,038	0,003	1,000

Fonte: Dados da pesquisa

De acordo com Khandker *et al.* (2010), pode-se combinar o *Propensity Score Matching* com o Diferenças em Diferenças para obter um melhor pareamento entre os grupos de controle e de tratamento, com base nas características observadas. Assim, com o intuito de obter grupos de tratamento e de controle mais homogêneos, o impacto do programa via Diferenças em Diferenças será realizado combinado com o *Propensity Score Matching* (DIDM).

A presente seção, utilizando-se de medidas estatísticas, apresentou um panorama das variáveis de resultado e de controle que foram utilizadas nas estimações para avaliar o impacto do PRONASCI. A base de dados contempla todos os municípios brasileiros para os quais havia disponibilidade de informações, dos anos 2000 e 2010. A escolha das variáveis foi realizada considerando a teoria Econômica do Crime, bem como a literatura nacional e internacional. A próxima seção apresenta as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas para estimar o efeito da saída do Programa Escola da Família.

5.1.1 Programa Escola da Família

Esta seção apresenta as estatísticas descritivas das variáveis de controle usadas na estimação do efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família sobre a taxa de homicídios. A análise foi realizada para todos os municípios do estado de São Paulo, cujos dados estavam disponíveis, para os anos 2000 e 2010.

A Tabela 9 apresenta a distribuição das variáveis binárias, por ano e para os grupos de tratamento e de controle. A variável *Partido SP* indica se, no período pré-tratamento, neste caso, nas eleições de 2004, o prefeito eleito era filiado ao mesmo partido do governo do estado de São Paulo, do Partido da Social Democracia Brasileira (PSDB). Para o período pós-tratamento considerou-se a eleição de 2008.

As variáveis *Guarda*, *INFOCRIM* e *PRONASCI*, representam, respectivamente, a presença de guarda municipal com posse de arma de fogo, participação no INFOCRIM e participação no PRONASCI. As duas últimas variáveis não foram analisadas para o ano 2000, pois até então, não participavam de tais programas.

Tabela 9 – Número de municípios conforme a presença ou ausência dos atributos, no estado de São Paulo, por permanência ou saída no PEF

	Variável	2000			2010		
		Não	Sim	Total	Não	Sim	Total
Municípios que saíram do programa	Partido SP	23	4	27	19	8	27
	Guarda	23	4	27	23	4	27
	INFOCRIM	---	---	---	25	2	27
	PRONASCI	---	---	---	26	1	27
Municípios que permaneceram no programa	Partido SP	428	190	618	422	196	618
	Guarda	535	83	618	529	89	618
	INFOCRIM	---	---	---	553	65	618
	PRONASCI	---	---	---	589	29	618

Fonte: IPEADATA, Municípios/IBGE, Cabral (2016), Relatório de Auditoria/TCU

As Tabelas 10 e 11 apresentam a média e as medidas de dispersão das variáveis contínuas, de acordo com a permanência ou não no programa, para os anos de 2000 e 2010. O número total de observações se difere em cada caso. Conforme anteriormente mencionado, o tratamento e a fonte das variáveis estão apresentados na seção 4.2.

Para verificar se houve um aumento na criminalidade nos municípios que deixaram de participar do PEF, utilizou-se como variável de resultado a taxa de homicídios. As médias dos grupos de controle e tratamento são próximas. Somente o município de Diadema, no ano 2000 apresentou uma taxa superior a 100 por cem mil habitantes. Nota-se também que, nos dois grupos, houve uma redução das taxas de homicídios entre os anos de 2000 e 2010. Movimento este, contrário a evolução dos homicídios em âmbito nacional, conforme já destacado pela

literatura (KAHN, ZANETIC, 2005; BIDERMAN *et al.*, 2010; JUSTUS, KASSOUF, 2012; CABRAL, 2016, entre outros). Tais efeitos também podem ser observados na Figura 4, que apresenta os mapas com a distribuição da taxa de homicídios no território paulista nos anos 2000 e 2010.

A média dos gastos *per capita* com segurança pública deflacionados dos municípios que saíram do programa (Gastos públicos), é aproximadamente três vezes inferior a média dos municípios que permaneceram no programa. Na série há três municípios com valores de gastos médios superiores a R\$ 200,00, os quais foram retirados da base de dados para a estimação. Já para o ano de 2010 as médias dos grupos, bem como sua variância são próximas.

Tabela 10 – Estatísticas descritivas (2000)

	Variável	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Municípios que permaneceram no programa	Taxa de homicídios	586	13,627	19,101	0	124,100
	Lar monoparental	618	10,385	4,565	0	29,33
	Densidade	618	274,213	1098,311	3,933	11524,14
	Desemprego	618	13,547	4,100	1,99	30,51
	Desigualdade	618	9,633	2,772	4,58	27,47
	Educação	618	18,077	6,424	4,36	45,85
	Gastos públicos	615	6,801	38,058	0	684,871
	Homens jovens	618	0,140	0,011	0,010	0,226
	Cor preta	618	0,036	0,020	0	0,133
	Renda	618	547,600	180,401	220,34	1759,76
	Religião	618	0,046	0,033	0	0,240
	Desarmamento	512	0,100	0,235	0	1
Municípios que saíram do programa	Taxa de homicídios	26	12,775	19,800	0	75,443
	Lar monoparental	27	11,713	4,464	4,86	19,91
	Densidade	27	91,500	107,425	6,104	413,200
	Desemprego	27	12,87	3,95	5,56	21,68
	Desigualdade	27	10,893	5,340	5,94	32,53
	Educação	27	17,443	5,674	4,34	31,61
	Gastos públicos	27	2,701	8,000	0	30,000
	Homem jovem	27	0,140	0,010	0,117	0,160
	Cor preta	27	0,035	0,022	0,007	0,100
	Renda	27	595,313	251,861	250,91	1568,55
	Religião	27	0,050	0,040	0	0,176
	Desarmamento	21	0,071	0,240	0	1

Fonte: Elaboração própria

Tabela 11 – Estatísticas descritivas (2010)

	Variável	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Municípios que permaneceram no programa	Taxa de homicídios	586	9,767	12,63	0	118,314
	Bolsa Família	618	105,205	33,740	28,39	273,13
	Lar monoparental	618	13,200	5,900	0	43,87
	Densidade	618	310,257	1223,247	3,731	12535,36
	Desemprego	618	6,900	2,456	0,47	16,03
	Desigualdade	618	7,066	1,900	4,01	16,76
	Educação	618	30,760	7,700	12,96	61,62
	Gastos Públicos	616	11,915	26,910	0	304,296
	Homens jovens	618	0,132	0,023	0,091	0,370
	Cor preta	618	0,042	0,020	0,041	0,131
	Renda	618	713,900	193,320	323,79	2043,74
	Religião	618	0,060	0,040	0	0,400
	Desarmamento	504	0,056	0,174	0	1
Municípios que saíram do programa	Taxa de homicídios	26	9,200	13,510	0	64,700
	Bolsa Família	27	103,347	33,340	42,39	168,06
	Lar monoparental	27	15,68	6,816	2,22	31,84
	Densidade	27	115,815	148,25	5,71	605,190
	Desemprego	27	6,006	2,142	1,64	10,55
	Desigualdade	27	7,900	3,570	4,88	23,87
	Educação	27	29,516	7,100	14,61	48,15
	Gastos Públicos	27	12,541	25,670	0	81,500
	Homens jovens	27	0,132	0,020	0,107	0,207
	Cor preta	27	0,042	0,015	0,012	0,100
	Renda	27	741,251	269,332	400,62	1858,96
	Religião	27	0,057	0,031	0,023	0,140
	Desarmamento	23	0,112	0,300	0	1

Fonte: Elaboração própria

Figura 4 – Mapas da distribuição da taxa de homicídios por cem mil habitantes em SP, anos 2000 e 2010, respectivamente

Fonte: Elaboração própria com dados do DATASUS

Tabela 12 – Matriz de correlação (2000)

	Taxa de homicídios	Tratamento	Lar monoparental	Densidade	Desemprego	Desigualdade	Educação	Gastos públicos	Homens jovens	Cor preta	Renda	Religião	Desarmamento
Taxa de homicídios	1,000												
Tratamento	-0,022	1,000											
Lar monoparental	0,354	0,067	1,000										
Densidade	0,460	-0,037	0,200	1,000									
Desemprego	0,440	-0,063	0,421	0,322	1,000								
Desigualdade	0,150	0,122	0,202	-0,038	0,230	1,000							
Educação	0,207	-0,040	-0,176	0,231	0,240	0,243	1,000						
Gastos públicos	0,057	-0,021	-0,037	0,035	0,015	0,016	0,147	1,000					
Homens jovens	0,207	0,010	0,350	0,135	0,300	0,001	-0,074	0,120	1,000				
Cor preta	0,210	0,059	0,227	0,140	0,236	0,015	0,110	0,045	0,300	1,000			
Renda	0,220	0,061	-0,170	0,264	0,137	0,300	0,812	0,236	0,017	0,100	1,000		
Religião	0,422	0,017	0,452	0,277	0,555	0,300	0,100	-0,004	0,300	0,249	0,060	1,000	
Desarmamento	0,055	-0,023	-0,043	0,040	0,112	0,056	0,200	0,100	-0,010	0,043	0,143	0,100	1,000

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 13 – Matriz de correlação (2010)

	Taxa de homicídios	Tratamento	PRONASCI	Bolsa Família	Lar monoparental	Densidade	Desemprego	Desigualdade	Educação	Gastos públicos	Homens jovens	INFO-CRIM	Cor preta	Renda	Religião	Desarmamento
Taxa de homicídios	1,000															
Tratamento	-0,021	1,000														
PRONASCI	0,150	-0,012	1,000													
Bolsa Família	-0,030	0,003	-0,147	1,000												
Lar monoparental	0,222	0,100	0,070	-0,125	1,000											
Densidade	0,127	-0,040	0,561	-0,200	0,043	1,000										
Desemprego	0,234	-0,106	0,214	-0,310	0,217	0,221	1,000									
Desigualdade	0,144	0,080	0,232	-0,334	0,067	0,143	0,200	1,000								
Educação	0,100	-0,052	0,310	-0,206	-0,370	0,315	0,230	0,376	1,000							
Gastos públicos	0,070	0,004	0,170	-0,145	-0,007	0,160	0,090	0,171	0,384	1,000						
Homens jovens	0,020	-0,0382	0,010	0,100	0,100	0,010	0,135	-0,200	-0,147	-0,005	1,000					
INFOCRIM	0,244	-0,026	0,541	-0,230	0,037	0,510	0,250	0,303	0,471	0,200	-0,012	1,000				
Cor preta	0,235	-0,047	0,250	-0,037	0,160	0,266	0,376	0,030	0,175	0,100	0,276	0,225	1,000			
Renda	0,026	0,034	0,240	-0,137	-0,400	0,254	-0,100	0,504	0,770	0,413	-0,110	0,361	0,024	1,000		
Religião	0,313	-0,012	0,229	-0,153	0,342	0,210	0,400	0,152	0,040	0,100	0,230	0,250	0,400	-0,057	1,000	
Desarmamento	0,075	0,061	0,100	0,001	-0,054	0,103	0,010	0,055	0,132	0,051	-0,061	0,115	-0,100	0,151	0,007	1,000

Fonte: Dados da pesquisa

A presente seção apresentou brevemente as características das variáveis de controle para o estado de São Paulo. Na próxima seção, seguido dos resultados da avaliação de impacto do PRONASCI, são apresentados os resultados da avaliação do efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família.

5.2 Resultados empíricos

A estratégia empírica para avaliar o impacto do Programa Nacional de Segurança com Cidadania (PRONASCI) e o efeito sobre a taxa de homicídios advindos da saída do Programa Escola da Família (PEF) consistiu em, inicialmente estimar o modelo de Diferenças em Diferenças não espacial por Mínimos Quadrados Ordinários. Via procedimento de Baumont (2004), testaram-se os resíduos e definiram-se as matrizes de ponderação espacial, as quais foram utilizadas para estimar os modelos espaciais. Em seguida, os testes LR e critério de informação BIC, auxiliaram na definição do “melhor modelo” espacial para cada avaliação, estimados por Máxima Verossimilhança. Definido o modelo, fez-se a análise dos efeitos diretos e indiretos. Por fim, são apresentados os testes que confirmam a robustez dos resultados encontrados através do procedimento de Stackhovich e Bijmolt (2009). Todo o procedimento econométrico apresentado nesta seção foi realizado com o *software* Stata 14. Os comandos utilizados foram o *pscore*, *xtreg* e *xsmle*. A seguir, são apresentados os resultados dos procedimentos supracitados para avaliar o PRONASCI e, concluindo o capítulo, apresentam-se os resultados para o PEF.

5.2.1 PRONASCI

O PRONASCI foi instituído em 2007 e contemplava ações direcionadas para a repressão, prevenção e controle da criminalidade. O programa consistiu em um pacote de 94 ações a serem realizadas pelo Ministério da Justiça e ministérios parceiros nos municípios com elevados índices de criminalidade violenta. Tão rápido quanto a sua ascensão, foi a sua decadência. Em cinco anos os recursos destinados ao programa caíram drasticamente (RUEDIGER, 2013). Segundo Ruediger (2013), o saldo do investimento realizado neste período no programa foi da ordem de aproximadamente U\$\$ 8 bilhões.

Cabe ressaltar que, o referido programa foi mais um, dentre tantos, implementados neste país que não contaram com uma avaliação rigorosa para a sua criação, tão pouco com uma avaliação quanto a efetividade de suas ações. A despeito do montante de recursos públicos despendido ao programa, que poderia ter sido destinado para outras ações prioritárias e efetivas, não há informações quanto ao seu impacto sobre a criminalidade.

Neste sentido, o primeiro objetivo da presente tese consistiu em avaliar o impacto do PRONASCI sobre a taxa de homicídios dos municípios que receberam recursos do programa. A hipótese é de que o programa não apresentou efeito sobre a criminalidade.

Diante da complexidade do programa (RUEDIGER, 2013), o objetivo proposto nesta tese representou um grande desafio. Primeiramente para a obtenção de informações sobre o programa, cujas ações estiveram sob a responsabilidade de diversos ministérios, bem como para a definição dos indivíduos que comporiam o grupo de tratamento, ou seja, a delimitação dos municípios que receberam recursos para realizar as atividades do programa.

Por ter sido um programa de âmbito nacional, para a sua avaliação consideraram-se todos os municípios brasileiros para os quais havia dados disponíveis. Contudo, com um território tão extenso e regiões tão distintas em nível de desenvolvimento social e econômico, para selecionar um grupo de controle estatisticamente homogêneo ao grupo de tratamento fez-se o pareamento dos municípios. Após o pareamento realizado com os dados do ano pré-

tratamento, que atendeu as propriedades de balanceamento entre os grupos, o total de municípios selecionados para o grupo de tratamento foi 166 e para o grupo de controle 1988, totalizando 2454 municípios.

Uma vez selecionada a amostra pareada, seguiu-se com a estimação não espacial do impacto do programa. Por tratar-se de dois períodos de tempo, 2000 e 2010, o estimador de diferenças em diferenças e de efeitos fixos através do estimador *within* apresentam os mesmos resultados (WOOLDRIDGE, 2002). Conforme já destacado na Seção 4.4.4.1, o modelo de efeitos fixos considera uma constante para cada município que capta a heterogeneidade entre as unidades espaciais da amostra. Conforme apontado pela literatura, o painel de efeitos fixos é mais indicado em estimações de modelos de criminalidade (ARAÚJO JR. e FAJNZYLBBER, 2001; JUSTUS e KASSOUF, 2007; CABRAL, 2016).

Os resultados da estimação por efeitos fixos estão reportados na Tabela 14. O procedimento empírico nesta etapa consistiu em estimar dez diferentes especificações, considerando desde um modelo mais simples, até modelos mais complexos com as variáveis de controle indicadas pelo modelo teórico e literatura. O Modelo I contempla apenas a variável de interesse, PRONASCI, que assume valor 1 para o município do grupo de tratamento e 0, caso contrário. No segundo modelo, também se considerou o efeito do tempo sobre a taxa de homicídios. No Modelo III, acrescentam-se ainda as variáveis *proxies* para a probabilidade de apreensão e condenação (p) e severidade da punição (f) do modelo teórico. Já a partir do quarto modelo estão inseridas as *proxies* para o custo de oportunidade (u), retorno esperado, desigualdade, desorganização social, trava moral e demais variáveis de controle.

Com exceção das especificações III e VII, a variável de interesse PRONASCI não apresenta significância estatística, indicando que não há efeito do programa sobre a criminalidade. Corroborando com a hipótese apresentada quanto a não efetividade do programa. A significância estatística apresentada pelos coeficientes da variável de interesse nos Modelos III e VII pode ser resultado da má especificação destes modelos, pois, não consideram os controles para o termo (u) e nem o controle para os estados brasileiros.

Além disto, o modelo que apresenta o melhor ajuste, de acordo com o critério BIC, é o IX. Portanto, este é o modelo escolhido para avaliar o impacto do PRONASCI. Como já observado, o parâmetro da variável PRONASCI não tem significância estatística. Neste caso, esta variável não tem efeito sobre a taxa de homicídios. Todavia, conforme já destacado, nos modelos de criminalidade de dimensão regional, devem ser considerados os efeitos espaciais entre regiões vizinhas (JUSTUS, KASSOUF, 2008; CABRAL, 2016).

Neste sentido, as políticas públicas de controle da criminalidade podem ter efeitos para além das unidades territoriais tratadas. De um lado, se estes efeitos forem positivos, por exemplo, redução da criminalidade nos municípios vizinhos, diz-se que houve uma difusão dos benefícios. De outro modo, se os efeitos forem negativos, por exemplo, um aumento da criminalidade, diz-se que houve um deslocamento do crime.

Assim, na presença de efeitos espaciais o coeficiente da variável PRONASCI pode não apresentar o correto impacto do programa. Portanto, para obter estimativas consistentes e eficientes do parâmetro de interesse, aplicou-se o teste de autocorrelação espacial nos resíduos através do Teste I de Moran.

Tabela 14 – Resultados das estimações de DIDM com diversas especificações

Variáveis	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X
PRONASCI	3,951 (2,643)	0,743 (2,691)	4,625* (2,513)	3,935 (2,432)	3,987 (2,434)	3,988 (2,435)	4,006* (2,433)	2,656 (2,047)	2,781 (2,042)	1,034 (2,196)
Tempo		3,208*** (0,504)	3,839*** (0,525)	1,227 (3,093)	1,148 (3,090)	1,149 (3,090)	1,181 (3,083)	-10,994*** (3,329)	-10,834*** (3,325)	-13,868*** (3,371)
INFOCRIM			-27,501*** (3,498)	-26,328*** (3,729)	-26,297*** (3,728)	-26,295*** (3,728)	-26,437*** (3,727)	-21,615*** (3,692)	-21,583*** (3,681)	
Guarda			-4,375 (7,127)	-4,380 (7,296)	-4,319 (7,292)	-4,322 (7,290)	-4,510 (7,280)	-6,515 (6,337)	-5,977 (6,406)	-9,267 (6,831)
Desarmamento			2,888* (1,572)	2,794* (1,563)	2,776* (1,562)	2,775** (1,563)	2,754* (1,562)	0,488 (1,461)	0,498 (1,461)	0,447 (1,480)
Gastos			0,011 (0,037)	0,011 (0,035)	0,011 (0,035)	0,011 (0,035)	0,009 (0,035)	0,030 (0,029)		0,028 (0,030)
Densidade				-0,005 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,004 (0,004)	-0,004 (0,004)	-0,009 (0,004)
Renda				0,0007 (0,006)	0,0008 (0,006)	0,0008 (0,006)	0,002 (0,006)	0,010 (0,006)	0,013** (0,006)	0,013** (0,006)
Desemprego				-0,332** (0,140)	-0,338** (0,140)	-0,334** (0,140)	-0,343** (0,140)	-0,334*** (0,128)	-0,342*** (0,129)	-0,271** (0,129)
Educação				-0,156* (0,165)	-0,163* (0,166)	-0,163* (0,166)	-0,167* (0,166)	0,218 (0,172)	0,226 (0,170)	0,124 (0,173)
Homens jovens				105,506* (52,509)	101,270* (53,742)	101,254* (53,746)	100,474* (53,840)	61,068 (52,325)	61,114 (52,348)	72,416 (52,520)
Bolsa Família				0,020 (0,020)	0,020 (0,020)	0,020 (0,020)	0,018 (0,020)	0,010 (0,020)	0,009 (0,019)	0,022 (0,020)
Cor preta				108,948*** (22,026)	107,759*** (22,191)	107,798*** (22,232)	107,079*** (22,236)	72,222*** (20,653)	72,150*** (20,633)	72,684*** (20,741)
Desigualdade				-0,026** (0,156)	-0,033** (0,156)	-0,033** (0,156)	-0,052** (0,154)	-0,251* (0,160)	-0,250* (0,160)	-0,277* (0,165)
Lar monoparental				-0,044 (0,089)	-0,045 (0,090)	-0,045 (0,090)	-0,034 (0,091)	-0,026 (0,087)	-0,025 (0,086)	-0,026 (0,087)
Sem religião					13,906 (22,520)	13,908 (22,522)	15,163 (22,415)	26,404 (20,226)	25,983 (20,202)	30,156 (20,523)
Partido						-0,065 (1,390)	-0,046 (1,390)	-0,583 (1,287)		-0,785 (1,331)
Fronteira							-2,687* (1,520)	0,090 (1,862)	0,010 (1,857)	-0,119 (1,871)
Controle de estado								Sim	Sim	Sim
Controle de município								Sim	Sim	Sim
Constante	17,284***	15,804***	15,642***	3,658	3,657	3,664	3,743	-3,661	-3,740	-6,805
Número de observações	4308	4308	4308	4308	4308	4308	4308	4308	4308	4308
BIC	33563,82	33499,196	33358,653	33316,251	33323,177	33331,541	33335,464	32792,27	32779,405	32882,78
R ² ajustado	0,002	0,018	0,056	0,080	0,080	0,080	0,080	0,223	0,223	0,205

Nota: Erros-padrão robustos entre parênteses; *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

O teste I de Moran, cujos resultados estão reportados na Tabela 15, foi realizado considerando diferentes matrizes de pesos espaciais, nos resíduos do modelo escolhido IX, para os anos 2000 e 2010. O tipo de matriz de ponderação espacial escolhido foi a de k vizinhos mais próximos. Almeida (2012) destaca que uma vantagem deste tipo de matriz é garantir que não haverá município sem vizinhos. Considerando que a amostra utilizada foi obtida por pareamento, nem todos os municípios apresentam contiguidade entre si. Desta forma, a vantagem apontada pelo autor faz-se ainda mais relevante. Além disto, a matriz de k vizinhos mais próximos garante a exogeneidade da matriz de ponderação espacial. Todas as matrizes foram normalizadas na linha.

Os resultados do teste para todos os tipos de matrizes considerados rejeitam a hipótese de aleatoriedade espacial nos resíduos, ou seja, há presença de dependência espacial. Neste caso, tal dependência deve ser inserida na especificação do modelo, conforme discutido na Seção 4.4.2. Não obstante, antes da estimação dos modelos espaciais é preciso definir qual o tipo de matriz que melhor acomoda a dependência espacial.

Como destacado por Almeida (2012), para evitar arbitrariedade nesta escolha considerou-se o procedimento de Baumont (2004) que consiste em estimar o modelo não espacial por Mínimos Quadrados Ordinários e testar os resíduos com as diferentes matrizes de k vizinhos. A matriz escolhida deve ser aquela que fornecer o maior valor do teste I de Moran com significância estatística. Deste modo, a matriz que apresentou o maior valor do teste com significância foi a $K1$, ou seja, com 1 vizinho mais próximo.

Na presença de autocorrelação espacial, a Seção 4.4.1 destaca que há violação da hipótese SUTVA, ou seja, os efeitos do programa podem transpor os limites geográficos dos municípios tratados e o parâmetro estimado da variável de interesse não fornece consistentemente e eficientemente o impacto do programa (CABRAL, 2016). Logo, está comprovado que o modelo mais adequado é o de Diferenças em Diferenças Espacial com Pareamento (SDIDM).

Tabela 15 – Teste I de Moran para autocorrelação espacial nos resíduos do modelo (IX)

Matriz de pesos espaciais	I de Moran (resíduos do ano 2000)	I de Moran (resíduos do ano 2010)
$K1$	0,633***	0,591***
$K2$	0,590***	0,560***
$K3$	0,580***	0,534***
$K4$	0,568***	0,521***
$K5$	0,555***	0,511***
$K10$	0,522***	0,470***
$K15$	0,498***	0,446***
$K20$	0,480***	0,430***

Nota: *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,10

Definida a matriz de ponderação espacial, realizou-se a estimação dos seis modelos espaciais, conforme as restrições impostas aos parâmetros espaciais, resumidos no Quadro 4. A estimação dos diversos modelos espaciais foi realizada com os erros padrão robustos de White e com a matriz de ponderação espacial de um vizinho mais próximo. Os resultados dos modelos de Diferenças em Diferenças com Pareamento com Defasagem Espacial (SDIDM-SAR), modelo com Erro Autorregressivo Espacial (SDIDM-SEM), o de Durbin Espacial (SDIDM-SDM), Regressivo Cruzado Espacial (SDIDM-SLX), o de Durbin Espacial de Erro (SDIDM-SDEM) e, por fim, o de Defasagem Espacial com Erro Autorregressivo Espacial (SDIDM-SAC), estão reportados na Tabela 16, respectivamente. Todos os modelos foram estimados por Máxima Verossimilhança.

Tabela 16 – Resultados das estimações dos modelos de diferenças em diferenças espacial com pareamento, com um vizinho mais próximo

Variáveis	SAR	SEM	SDM	SLX	SDEM	SAC
PRONASCI	2,759 (1,991)	2,788 (2,022)	4,212** (2,040)	4,138** (2,083)	4,128** (2,025)	2,507 (1,808)
Tempo	-10,367*** (3,293)	-10,894*** (3,346)	-8,569** (3,892)	-9,415*** (3,931)	-8,954** (4,126)	-7,971*** (2,865)
INFOCRIM	-19,647*** (3,569)	-19,897*** (3,709)	-12,019*** (3,399)	-13,191*** (3,457)	-12,770*** (3,385)	-16,535*** (3,138)
Guarda	-5,570 (6,233)	-5,055 (6,251)	-4,235 (6,296)	-4,760 (6,430)	-4,434 (6,352)	-6,161 (5,478)
Desarmamento	0,320 (1,456)	0,233 (1,449)	0,643 (1,455)	0,845 (1,464)	0,726 (1,461)	0,653 (1,370)
Densidade	-0,004 (0,004)	-0,003 (0,004)	-0,0004 (0,003)	-0,0004 (0,003)	-0,0008 (0,003)	-0,006** (0,003)
Renda	0,011* (0,006)	0,012* (0,006)	0,009 (0,006)	0,009 (0,006)	0,009 (0,006)	0,007 (0,005)
Desemprego	-0,329*** (0,128)	-0,330*** (0,130)	-0,377*** (0,130)	-0,385*** (0,131)	-0,383 (0,129)	-0,293*** (0,110)
Educação	0,207 (0,170)	0,197 (0,172)	0,235 (0,175)	0,251 (0,176)	0,240 (0,174)	0,208 (0,146)
Homens	60,825 (52,542)	63,165 (53,133)	70,713 (53,063)	69,744 (53,066)	70,337 (52,830)	42,786 (43,423)
Bolsa Família	0,008 (0,019)	0,009 (0,020)	0,011 (0,020)	0,011 (0,020)	0,010 (0,020)	0,004 (0,016)
Cor preta	69,102*** (20,803)	69,711*** (20,836)	68,466*** (20,474)	70,836*** (20,398)	68,963*** (20,445)	60,044*** (18,419)
Desigualdade	-0,255* (0,157)	-0,269* (0,162)	-0,208 (0,158)	-0,203* (0,161)	-0,202 (0,158)	-0,172 (0,127)
Lar monoparental	-0,018 (0,085)	-0,020 (0,086)	0,001 (0,086)	-0,002 (0,087)	0,004 (0,086)	-0,014 (0,077)
Religião	26,387 (19,976)	26,235 (20,030)	23,558 (19,870)	22,896 (20,127)	23,197 (19,927)	24,145 (18,558)
Fronteira	0,052 (1,845)	0,030 (1,958)	0,003 (1,857)	-0,050 (1,874)	-0,064 (1,976)	0,160 (1,422)
Controle de estado	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Controle de município	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
WPRONASCI			-1,397 (2,240)	-0,922 (2,288)	-1,227 (2,224)	
WINFOCRIM			-11,545*** (3,898)	-13,043*** (3,964)	-12,567 (3,880)	
WGuarda			-6,906 (5,251)	-8,028 (5,548)	-7,092 (5,303)	
WDesarmamento			1,642 (1,507)	1,690 (1,515)	1,739 (1,511)	
WDensidade			-0,014*** (0,004)	-0,014*** (0,004)	-0,014 (0,004)	
WRenda			-0,008 (0,005)	-0,008 (0,006)	-0,007 (0,005)	
WDesemprego			-0,047* (0,109)	-0,079** (0,110)	-0,067 (0,108)	
WEducação			0,100 (0,153)	0,112 (0,154)	0,108 (0,151)	
WHomens			-22,850 (32,315)	-13,306 (32,715)	-20,217 (31,550)	
WBolsa Família			-0,011 (0,016)	-0,010 (0,016)	-0,013 (0,016)	
WCor Preta			1,278 (17,141)	6,711 (17,331)	5,618 (17,212)	
WDesigualdade			0,114 (0,121)	0,112 (0,123)	0,098 (0,120)	
WLar monoparental			0,017 (0,071)	0,026 (0,072)	0,011 (0,072)	
W Religião			-3,745 (18,662)	-1,612 (18,921)	-1,489 (18,826)	
Constante				1,268 (9,418)		
ρ	0,076*** (0,016)		0,071*** (0,015)			0,325*** (0,053)
λ		0,071*** (0,016)			0,070 (0,015)	-0,267*** (0,058)
Número de observações	4308	4308	4308	4308	4308	4308
BIC	32753,082	32761,482	32790,109	32810,608	32792,117	32713,316

Nota: Erros-padrão robustos entre parênteses; *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

Após a estimação dos modelos espaciais, deve-se definir o “melhor”. Para tanto, considerou-se o teste de Razão de Verossimilhança (LR) para verificar qual o melhor dentre os modelos aninhados, isto é, modelos obtidos a partir de restrições impostas a parâmetros de um modelo mais geral ou não restrito. O modelo SEM é derivado do modelo SAC impondo a restrição $\rho = 0$. Já para obter o modelo SAR a partir do SAC impõe-se a restrição de que $\lambda = 0$. Por outro lado, o SAR também pode ser derivado do SDM pressupondo que $\tau = 0$ e para o SEM, $\tau = -\rho\beta$. A partir do SDEM, obtém-se o modelo SEM com a restrição de que $\tau = 0$. A hipótese nula do teste LR é o modelo restrito. Assim, ao não rejeitar a hipótese nula define-se o modelo restrito como o melhor. Caso contrário, o melhor é o modelo não restrito.

Na quarta coluna da Tabela 17 está a decisão de cada um dos testes LR realizados, quais sejam os modelos SAC, SDM e SDEM. Como tais modelos não são aninhados, para definir qual é o melhor considerou-se o critério de informação BIC com o menor valor, dentre os modelos já selecionados. Cabe destacar também que dos parâmetros espaciais estimados, somente o parâmetro do modelo SDEM não apresentou significância estatística, evidenciando que a escolha deverá ser feita entre os modelos SAC e SDM. Desta forma, o modelo que apresentou o melhor ajuste foi o SAC. Além disto, o modelo SAC também apresentou melhor ajuste em relação aos modelos não espaciais. Logo, para avaliar o impacto do PRONASCI considerou-se modelo SDIDM-SAC.

Tabela 17– Resultados do teste *Likelihood-ratio* (LR) para escolha entre modelos aninhados

Teste	Coefficiente	p-valor	“Melhor modelo”
SEM <i>versus</i> SAC	56,53	0,0000	SAC
SAR <i>versus</i> SAC	48,13	0,0000	SAC
SAR <i>versus</i> SDM	80,13	0,0000	SDM
SEM <i>versus</i> SDM	88,53	0,0000	SDM
SEM <i>versus</i> SDEM	86,52	0,0000	SDEM

A literatura de econometria espacial destaca a sensibilidade dos resultados ao tipo de matriz de ponderação espacial utilizado (STAKHOVYCH, BIJMOLT, 2009). Para verificar tal sensibilidade estimou-se o Modelo IX, com as matrizes de ponderação espacial de 5, 10, 15 e 20 vizinhos mais próximos. Este procedimento é proposto por Stakhovych e Bijmolt (2009) para verificar a adequabilidade da escolha da matriz de ponderação. Em todos os casos, o modelo SDIDM-SAC continuou como o melhor modelo definido pelo menor critério de informação BIC para acomodar a dependência espacial dos municípios brasileiros. Todavia, o procedimento consiste em escolher como a melhor, a matriz que apresentar o menor critério de informação. Neste sentido, a matriz que apresentou o melhor ajuste foi a de 10 vizinhos mais próximo. Os autores destacam que, utilizar o critério de informação para definir a matriz de ponderação espacial aumenta a probabilidade de identificar a verdadeira especificação matricial e permite obter estimativas mais precisas em relação a realizar esta escolha arbitrariamente.

De acordo com o procedimento de Baumont (2004) definiu-se como a matriz mais adequada a de 1 vizinho mais próximo. Por outro lado, pelo procedimento de Stakhovych e Bijmolt (2009) a matriz escolhida deve ser a de 10 vizinhos mais próximos. A Tabela 18 reporta a decomposição do efeito total em efeito direto e indireto dos modelos SDIDM-SAC estimados com a matriz de 1 vizinho mais próximo (K1) e de 10 vizinhos mais próximos (K10).

Observa-se que em ambos os modelos a variável de interesse, PRONASCI, não apresentou efeito sobre a taxa de homicídios, corroborando com a primeira hipótese desta pesquisa acerca da não efetividade do programa. A ausência de significância estatística também na decomposição entre efeito direto e indireto indica que o programa não teve efeito sobre a criminalidade tanto dos municípios que receberam recursos do programa, quanto daqueles que não receberam.

Os resultados evidenciam que apesar do elevado crescimento de recursos destinados ao programa e ainda, a crescente aprovação dos participantes apontados por Ruediger (2013), o programa não foi capaz de reduzir a criminalidade violenta nos municípios que receberam recursos. Resultado esperado devido aos fatores já destacados por Ruediger (2013): complexidade do programa, não efetividade do seu gerenciamento, à resistência dos municípios às mudanças do programa, regras e monitoramento dos recursos; e no Relatório de Auditoria do TCU (2010) quanto aos desafios enfrentados no alcance dos objetivos devido a ambição do programa.

Tabela 18 – Efeitos total, direto e indireto do modelo SDIDM-SAC com 1 e 10 vizinhos mais próximos

Variáveis	K1			K10		
	Efeito total	Efeito direto	Efeito indireto	Efeito total	Efeito direto	Efeito indireto
PRONASCI	3,834 (2,776)	2,741 (1,976)	1,093 (0,833)	4,592 (3,677)	2,422 (1,906)	2,170 (1,839)
Tempo	-11,990*** (4,008)	-8,601*** (2,902)	-3,388*** (1,280)	-16,423*** (5,587)	-8,801*** (3,095)	-7,622*** (2,879)
INFOCRIM	-24,172*** (4,587)	-17,292*** (3,172)	-6,880*** (1,861)	-27,939*** (6,760)	-14,764*** (2,939)	-13,174*** (4,501)
Guarda	-9,551 (7,953)	-6,835 (5,644)	-2,715 (2,392)	-10,847 (10,031)	-5,731 (5,206)	-5,115 (4,985)
Desarmamento	1,026 (2,015)	0,719 (1,428)	0,306 (0,597)	0,347 (2,656)	0,194 (1,396)	0,152 (1,279)
Densidade	-0,009** (0,004)	-0,006** (0,003)	-0,002** (0,001)	-0,003 (0,007)	-0,001 (0,003)	-0,001 (0,003)
Renda	0,010 (0,008)	0,007 (0,005)	0,002 (0,002)	0,016 (0,012)	0,008 (0,006)	0,007 (0,006)
Desemprego	-0,438*** (0,157)	-0,313*** (0,111)	-0,124** (0,051)	-0,540** (0,229)	-0,287** (0,120)	-0,252** (0,118)
Educação	0,320 (0,216)	0,229 (0,153)	0,091 (0,065)	0,441 (0,305)	0,236 (0,161)	0,204 (0,150)
Homem	67,284 (65,320)	47,915 (46,085)	19,369 (19,743)	119,549 (96,512)	64,116 (50,974)	55,432 (47,186)
Bolsa Família	0,005 (0,024)	0,004 (0,017)	0,001 (0,007)	0,013 (0,035)	0,007 (0,018)	0,005 (0,016)
Cor preta	91,287*** (29,127)	65,311*** (20,694)	25,975*** (9,627)	128,788*** (43,632)	68,263** (22,009)	60,524** (24,594)
Desigualdade	-0,266 (0,183)	-0,191 (0,132)	-0,074 (0,054)	-0,469 (0,288)	-0,249 (0,149)	-0,220 (0,146)
Lar monoparental	-0,009 (0,114)	-0,008 (0,081)	-0,001 (0,033)	-0,011 (0,157)	-0,007 (0,083)	-0,004 (0,074)
Religião	33,782 (26,870)	24,244 (19,119)	9,538 (8,070)	44,209 (37,012)	23,579 (19,339)	20,629 (18,342)
Fronteira	0,289 (2,185)	0,205 (1,568)	0,084 (0,626)	0,139 (3,060)	0,100 (1,624)	0,038 (1,459)
Controle de estado	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Controle de município	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim

Nota: Erros-padrão robustos entre parênteses; *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

Em relação aos efeitos estimados das demais variáveis de controle, observa-se que das variáveis *proxies* para a probabilidade de apreensão e condenação (p) e severidade da punição (f), somente o *INFOCRIM* apresentou impacto sobre a taxa de homicídios. O programa, implementado apenas em municípios do Estado de São Paulo, indica um efeito total médio negativo de 24,17 na taxa de homicídios por cem mil habitantes considerando todos os municípios paulistas. Por outro lado, o efeito direto apresenta uma redução média de 17,29 na taxa de homicídios dos municípios que têm o *INFOCRIM*. Já o efeito *spillover* na taxa média dos municípios vizinhos do estado foi de uma redução de 6,88, no modelo com um vizinho mais próximo. Ademais, o modelo com dez vizinhos mais próximos apresenta o mesmo resultado, apesar de alguma diferença nos coeficientes.

O efeito negativo do *INFOCRIM* sobre a taxa de homicídios corrobora os resultados encontrados por Cabral (2016), em análise realizada para o Estado de São Paulo. A autora estima um modelo DID-SAR e evidencia uma redução total na taxa de homicídios por cem mil habitantes de 6,18. Além disto, diretamente nos municípios que têm o *INFOCRIM* a redução foi de 3,74 e indiretamente, isto é, nos demais municípios do Estado de São Paulo a redução foi de 2,43.

Quanto as variáveis que representam o termo (μ) do modelo de Becker, somente *Densidade*, *Desemprego* e *Cor preta* apresentaram impacto sobre a taxa de homicídios. Referente à *Densidade*, apesar de o sinal ter sido contrário ao esperado, está de acordo com o resultado obtido por Duenhas *et al.* (2014), que estimaram um painel dinâmico também para todos os municípios do Brasil. O sinal negativo indica que a maior densidade populacional inibiu a oferta de crimes violentos no país. Os resultados corroboram ainda a afirmação de Waiselfisz (2008) de que não haveria uma relação direta entre o número de homicídios e a densidade demográfica. De fato, dos dez municípios com taxas de homicídios superiores a 100 por cem mil habitantes, com exceção de Diadema – SP, todos os demais apresentavam uma densidade demográfica inferior a 13 habitantes por quilômetro quadrado. Já no ano de 2010, dos 31 municípios com taxas superiores a 100 por cem mil, 16 apresentavam uma densidade inferior a 50 habitantes por quilômetro quadrado.

Em relação a variável *Desemprego*, embora o sinal esperado fosse positivo, isto é, de um aumento na criminalidade, o sinal negativo encontrado não surpreende, pois, como observado por Justus e Kassouf (2007), o uso da taxa de desemprego como *proxy* para o custo de oportunidade pode ser tanto negativo, quanto positivo. Segundo os autores, que criticam o uso desta taxa, quanto maior a taxa de desemprego, maior será o tempo de desocupação do ofensor potencial, portanto, menor o custo de oportunidade de ingressar na atividade ilegal. Por outro lado, para os autores, menores taxas de desemprego implicam em maior número de pessoas com rendimentos, logo, maior o número de pessoas economicamente atrativas. Portanto, maiores as taxas de crimes.

Um resultado, embora esperado, mas que lamentavelmente chama a atenção é o impacto da proporção de pessoas que se declaram de cor preta sobre a criminalidade. O aumento nesta proporção tem efeito positivo sobre a taxa de homicídios. O resultado confirma as estatísticas sobre as características das vítimas da criminalidade letal, dentre estas a cor da pele. O Atlas da Violência (2018) apontou que 71,5% dos homicídios no país são de pessoas pretas ou pardas. Além disso, conforme evidenciado pelo referido atlas e Waiselfisz (2016), a trajetória de homicídios da população branca e negra têm sentidos contrários, enquanto a primeira apresenta uma redução, a segunda tem aumentado drasticamente. Também é importante novamente ressaltar que, as chances de vitimização letal são maiores entre as pessoas de cor negra (CERQUEIRA, COELHO, 2017). Cerqueira e Coelho (2017, p. 30) buscam entender os motivos para diferenças tão gritantes entre a população negra e não negra. Dentre os fatores apontados pelos autores, estão a “transmissão intergeracional de riqueza”, “políticas e práticas educacionais”, a “discriminação racial do mercado de trabalho” e “estereótipos sobre o papel do negro na sociedade”.

As demais variáveis *Guarda*, *Desarmamento*, *Renda*, *Educação*, *Homens jovens*, *Bolsa Família*, *Desigualdade*, *Lar monoparental*, *Sem religião* e *Frenteira*, não apresentam significância estatística. Portanto, não mostraram relação sobre a taxa de homicídios no período em análise.

Considerando as evidências encontradas nesta pesquisa, conclui-se que o PRONASCI não foi efetivo em reduzir os homicídios nos municípios que receberam recursos para realizar as suas ações. Neste sentido, os fatores que levaram a este resultado deveriam ser investigados para que as estratégias em andamento e as que serão implementadas, não cometam os mesmos erros.

Ademais, deve-se destacar a importância da elaboração de políticas de segurança pública, tendo como respaldo estudos científicos que identifiquem os mecanismos, para mitigar o problema da criminalidade, específicos para cada localidade. Assim, também se observou que os mecanismos pelos quais as políticas públicas podem atuar para induzir a redução da taxa de homicídios em âmbito nacional são através de políticas, tais como, o sistema de monitoramento, INFOCRIM; mercado de trabalho e políticas de combate ao racismo.

5.2.2 Programa Escola da Família

Além de avaliar o impacto do PRONASCI, outro objetivo desta tese consistiu em avaliar o efeito da saída dos municípios do Programa Escola da Família. As atividades do PEF são realizadas aos finais de semana em escolas estaduais ou municipais. Inicialmente, todos os municípios tinham escolas participantes. Após 2006, momento em que a adesão ao programa tornou-se voluntária, o número de escolas participantes reduziu-se consideravelmente. Como resultado, no ano de 2010, 27 municípios do Estado de São Paulo já não mais contavam com escolas que realizavam as atividades do programa.

Ainda que o PEF esteja focado na minimização da vulnerabilidade social, os efeitos das ações realizadas nas escolas podem perpassar suas fronteiras e também contribuir para reduzir a criminalidade em âmbito municipal. Assim, a hipótese verificada empiricamente é de que houve um aumento na criminalidade dos municípios que saíram do Programa Escola da Família.

A estratégia empírica consistiu em estimar o modelo de Diferenças em Diferenças, via estimador *within*, para os anos de 2000 e 2010. Após o tratamento dos dados, discutido no Capítulo 4 e eliminação dos dados faltantes, o total de municípios paulistas analisado foi de 470. A variável binária *PEF* assume valor 1, se o município no ano de 2010 não fazia parte do programa, entendido aqui como “tratamento” ou “município tratado”, e 0, caso o município ainda estivesse participando do programa. Assim, o total de municípios que saíram do programa foi de dezenove, enquanto os demais municípios (451) ainda participavam. A Tabela 19 apresenta os resultados do modelo de Diferenças em Diferenças não espacial estimado considerando distintas especificações.

Os Modelos I e II consideram somente a saída do programa e o tempo como variáveis explicativas da criminalidade. No Modelo III, inseriram-se as *proxies* para os termos (*p*) e (*j*) do modelo de Becker. Tais variáveis captam o efeito de variações na probabilidade de apreensão e condenação e severidade das punições sobre a taxa de homicídios. Já o quarto modelo acrescenta também *proxies* para o retorno esperado, custo de oportunidade, desigualdade e desorganização social, termo (*u*) do modelo teórico. Também é considerada a *proxy* para a trava moral e partido político, Modelos V e VI, respectivamente.

Nota-se que, em nenhum dos modelos a variável de interesse, *PEF*, apresenta significância estatística, indicando que a saída do programa não tem relação com a taxa de homicídios no período analisado.

O critério de informação BIC, reportado na parte inferior da Tabela, indica a qualidade das regressões ajustadas estimadas por Mínimos Quadrados Ordinários. A melhor regressão é a do Modelo VIII, a qual apresenta o menor valor do critério BIC. Portanto, para avaliar o efeito da saída dos municípios do PEF, considerou-se a especificação do Modelo VIII.

Conforme já destacado, o coeficiente da variável *PEF* indica que não há relação do programa sobre a taxa de homicídios. Contudo, ainda não se pode afirmar que a saída do programa não tenha tido efeito sobre os homicídios, pois, conforme destacado na Seção 4.4.2, se houver interações espaciais entre os municípios as estimativas serão ineficientes e inconsistentes. Assim, a etapa seguinte consistiu em verificar a presença de autocorrelação espacial nos resíduos através do teste *I* de Moran.

Tabela 19 – Resultados dos modelos de Diferenças em Diferenças não espacial

Variáveis	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX
PEF	-2,271 (5,891)	2,051 (5,970)	0,808 (5,503)	-0,278 (5,474)	-0,079 (5,620)	-0,087 (5,655)	-0,592 (5,882)	-0,407 (5,495)	-1,054 (5,699)
Tempo		- 4,323*** (0,947)	-0,537 (0,948)	-4,415 (8,039)	-5,402 (8,265)	-5,427 (8,126)	-4,914 (8,236)	-5,417 (8,317)	-4,896 (8,435)
INFOCRIM			-9,623*** (3,485)	-2,941 (3,605)	-2,705 (3,607)	-2,697 (3,591)	-6,818* (3,762)	-2,564 (3,620)	-6,790* (3,794)
PRONASCI			- 23,630*** (4,532)	- 17,406*** (4,311)	- 17,342*** (4,376)	- 17,343*** (4,377)		- 17,831*** (4,392)	
Guarda			-22,643* (12,277)	-21,534** (9,388)	-20,609** (9,645)	-20,551** (9,746)	25,112*** (7,277)	-20,689** (9,419)	- (6,855)
Desarmamento			2,274 (3,557)	1,364 (3,282)	1,135 (3,244)	1,125 (3,248)	0,453 (3,226)	1,179 (3,233)	0,495 (3,211)
Gastos públicos			-0,069** (0,035)	-0,044 (0,040)	-0,041 (0,040)	-0,041 (0,040)	-0,056 (0,040)		
Densidade				-0,019* (0,011)	-0,019* (0,011)	-0,019* (0,011)	-0,027* (0,012)	-0,019* (0,011)	-0,027** (0,012)
Renda				0,018 (0,017)	0,018 (0,017)	0,018 (0,017)	0,018 (0,018)	0,018 (0,017)	0,018 (0,018)
Desemprego				0,598*** (0,230)	0,598*** (0,227)	0,598*** (0,227)	0,633*** (0,228)	0,619*** (0,227)	0,664*** (0,229)
Educação				-0,186 (0,379)	-0,163 (0,376)	-0,162 (0,372)	-0,180 (0,376)	-0,205 (0,364)	-0,238 (0,369)
Homens jovens				1,697 (33,423)	-9,754 (35,203)	-9,836 (35,134)	-10,177 (35,240)	-8,181 (35,439)	-7,978 (35,539)
Bolsa Família				0,036 (0,031)	0,034 (0,029)	0,034 (0,029)	0,033 (0,030)	0,036 (0,029)	0,037 (0,029)
Cor preta				58,406 (78,222)	51,279 (79,251)	51,229 (79,332)	37,747 (79,330)	48,400 (78,977)	33,329 (78,933)
Desigualdade				-0,802 (0,860)	-0,860 (0,861)	-0,861 (0,859)	-0,882 (0,886)	-0,919 (0,861)	-0,963 (0,888)
Lar monoparental				0,2927 (0,219)	0,3063 (0,220)	0,306 (0,220)	0,321 (0,220)	0,299 (0,220)	0,312 (0,219)
Sem religião					43,402 (44,791)	43,402 (44,820)	44,544 (44,402)	44,989 (44,440)	46,757 (43,915)
Partido						0,103 (1,687)	0,077 (1,702)		
Controle de município	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Constante	12,882*** (0,119)	14,956*** (0,470)	19,110*** (2,212)	12,694 (10,542)	11,901 (10,732)	11,861 (10,661)	15,980 (10,833)	12,691 (10,533)	17,249 (10,689)
Número de observações	940	940	940	940	940	940	940	940	940
BIC	7074,262	7041,192	6855,747	6855,859	6858,194	6865,031	6889,521	6853,891	6880,378
R ² ajustado	- 0,000582	0,040	0,236	0,277	0,280	0,280	0,255	0,280	0,253

Nota: Erros-padrão robustos entre parênteses; *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

A Tabela 20 reporta os coeficientes calculados do teste *I* de Moran nos resíduos do Modelo VIII, para os anos de 2000 e 2010, considerando diferentes matrizes espaciais de *k* vizinhos mais próximos, sendo *K1*, o primeiro vizinho mais próximo, *K2* o segundo vizinho mais próximo e assim por diante. Para as diversas matrizes, rejeita-se a hipótese nula de aleatoriedade espacial no termo de erro. Todas as matrizes foram normalizadas na linha. Verifica-se que para todas as matrizes de ponderação espacial o teste indica a presença de dependência espacial nos resíduos. Conforme o procedimento de Baumont (2004), a matriz com o maior valor do teste, com significância estatística é a de um vizinho mais próximo (*K1*).

Tabela 20 – Teste *I* de Moran para autocorrelação espacial nos resíduos do Modelo VIII

Matriz de pesos espaciais	<i>I</i> de Moran (resíduos do ano 2000)	<i>I</i> de Moran (resíduos do ano 2010)
<i>K1</i>	0,778***	0,785***
<i>K2</i>	0,742***	0,760***
<i>K3</i>	0,729***	0,734***
<i>K4</i>	0,710***	0,716***
<i>K5</i>	0,698***	0,703***
<i>K10</i>	0,650***	0,655***
<i>K15</i>	0,598***	0,593***
<i>K20</i>	0,584***	0,576***

Nota: *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

Os resultados apontam que, de fato, a dinâmica da criminalidade dos municípios paulistas é explicada pela dependência espacial, corroborando os resultados obtidos por Cabral (2016), que também evidencia a presença de autocorrelação espacial em modelos de criminalidade nos municípios do estado de São Paulo. A autora identifica que a matriz que capta a maior dependência espacial é de vinte vizinhos mais próximos. Cabe destacar que, a amostra de Cabral (2016) é composta de 615 municípios, enquanto a desta pesquisa perfaz um total de 470. A presença de ilhas no mapa do Estado de São Paulo em análise pode explicar a diferença no número de vizinhos. Não obstante, com vinte vizinhos o modelo também evidenciou a presença de autocorrelação espacial nos resíduos.

Uma vez detectada a presença de dependência espacial seguiu-se com a estimação do Diferenças em Diferenças Espacial (SDID). A estimação dos diversos modelos espaciais foi realizada com os erros padrão robustos de White e com a matriz de ponderação espacial de um vizinho mais próximo. Os resultados estão reportados na Tabela 21.

Impondo as devidas restrições sobre a Equação (4.13), obtiveram-se os seis modelos espaciais destacados na Seção 4.4.1, quais sejam, o modelo de Diferenças em Diferenças com Defasagem Espacial (SDID-SAR), o modelo com Erro Autorregressivo Espacial (SDID-SEM), o de Durbin espacial (SDID-SDM), Regressivo Cruzado Espacial (SDID-SLX), o de Durbin Espacial de Erro (SDID-SDEM) e, por fim, o de Defasagem Espacial com Erro Autorregressivo Espacial (SDID-SAC). Os resultados estão nas colunas 2 a 7, respectivamente.

Verifica-se que em nenhum dos modelos espaciais estimados, o coeficiente da variável de interesse, PEF, apresentou significância estatística, o que indica que não há efeito da saída do programa sobre os homicídios do município. Embora os sinais se alternem entre os modelos, deve-se escolher aquele que é o melhor.

Para tanto, considerou-se o teste de Razão de Verossimilhança (LR) para verificar qual o melhor dentre os modelos aninhados. Assim, testa-se o modelo restrito SEM contra o irrestrito SAC, já que o modelo SEM é derivado do modelo SAC impondo a restrição $\rho = 0$. Também é possível testar o modelo restrito SAR contra o irrestrito SAC, pois para obter o modelo SAR a partir do SAC impõe-se a restrição de que $\lambda = 0$. Por outro lado, também é possível testar o modelo SAR contra o irrestrito SDM, pressupondo que $\tau = 0$ e para o SEM contra o modelo SDM, $\tau = -\rho\beta$. Além disso, a partir do SDEM, obtém-se o modelo SEM com a restrição de que $\tau = 0$. A hipótese nula do teste LR é o modelo mais restrito. Assim, se a hipótese nula é rejeitada, define-se como o “melhor” o modelo irrestrito.

Tabela 21 – Resultados das estimações do painel espacial

Variáveis	SAR	SEM	SDM	SLX	SDEM	SAC
PEF	-0,297 (5,407)	-0,070 (5,433)	0,998 (5,702)	0,868 (5,840)	0,892 (5,691)	-0,408 (5,410)
Tempo	-4,823 (8,278)	-4,738 (8,439)	-9,501 (9,120)	-10,030 (9,181)	-9,693 (9,463)	-4,914 (8,246)
INFOCRIM	-1,691 (3,517)	-2,028 (3,529)	-2,391 (3,180)	-2,805 (3,268)	-2,464 (3,206)	-1,650 (3,490)
PRONASCI	-17,439*** (4,276)	-18,074*** (4,262)	-15,682*** (4,521)	-15,576*** (4,633)	-15,706*** (4,541)	-17,189*** (4,579)
Guarda	-20,087** (9,182)	-20,244** (9,051)	-18,215* (10,766)	-18,360 (11,269)	-18,311* (10,797)	-20,003** (9,249)
Desarmamento	1,244 (3,230)	1,212 (3,215)	1,034 (3,168)	1,064 (3,200)	1,004 (3,176)	1,245 (3,228)
Densidade	-0,018* (0,011)	-0,019* (0,011)	-0,014 (0,010)	-0,014 (0,010)	-0,014 (0,010)	-0,018* (0,011)
Renda	0,017 (0,017)	0,017 (0,017)	0,012 (0,018)	0,012 (0,018)	0,012 (0,018)	0,016 (0,017)
Desemprego	0,587*** (0,223)	0,607*** (0,225)	0,506** (0,227)	0,508** (0,231)	0,509** (0,227)	0,582*** (0,222)
Educação	-0,228 (0,363)	-0,259 (0,376)	-0,275 (0,355)	-0,249 (0,357)	-0,266 (0,354)	-0,212 (0,380)
Homens	-5,748 (35,115)	-4,309 (35,178)	1,682 (34,835)	-0,464 (35,345)	0,548 (34,817)	-6,706 (34,781)
Bolsa Família	0,035 (0,029)	0,036 (0,028)	0,044 (0,028)	0,044 (0,028)	0,044 (0,028)	0,035 (0,029)
Cor preta	50,478 (78,404)	51,804 (78,595)	54,662 (78,668)	54,337 (80,127)	53,251 (78,646)	49,485 (78,607)
Desigualdade	-0,853 (0,850)	-0,884 (0,869)	-0,653 (0,889)	-0,682 (0,906)	-0,655 (0,882)	-0,845 (0,840)
Lar monoparental	0,281 (0,219)	0,283 (0,219)	0,260 (0,217)	0,271 (0,221)	0,262 (0,218)	0,281 (0,218)
Religião	45,061 (44,096)	48,769 (43,581)	45,032 (44,367)	44,146 (45,315)	43,331 (44,746)	43,434 (47,043)
Controle de município	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
WPEF			-3,923 (2,855)	-4,083 (2,866)	-4,050 (2,763)	
WINFOCRIM			-4,575 (4,054)	-4,840 (4,158)	-4,531 (4,087)	
WPRONASCI			2,877 (4,522)	2,337 (4,612)	2,032 (4,596)	
WRenda			0,008 (0,011)	0,008 (0,011)	0,009 (0,011)	
WDesemprego			0,068 (0,264)	0,084 (0,269)	0,109 (0,264)	
WEducação			0,424* (0,231)	0,413* (0,235)	0,406* (0,232)	
WReligião			-63,906 (40,636)	-64,832 (41,103)	-62,073 (41,025)	
WHomens			-25,018 (32,651)	-23,148 (33,164)	-27,343 (32,782)	
WLar monoparental			0,108 (0,176)	0,127 (0,176)	0,123 (0,171)	
WBolsa Família			-0,005 (0,019)	-0,003 (0,020)	-0,004 (0,019)	
WDesigualdade			-0,301 (0,462)	-0,293 (0,470)	-0,354 (0,448)	
WGuarda			-5,236 (7,576)	-6,489 (7,979)	-5,578 (7,691)	
WDesarmamento			-0,835 (3,192)	-0,735 (3,211)	-0,896 (3,2274)	
WDensidade			-0,008 (0,009)	-0,008 (0,010)	-0,008 (0,009)	
WCor preta			-51,130 (46,576)	-49,373 (47,666)	-48,423 (46,535)	
Constante				13,561 (13,238)		
ρ	0,056** (0,028)		0,041 (0,027)			0,073 (0,075)
λ		0,049* (0,029)			0,042 (0,028)	-0,021 (0,083)
Número de observações	940	940	940	940	940	940
BIC	6862,770	6864,296	6935,262	6924,023	6935,299	6869,495

Nota: Erros-padrão robustos entre parênteses; *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

A Tabela 22 apresenta os resultados dos testes LR. Na quarta coluna está a decisão para cada um dos testes realizados, isto é, dentre os modelos aninhados os melhores são SEM, SAR, SDM e SDEM. Como tais testes não são aninhados entre si, para definir qual é o melhor, considerou-se ainda o critério de informação BIC com o menor valor, dentre os modelos já selecionados. Cabe destacar também que dos parâmetros espaciais estimados, somente os parâmetros dos modelos SAR e SEM apresentaram significância estatística, evidenciando que a escolha deverá ser feita somente entres estes dois modelos. Considerando o critério BIC aquele com o menor valor é o modelo SAR. Portanto, para avaliar o efeito da saída dos municípios do PEF e a relação das demais variáveis de controle sobre a taxa de homicídios, considerou-se o modelo SDID-SAR.

Tabela 22 – Resultados do teste de Razão de Verossimilhança (LR) para escolha entre modelos aninhados

Teste	Coefficiente	p-valor	“Melhor modelo”
SEM <i>versus</i> SAC	1,65	0,1993	SEM
SAR <i>versus</i> SAC	0,12	0,7284	SAR
SAR <i>versus</i> SDM	30,20	0,0112	SDM
SEM <i>versus</i> SDM	31,72	0,0070	SDM
SEM <i>versus</i> SDEM	31,69	0,0071	SDEM

Para verificar a sensibilidade dos resultados ao tipo de matriz espacial selecionado, considerou-se ainda o procedimento proposto por Stakhovych e Bijmolt (2009), que consiste em estimar o Modelo VIII a partir de diferentes especificações de matrizes. Neste caso, com as matrizes de 5, 10, 15 e 20 mais próximos. Em todos os casos, o modelo SDID-SAR continuou como o “melhor modelo” definido pelo menor critério de informação BIC para acomodar a dependência espacial dos municípios paulistas.

Contudo, segundo o procedimento a melhor matriz é aquela que apresentar o melhor ajuste, ou seja, o menor critério de informação. Portanto, para o Estado de São Paulo a matriz que apresentou o melhor ajuste foi a de 15 vizinhos mais próximos. Como já destacado, de acordo com os autores, utilizar o critério de informação para definir a matriz de ponderação espacial aumenta a probabilidade de identificar a verdadeira especificação matricial e permite obter estimativas mais precisas em relação a realizar esta escolha arbitrariamente. Assim, a Tabela 23 apresenta a decomposição dos efeitos totais, em diretos e indiretos do modelo SDID-SAR com um vizinho mais próximo e também com a matriz de 15 vizinhos mais próximos.

Conforme Stakhovych e Bijmolt (2009) e Almeida (2012), os resultados mostraram-se sensíveis conforme a matriz escolhida. Inicialmente observa-se a mudança de sinal das variáveis PEF e INFOCRIM, conforme o número de vizinhos. Quanto à significância dos parâmetros estimados, somente *Densidade Desemprego* alternaram a sua significância entre os modelos. Em relação a magnitude, também há diferenças entre os modelos estimados.

Apesar das diferenças já mencionadas, nota-se que a variável de interesse, *PEF*, continua não apresentando efeito sobre a taxa de homicídios, devido a não significância estatística do parâmetro estimado, refutando a hipótese de que a saída dos municípios do programa teria aumentado a criminalidade violenta. Embora os resultados não tenham indicado um efeito da não participação no programa sobre os homicídios, deve-se considerar que a *proxy* utilizada para a criminalidade foi a taxa de homicídios em âmbito municipal.

Além disso, não se considerou o total de escolas por municípios que participam do programa, nem o total de atendimentos realizados em cada localidade. Sabe-se que estes números variam conforme a disponibilidade de profissionais, voluntários e recursos disponíveis. Portanto, mais investigações sobre o efeito do programa sobre a criminalidade devem ser realizadas. Também se deve considerar que os efeitos das atividades que visam a redução da

vulnerabilidade podem ser melhor observados no longo prazo. Por isso, havendo disponibilidade de informações, motivam-se também estudos com dados mais recentes.

Já foram encontradas evidências de redução da criminalidade no entorno escolar (ITAÚSOCIAL, 2005) e também nos atos de violência nas escolas (TAVARES, TOMASOVIC JR., 2011), porém, estes trabalhos não verificaram os transbordamentos das atividades do programa. Neste sentido, investigações acerca das externalidades do programa, não apenas sobre a criminalidade, mas também sobre aspectos sociais merecem mais atenção.

Tabela 23 – Efeitos total, direto e indireto do modelo SDID-SAR com um e 15 vizinhos mais próximos

Variáveis	K1			K15		
	Efeito total	Efeito direto	Efeito indireto	Efeito total	Efeito direto	Efeito indireto
PEF	-0,106 (5,891)	-0,100 (5,563)	-0,006 (0,370)	0,959 (8,424)	0,603 (5,680)	0,355 (2,896)
Tempo	-5,457 (8,500)	-5,197 (8,026)	-0,260 (0,549)	-5,785 (11,995)	-4,229 (8,116)	-1,556 (4,133)
INFOCRIM	-1,419 (3,590)	-1,334 (3,377)	-0,084 (0,241)	0,262 (4,781)	0,265 (3,209)	-0,002 (1,666)
PRONASCI	-18,688*** (4,297)	-17,652*** (4,066)	-1,035* (0,579)	-23,123*** (5,670)	-15,878*** (3,973)	-7,244** (3,022)
Guarda	-21,408** (9,308)	-20,218** (8,768)	-1,190 (0,845)	-26,646** (12,652)	-18,147** (8,211)	-8,499 (5,406)
Desarmamento	1,525 (3,404)	1,452 (3,213)	0,072 (0,214)	1,825 (4,762)	1,327 (3,224)	0,497 (1,619)
Densidade	-0,020* (0,011)	-0,019* (0,011)	-0,001 (0,0008)	-0,021 (0,014)	-0,015 (0,010)	-0,006 (0,005)
Renda	0,018 (0,017)	0,017 (0,016)	0,001 (0,001)	0,018 (0,024)	0,012 (0,016)	0,005 (0,008)
Desemprego	0,643*** (0,233)	0,607*** (0,220)	0,035 (0,023)	0,825** (0,325)	0,563*** (0,214)	0,262* (0,146)
Educação	-0,216 (0,382)	-0,201 (0,357)	-0,014 (0,027)	-0,169 (0,538)	-0,105 (0,350)	-0,064 (0,198)
Homens	-6,842 (35,295)	-6,588 (33,392)	-0,254 (2,133)	-17,784 (48,813)	-11,899 (33,104)	-5,884 (16,502)
Bolsa Família	0,039 (0,030)	0,037 (0,028)	0,002 (0,002)	0,040 (0,042)	0,028 (0,029)	0,011 (0,014)
Cor preta	47,200 (77,163)	44,064 (72,424)	3,135 (5,329)	74,856 (111,145)	48,943 (72,204)	25,913 (41,454)
Desigualdade	-0,891 (0,889)	-0,843 (0,839)	-0,048 (0,060)	-1,022 (1,243)	-0,703 (0,839)	-0,318 (0,435)
Lar monoparental	0,294 (0,226)	0,279 (0,214)	0,015 (0,016)	0,457 (0,302)	0,316 (0,210)	0,140 (0,110)
Religião	50,884 (48,204)	48,184 (45,555)	2,700 (3,294)	65,050 (68,714)	45,337 (46,694)	19,712 (24,205)
Controle de município	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim

Nota: Erros-padrão robustos entre parênteses; *** p-valor < 0,01, ** p-valor < 0,05, * p-valor < 0,1

Dentre as *proxies* inseridas no modelo como variáveis de controle para a probabilidade de apreensão e condenação e severidade das punições no modelo de Becker (1968), as que apresentaram relação sobre os homicídios foram *PRONASCI* e *Guarda*.

O efeito total médio de dissuasão do PRONASCI nos municípios paulistas foi de 18,68 na taxa de homicídios por cem mil habitantes, quando considerada a matriz *K1* e de 23,12 com a matriz *K15*. Diretamente a redução foi 17,65 e 15,87 na taxa de homicídios dos municípios que participam do programa. O parâmetro estimado do efeito indireto indica que o programa tem um efeito de dissuasão dos benefícios sobre os municípios vizinhos, isto é, o impacto do PRONASCI no Estado de São Paulo perpassa as fronteiras dos municípios tratados, contribuindo para uma redução média de 1,03 e 7,24 na taxa de homicídios dos municípios vizinhos, conforme o tipo de matriz.

Dois pontos devem ser observados quanto a este resultado. Primeiro, na avaliação do impacto do PRONASCI, mencionada na seção anterior, não se observou relação do programa sobre os homicídios em âmbito nacional. Resultado contrário ao observado quando avaliado somente o Estado de São Paulo. Apesar das diferenças,

deve-se considerar que a trajetória da criminalidade em São Paulo tem apresentado um comportamento distinto daquela observada para a maioria dos estados brasileiros e também para o Brasil. Diversas investigações sobre os determinantes deste fenômeno já foram realizadas: INFOCRIM (CABRAL, 2016); Estatuto do Desarmamento (CERQUEIRA, MELLO, 2012; JUSTUS, KASSOUF, 2012 e 2013); Disque Denúncia, Lei Seca, Secretaria de Segurança Pública (SCRIPILLITI, 2006); Guardas municipais (SCRIPILLITI, 2006, CABRAL, 2016); Programa Bolsa Família (CHIODA *et al.*, 2013), entre outros.

Neste sentido, como sugestão para pesquisas futuras sobre o impacto do PRONASCI, motiva-se estudar o efeito do programa em unidades territoriais mais desagregadas, em âmbito regional e/ou estadual, e ainda, eliminando São Paulo da análise do impacto em nível nacional, para verificar a sensibilidade dos resultados em relação as estatísticas paulistas.

Outro ponto que chama a atenção é o resultado do impacto do INFOCRIM sobre a criminalidade. Cabral (2016) evidencia o programa como uma política dissuasora da criminalidade não somente nos municípios que o têm, mas também naqueles que não participam. Todavia, a autora não insere em seu modelo como variável de controle o PRONASCI. Na presente pesquisa, ao inserir ambos os programas como controle, o *INFOCRIM*, não aponta efeito sobre a criminalidade em São Paulo.

Deve-se ressaltar que o tamanho amostral destes trabalhos é diferente, Cabral (2016) considerou 615 municípios, enquanto nesta pesquisa, são considerados 470, para o mesmo período. Além disso, em São Paulo, entre os municípios amostrados, 64 participavam do INFOCRIM e 29 do PRONASCI. Dentre os 29 municípios que participavam do PRONASCI, 25 têm em comum, ambos os programas. Embora os dois programas sejam de segurança pública, as ações do PRONASCI são multisetoriais. Ademais, o modelo não contempla variáveis quanto a alocação dos recursos do PRONASCI.

Por outro lado, a presença de Guarda Municipal com porte de arma de fogo tem um efeito dissuasor da criminalidade, mas este efeito foi observado somente nos municípios que têm a presença da guarda municipal. Para esta variável não se observou efeito de transbordamento. Estes resultados corroboram aqueles encontrados por Scripilliti (2006) e Cabral (2016). Ambos os trabalhos evidenciam o impacto negativo da guarda municipal sobre a taxa de homicídios. Contudo, Cabral (2016) apontou também um efeito indireto da guarda nos municípios que não têm guarda municipal com porte de arma de fogo.

Dentre as variáveis que perfazem o conjunto de *proxies* para o termo (u) do modelo teórico, *Densidade* apresentou efeito negativo sobre os homicídios. Corroborando as evidências apontadas por Duenhas *et al.* (2014), para os municípios brasileiros e Cabral (2016) para os municípios paulistas, mas contrário ao esperado e também observados por Oliveira (2008) para os municípios do Rio Grande do Sul. A variável também não apresentou efeito de transbordamento para os municípios vizinhos. Waiselfisz (2008) já havia alertado para uma relação inversa entre homicídios e densidade.

Além da *Densidade*, a variável *Desemprego* também se mostrou determinante para aumentar a criminalidade. Com o desemprego o custo de oportunidade de entrar para o mercado ilegal é menor, aumentando, portanto, a criminalidade. Os trabalhos de Pereira e Carrera-Fernandez (2000) para a região policial da Grande São Paulo e Cabral (2016), também apresentaram efeito direto. Interessante observar que este efeito foi evidenciado apenas no modelo com um vizinho mais próximo.

As demais variáveis, *Desarmamento*, *Renda*, *Educação*, *Homens jovens*, *Bolsa Família*, *Cor preta*, *Desigualdade*, *Lar monoparental*, e *Sem religião*, não apresentaram relação sobre a taxa de homicídios, nos municípios paulistas avaliados.

Diante do exposto, conclui-se que deixar de realizar as atividades do Programa Escola da Família não contribuiu para o aumento da taxa de homicídios. Ademais, para os municípios avaliados, o *PRONASCI*, *Guarda* e a *Densidade* apresentaram efeito de dissuasão sobre a criminalidade, enquanto o *Desemprego* contribui positivamente.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A criminalidade no Brasil, há anos tem apresentado uma trajetória de ascensão, e assume, cada vez mais, patamares preocupantes. Associadas a este grave problema estão as suas consequências sobre o bem-estar social e econômico. Neste contexto, pesquisadores de diversas ciências têm trabalhado para identificar os fatores que têm maior impacto sobre a criminalidade. Dentre estas, a Ciência Econômica, que deu início às suas contribuições para esta área, principalmente após a Teoria Econômica da Escolha Racional.

O modelo, que considera qualquer indivíduo propenso a cometer um ato ilegal, pressupõe que as diferenças entre os ofensores potenciais estão nos custos e benefícios e conclui que para os indivíduos amantes do risco o crime não compensa. Assim, o nível ótimo de crimes, a minimizar as perdas sociais, pode ser alcançado via mecanismos dissuasores da criminalidade, influenciando as preferências individuais.

Tais mecanismos podem ser alterados mediante políticas públicas, estratégias e ações implementadas conforme a realidade, características sociais e econômicas e, ainda, de acordo com a dinâmica da criminalidade de cada localidade. Desta forma, tão urgente quanto à elaboração e implementação de políticas públicas de segurança, são as avaliações quanto ao alcance dos resultados, notoriamente em um contexto de escassez de recursos públicos.

Neste sentido, o primeiro objetivo desta tese foi avaliar o impacto do PRONASCI sobre a taxa de homicídios, pressupondo que o programa não contribuiu para reduzir a criminalidade no contexto nacional. O programa, instituído em 2007, contou com um pacote de ações de prevenção, controle e repressão da criminalidade, direcionado aos jovens, adolescentes e mulheres em situação de vulnerabilidade, regiões metropolitanas e territórios urbanos com elevados índices de crimes violentos.

A avaliação de impacto do programa foi realizada em âmbito nacional, para os anos de 2000 e 2010, com uma amostra pareada. O pareamento dos dados foi realizado devido a heterogeneidade do território brasileiro. Assim, foi possível obter um grupo de municípios para comparação estatisticamente semelhante ao grupo dos municípios que receberam recursos para realizar as atividades do programa, os municípios do grupo de tratamento.

Os resultados, obtidos através do modelo de Diferenças em Diferenças com pareamento Espacial de Defasagem Espacial com Erro Autorregressivo Espacial (SDIDM-SAC), confirmam a hipótese de que o programa não foi efetivo em reduzir a taxa de homicídios nos municípios participantes. Este resultado traz à tona a relevância de avaliações de impacto das políticas públicas, diante da escassez e má gestão dos recursos públicos. É primordial também investigar as falhas do programa, para que outras políticas com desenhos semelhantes não apresentem o mesmo resultado.

Também se destaca a importância de estudos que identifiquem a dinâmica do crime e quais os mecanismos mais eficientes para minimizar o problema em cada localidade. As políticas públicas deveriam ser desenhadas para a realidade de cada localidade. Neste sentido, os resultados evidenciaram que, em âmbito nacional, os fatores que apresentam relação com a taxa de homicídios foram o Sistema de Monitoramento (INFOCRIM), densidade, proporção de pessoas de cor preta e o desemprego.

Como esperado, o INFOCRIM mostrou ser um importante mecanismo para a redução da criminalidade, pois contribuiu para maior eficiência da polícia, aumentando a probabilidade de apreensão e condenação. Por outro lado, com sinal contrário ao esperado, a densidade populacional mostrou uma relação inversa com os homicídios, indicando que o maior adensamento populacional contribuiu para inibir a oferta da taxa de homicídios. Quanto ao desemprego, o resultado também foi contrário ao esperado, mas não surpreendeu, como destacam Justus e Kassouf

(2007), pois esta variável pode apresentar um efeito tanto positivo quanto negativo. O sinal negativo mostrou que o aumento da taxa de desemprego, reduz o número de pessoas com rendimento, ou seja, reduz o número de pessoas economicamente atrativas, reduzindo a taxa de homicídios (JUSTUS, KASSOUF, 2007). Outro resultado que chamou a atenção foi o expressivo impacto da proporção de pessoas de cor preta sobre a taxa de homicídios. Apesar de esperada, a relação positiva desta variável sobre a taxa de homicídios confirma as evidências já encontradas na literatura e alerta para a urgência de políticas de combate ao racismo.

Além de avaliar o PRONASCI, outro objetivo desta tese foi o de avaliar o resultado sobre a taxa de homicídios da saída dos municípios do Programa Escola da Família (PEF). O programa foi instituído em 2004 no Estado de São Paulo e oferece ações de prevenção para a redução da vulnerabilidade de crianças e adolescentes. Como o programa foi inicialmente implementado em todos os municípios do estado, considerou-se nesta tese, como “município tratado”, o município que no ano de 2010 não realizava as atividades do programa. Assim, os demais municípios que ainda participavam do programa, foram considerados no grupo de comparação.

Apesar de o PEF ser uma política de educação, os benefícios na própria educação dos participantes, na qualificação profissional, nas relações interpessoais, por exemplo, poderiam aumentar o custo de oportunidade de cometer um ato ilegal e assim, reduzir a criminalidade, ou seja, os benefícios do programa poderiam transbordar para além dos seus objetivos e contribuir para a redução da taxa de homicídios. Por isto, a hipótese considerada foi a de que a saída dos municípios do programa tenha aumentado a taxa de homicídios nos municípios que deixaram de participar.

Os resultados, obtidos através do modelo de Diferenças em Diferenças com Defasagem Espacial (SDID), não sustentam a hipótese de que houve um aumento na taxa de homicídios dos municípios que saíram do PEF. Apesar de o resultado não ter sido o esperado, deve-se destacar que se considerou a taxa de homicídios municipal, para avaliar a não participação em um programa realizado em escolas. Isto significa que, nem toda a população é beneficiada. Além disto, não se considerou o total de escolas e o número de atendimentos por municípios. Assim, mais estudos devem ser realizados para avaliar os efeitos do programa sobre a criminalidade.

Em relação às demais variáveis de controle, as que apresentaram relação com a taxa de homicídios foram *PRONASCI*, *Guarda Municipal*, *Densidade* e *Desemprego*. Ao contrário do resultado obtido na avaliação de impacto do PRONASCI em nível nacional, que não evidenciou efetividade do programa na redução dos homicídios, no Estado de São Paulo, observou-se que o PRONASCI contribuiu para reduzir os homicídios, não apenas nos municípios que participam do programa, mas também dos municípios vizinhos.

Além disto, a presença da Guarda Municipal com porte de arma de fogo mostrou ser importante mecanismo para a redução da criminalidade dos municípios participantes. A variável *Densidade* também apresentou relação inversa com os homicídios. Já a variável *Desemprego* apresentou relação positiva com a taxa de homicídios, corroborando as evidências apontadas na literatura.

Assim, esta tese traz importantes contribuições. Primeiramente, deve-se destacar que esta foi a primeira avaliação de impacto do PRONASCI em nível nacional, considerando todas as suas ações. Em relação ao PEF, esta também é a primeira pesquisa a avaliar o efeito que deixar de participar do programa teria sobre os homicídios. De fato, o PEF não tem especificamente por objetivo a redução da criminalidade. Porém, os efeitos de suas atividades para a redução da vulnerabilidade social poderiam de alguma forma impactar sobre os homicídios.

Em relação à metodologia, as contribuições referem-se à primeira aplicação do modelo de Diferenças em Diferenças Espacial com pareamento e a segunda do modelo de Diferenças em Diferenças Espacial para a área de segurança pública no Brasil, sucedendo o trabalho de Cabral (2016), que se tenha conhecimento até então. Ademais,

esta pesquisa contribui para a literatura das evidências empíricas da Economia do Crime no Brasil e também para o estado de São Paulo. Estes resultados podem subsidiar as próximas decisões na área de políticas de segurança pública.

No que se referem às limitações desta pesquisa, estas são de ordem empírica. Inicialmente, para a disponibilidade de dados. Quanto às informações do PRONASCI e do PEF, a coleta foi realizada via sites, solicitações por e-mail e via Sistema de Informações ao Cidadão. De qualquer forma, as informações dos municípios que receberam recursos do PRONASCI, considerando todos os ministérios, foram encontradas somente em relatório de auditoria.

Em relação aos dados de criminalidade, devido aos sub-registros e não padronização no Brasil da coleta das ocorrências, os homicídios ainda são a melhor *proxy* para a oferta criminal. Já em relação às variáveis sociais e econômicas, a maior disponibilidade de informações se dá nos anos censitários, por isso, nesta análise foram considerados os anos 2000 e 2010. Ainda assim, a presença de dados faltantes em variáveis como os homicídios, suicídios e gastos públicos reduziram consideravelmente o tamanho amostral.

Para concluir, cabe mencionar algumas sugestões para pesquisas futuras. O primeiro resultado encontrado, qual seja, de que o PRONASCI não foi efetivo para reduzir os homicídios no Brasil, sugere investigações quanto aos motivos que levaram ao seu fracasso em nível nacional, isto para que políticas públicas com desenho semelhante ou idêntico não cometam os mesmos erros. Por outro lado, o programa mostrou-se efetivo em São Paulo, sugerindo avaliações de impacto por regiões ou estados.

Em relação ao segundo resultado principal, de que a saída do PEF não gerou um aumento da taxa de homicídios, outros estudos podem ser realizados considerando um nível territorial mais desagregado, ou ainda, outros tipos de crimes.

Também recomenda-se a implementação de políticas de segurança pública fundamentadas em estudos científicos e cujos resultados sejam monitorados, durante e após a finalização do programa, para uma alocação mais eficiente dos recursos públicos.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, E. Difference-in-difference in the presence of spatial dependence: problems and solutions. Preliminary draft, *mimeo*, 2016.
- ALMEIDA, E. Econometria espacial aplicada. Campinas, SP: Editora Alinea, 2012.
- ALMEIDA, E. S.; HADDAD, E. A.; HEWINGS, G. J. D. *The spatial patterning of crime in Minas Gerais: an exploratory analysis*. Economia Aplicada, v. 9, n. 1, jan-mar 2005.
- ALMEIDA, M. A. S.; GUANZIROLI, C. E. Criminalidade na região metropolitana de Belo Horizonte: o que a teoria econômica é capaz de explicar? Pesquisa & Debate, SP, vol. 24, n. 2(44), p. 171-196, 2013.
- ANSELIN, L. Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications, eds., P. Longley, M. Goodchild, D. Maguire, and D. Rhind. Cambridge: Geoinformation Int, 1999.
- ANSELIN, L. Spatial econometrics: methods and models. Kluwer Academic, Boston, 1988.
- ARAÚJO JR., A. F.; FAJNZYLBER, P. Crime e Economia: um estudo das microrregiões Mineiras. Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v. 31, n. Especial, p. 630-659, 2000.
- ARAÚJO JR., A. F.; SHIKIDA, C. D. Recessões e recuperações na atividade econômica: mesmo efeito sobre a criminalidade? Economia & Tecnologia, ano 06, vol. 22, 2010.
- ARAÚJO, A. F. V.; RAMOS, F. S. Estimação da perda de bem-estar causada pela criminalidade: o caso da cidade de João Pessoa – PB. Revista EconomiA, Brasília (DF), v. 10, n. 3, p. 577-607, set/dez, 2009.
- ATLAS DA VIOLÊNCIA. Atlas da Violência 2018. Daniel Cerqueira (coord.). IPEA e Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2018.
- BARROS, R. P.; COUTINHO, D. Avaliação de resultado e de impacto cada um no seu quadrado. Rede Itaú Social, 2016.
- BARROS, R. P.; LIMA, L. Avaliação de Impacto de Programas Sociais: por que, para que e quando fazer?. In: Naercio Menezes Filho. (Org.). Avaliação Econômica de Projetos Sociais. 1ªed.São Paulo: Dinâmica, p. 13-30. 2012.
- BAUMONT, C. Spatial effects in housing price models: do house prices capitalize urban development policies I the agglomeration of Dijon (199)? Université de Bourgogne, 2004.
- BECKER, G. Crime and Punishment: An Economic Approach. Journa of Political Economy, vol. 76, pp. 169 – 217, 1968.
- BECKER, K. L.; KASSOUF, A. L. Uma análise do efeito dos gastos públicos em educação sobre a criminalidade no Brasil. Economia e Sociedade, Campinas, v. 26, n. 1 (59), p. 215-242, abr. 2017.
- BENTHAM, J. Principles of Penal Law. In: J. Bowring (ed.): The Works of Jeremy Bentham, Vol. 1 of 1962. Russell & Russell. 1843.
- BERTRAND, M. et. al. How much should we trust differences-in-differences estimates? 2003.
- BIDERMAN, C.; MELLO, J. M.; SCHNEIDER, A. A. Dry Laws and Homicides: Evidence from the São Paulo Metropolitan Area. Economic Journal, vol. 120, p. 157-182, 2010.
- BORILLI, S. P.; SHIKIDA, P. F. A. Apontamentos acerca das organizações criminosas a partir de um estudo exploratório na Penitenciária Industrial de Guarapuava e Cadeia Pública de Foz do Iguaçu (Paraná). Rev. Ciên. Empresariais da UNIPAR, Toledo v. 3, n. 2, p. 191-210, 2002.

- BORILLI, S. P.; SHIKIDA, P. F. A. Crime econômico no Paraná: um estudo de caso. *Revista Análise Econômica*, ano 24, n. 46, 2006.
- BRAGA, A. A. *et. al.* Problem-oriented policing, deterrence, and youth violence: an evaluation of Boston's Operation Ceasefire. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, vol. 38, p. 195-225, 2001.
- BRAGA, A. A. Problem-oriented policing and crime prevention. Criminal Justice Press, 2nd ed. Monsey, New York, U.S.A., 2008.
- BRAGA, A. A.; WEISBURD, D. L. Police innovation and crime prevention: lessons learned from police research over the past 20 years. Discussion paper presented at the U. S. National Institute of Justice Police Research Planning Workshop, Washington DC, 2007.
- BRASIL (2007) Lei ordinária nº 11.530, de 24 de outubro de 2007. Institui o Programa Nacional de Segurança Pública com Cidadania – PRONASCI, e dá outras providências. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2007/Lei/L11530.htm. Acesso em: 06 de novembro de 2016.
- BRASIL. Ministério da Justiça e Segurança Pública. Disponível em: <http://www.justica.gov.br/sua-seguranca/seguranca-publica/senasp-1/a-senasp>. Acesso em fevereiro de 2017.
- BRONARS, S. G.; LOTT JR., J. R. Criminal deterrence, geographic spillovers, and the right to carry concealed handguns. *American Economic Review*, mai. Papers and proceedings, 1998.
- BURGOS, M. B. *et. al.* O Efeito UPP na Percepção dos Moradores das Favelas. *Desigualdade & Diversidade – Revista de Ciências Sociais*. Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica, nº11, p. 49-98, 2011.
- BURSIK, R.; GRASMICK, H. Neighborhoods and crime. Lexington Books. San Francisco CA, 1993.
- BUTELLI, P. H. Avaliação de impacto de Políticas de Segurança: O caso das Unidades de Política Pacificadora no Rio de Janeiro. Tese de doutorado. Rio de Janeiro: Fundação Getúlio Vargas, 2015.
- CABRAL, M. V. F. Avaliação do impacto do INFOCRIM sobre as taxas de homicídios dos municípios paulistas: uma aplicação do método de diferenças em diferenças espacial. Tese (doutorado). Universidade Federal de Juiz de Fora, 2016.
- CALIENDO, M.; KOPEINIG, S. Some practical guidance for the implementations of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, vol. 22, no.1, p. 31-72, 2008.
- CAMERON, A. C., TRIVEDI, P. K. *Microeconomics: Methods and Applications*. Cambridge University Press, Cambridge, 2005.
- CARNEIRO, F. G.; LOUREIRO, P. R. A.; SACHSIDA, A. Crime and social interactions: a developing country case study. *The Journal of Socio-Economics*, v. 34, p. 311-318, 2005.
- CARRERA-FERNANDEZ, J.; LOBO, L. F. A criminalidade na região metropolitana de Salvador. *Revista Análise Econômica*, ano 23, n. 44, 2005.
- CARVALHO, V. A.; SILVA, M. R. F. Política de segurança pública no Brasil: avanços, limites e desafios. *R. Katál, Florianópolis*, v. 14, n. 1, p. 59-67, jan/jun, 2011.
- CASTRO, T. E. Avaliação de impacto do Programa Fica Vivo! sobre a taxa de homicídios em Minas Gerais. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Viçosa, 2014.
- CEARÁ. Governo do Estado do Ceará: Ronda do Quarteirão. Disponível em: http://www.ceara.gov.br/index.php?option=com_content&view=article&id=765&Itemid=1293. Acesso em: fevereiro de 2017.

- CERQUEIRA, D. R. C.; COELHO, D. S. S. Democracia racial e homicídios de jovens negros na cidade partida. Texto para discussão: 2267. IPEA: Brasília, 2017.
- CERQUEIRA, D. R. C.; MELLO, J. M. P. Menos armas menos crimes. Encontro Nacional de Economia, 2012.
- CERQUEIRA, D.; LOBÃO, W. Determinantes da criminalidade: arcabouços teóricos e resultados empíricos. DADOS – Revista de Ciências Sociais, Rio de Janeiro, Vol. 47, nº 2, p. 233 a 269, 2004.
- CERQUEIRA, D.; MOURA, R. Custo da Juventude Perdida no Brasil. Juventude e Risco: Perdas e ganhos sociais na crista da população jovem. IPEA, Rio de Janeiro, 2013.
- CERQUEIRA, D.; MOURA, R. L. O efeito das oportunidades no mercado de trabalho sobre as taxas de homicídios no Brasil. Encontro Nacional de Economia, 2015.
- CHIANG, A. C.; WAINWRIGHT, K. Matemática para Economistas. Tradução de Arlete Simille Marques. Rio de Janeiro: Elsevier. 8ª Reimpressão. 2006
- CHILVERS, M.; WEATHERBURN, D. The New South Wales “Compstat” Process: Its Impact on Crime. The Australian and New Zealand Journal of Criminology, v. 37, p. 22-48, 2004
- CHIODA, L.; MELLO, J. M. P.; SOARES, R. R. Spillovers from Conditional cash Transfer Programs: Bolsa Família and Crime in Urban Brazil. Economics of Education Review, v. 54, p. 306-320, 2016.
- CRESPO, A. M. F. O índice de desenvolvimento humano municipal e as taxas de homicídios em Florianópolis-SC (1980 e 2002). Ciências Sociais, UFSC, 2015.
- CRESSEY, D. P. “Crime: Causes of Crime in International Encyclopedia of the Social Sciences”. The Macmillan Company/The Free Press Ed., 1968.
- DELBECQ, B.; GUILLAIN, R.; LEGROS, D. Analysis of crime in Chicago: New perspectives to an old question using spatial panel econometrics. Regional Research Institute, West Virginia University, 2013.
- DUENHAS, R. A.; GONÇALVES, F. O.; GELINSKI JR., E. Educação, Segurança Pública e Violência nos municípios brasileiros: uma análise de painel dinâmico de dados. Publ. UEPG Ci. Soc. Apl., Ponta Grossa, 22 (2): 179-191, 2014.
- DUGGAN, M. More Guns, More Crime. Journal of Political Economy, vol. 109, no 5, 2001.
- ECK, J. The threat of crime displacement. Crim. Justice Abstr., v. 25, p. 527–546, 1993.
- EHRlich, I. BECKER, G. S. Market Insurance, Self-Insurance, and Self-Protection. The Journal of Political Economic, Vol. 80, No. 4, Jul. – Aug., 623 – 648, 1972.
- EHRlich, I. Crime, Punishment, and the Market for Offenses. The Journal of Economic Perspectives, Vol. 10, No. 1, pp. 43-67, 1996.
- EHRlich, I. On the relation between education and crime. In: F.T. Juster, ed., Education, Income and Human Behavior, McGraw-Hill, New York, 1975.
- EHRlich, I. Participation in illegitimate activities: a theoretical and empirical investigation. The Journal of Political Economy, volume 81, issue 3, May – Jun., 521-565, 1973.
- ELHORST, J. P. Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar. Spatial Economic Analysis, vol. 5, n. 1, p. 9-28, 2010.
- ELHORST, J. P. Dynamic models in space and time. SOM-Theme C: Coordination and growth in economics, 2000.
- ELHORST, J. P. Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels. Springer, 2014.
- ENTORF, H. e SPENGLER, H. Crime in Europe Causes and Consequences. Berlin, Ed. Springer, 2002.
- ENTORF, H.; SPENGLER, H. Socioeconomic and demographic factors of crime in Germany: Evidence from panel data of the German states. International Review of Law and Economics, vol. 20, p. 75-106, 2000.

- FAJNZYLBBER, P. et. al. What causes violent crime? *European Economic Review*, 46, p. 1323-1357, 2002.
- FALSETE, F. O. O impacto do Programa de Eletrificação no Brasil na redução de homicídios. Tese de doutorado. São Paulo: Fundação Getúlio Vargas, 2013.
- FARAH, M. F. S. Parcerias, novos arranjos institucionais e políticas públicas no nível local de governo. *RAP*, Rio de Janeiro, 35 (1): 119-44, jan/fev, 2001.
- FDE (2016a). Resolução SE 24, de 5-4-2005. Dispõe sobre a Escola em Parceria. Disponível em: <http://escoladafamilia.fde.sp.gov.br/v2/Arquivos/Regulamento/Resolu%C3%A7%C3%A3o%20SE%2024%20-%202005%20-%20Escola%20em%20Parceria.pdf/>. Acesso em: 06 de novembro de 2016.
- FDE (2016b). Resolução SE 45, de 1º-9-2015. Dispõe sobre a instituição do Projeto Bolsa Universidade, no âmbito do Programa Escola da Família, e dá outras providências correlatas. Disponível em: http://escoladafamilia.fde.sp.gov.br/v2/Arquivos/Regulamento/Resolucao_SE_45.pdf. Acesso em: 06 de novembro de 2016.
- FDE. Escola da Família. Ideias, 32. Fundação para o Desenvolvimento da Educação – FDE. Org. Costa, A. *et al.* São Paulo, 2004.
- FOGUEL, M. N. Diferenças em Diferenças. In: Avaliação Econômica de Projetos Sociais. Fundação Itaúsocial, 2016.
- FREIRE, M. D. Paradigmas da segurança pública no Brasil: da Ditadura aos nossos dias. Aurora, ano III, nº 5, 2009.
- GERTLER, P. J., et al. Impact evaluation in practice. The World Bank, Washington DC, 2011.
- GLAESER, E. L.; SACERDOTE, B. Why is there more crime in cities? *Journal of Political Economy*, vol. 107, no. 6, 1999.
- GOLDSTEIN, H. Improving Policing: A Problem-Oriented Approach. 25 *Crime and Delinquency* 236; Univ. of Wisconsin Legal Studies Research Paper No. 1336, 1979.
- GONÇALVES, J. M.; CASSUCE, F. C. C.; GALANTE, V. A. A influência das regiões de fronteira e de variáveis socioeconômicas na criminalidade no estado do Paraná. *Perspectiva Econômica*, v. 6, n. 2, p. 23-44, 2010.
- GREENE, W. H. *Econometric Analysis*. Prentice-Hall, New Jersey 5th edition. 2002.
- GUIMARÃES, J. L. C. Criminalidade econômica: análise de fatores econômicos e sociais que influenciam as categorias de crimes no município de Santarém-PA. *UDESC em Ação*, v. 2, n. 1, 2008.
- GUIMARÃES, J. L. C. Motivações do crime segundo o criminoso: condições econômicas, interação social e herança familiar. *Revista Brasileira de Segurança Pública*. Pública, São Paulo, v. 8, n. 1, p. 121-131, 2014.
- GUTIERREZ, M. B. S. *et al.* (2004). Inequality and criminality revisited: Further evidence in Brazil. In XXXII Encontro Nacional de Economia, João Pessoa. ANPEC. Disponível em <http://www.anpec.org.br/encontro2004/artigos/A04A149.pdf>. Acesso em: fevereiro de 2017.
- HAKHEEM, M. A critique of psychiatric approach to crime and correction. *Law and Contemporary Problems*, vol. 23, p. 650-682, 1958.
- HEATON, P. Does Religion Really Reduce Crime? *The Journal of Law and Economics*, vol. 9, n. 1, p. 147-172, 2006.
- HECKMAN, J.; ICHIMURA, H.; SMITH, J.; TODD, P. Characterizing selection bias using experimental data. *Econometrica*, 66(5), p. 1017-1098, 1998.
- HULL, B.B. Religion Still Matters. *Journal of Economics*, vol. 26, n. 2, p. 35-48, 2000.
- IBGE. Cadastro de municípios localizados na Faixa de Fronteira. Disponível em <https://ww2.ibge.gov.br/home/geociencias/geografia/fronteira.shtm?c=3>. Acesso em: setembro de 2018.

- ITAU SOCIAL. Programa Escola da Família da Secretaria de Educacao do Estado de Sao Paulo. In: Avaliação Econômica de Projetos Sociais: Relatório de Avaliação Econômica. Orgs (Vasconcellos, L.; Menezes-Filho, N.), Fundação Itaú Social, 2005.
- JAITMAN, L.; TORRE, I. A Systematic Approach to Measuring the Costs of Crime in 17 Latin American and Caribbean Countries. In: The Costs of Crime and Violence: New Evidence and Insights in Latin America and the Caribbean, ed (Jaitman, Laura). Inter-American Development Bank, 2017.
- JORGE, M. A. Análise da causalidade dos homicídios em Sergipe sob a ótica da Economia do Crime, no período de 2007 a 2010. *Revista de Economia Mackenzie*, v. 11, n. 3, p. 90-115, 2013.
- JUSTUS, M. Dinâmica temporal da criminalidade: mais evidências sobre o “efeito inércia” nas taxas de crimes letais nos estados brasileiros. *EconomiA*, Brasília (DF), v. 10, n. 1, p. 169-194, 2009.
- JUSTUS, M. Uma abordagem econômica das causas da criminalidade: evidências para a cidade de São Paulo. Tese de doutorado. Universidade de São Paulo/ESALQ, 2012.
- JUSTUS, M.; KASSOUF, A. L. Estudos Econômicos das Causas da Criminalidade no Brasil: Evidências e Controvérsias. *EconomiA*, Brasília (DF), v. 9, n.2, p. 343–372, mai/ago, 2008a.
- JUSTUS, M.; KASSOUF, A. L. A cointegration analysis of crime, economic activity, and police performance in São Paulo city. *Journal of Applied Statistics*, vol. 1, p. 1-23, 2013.
- JUSTUS, M.; KASSOUF, A. L. Avaliação de Impacto do Estatuto do Desarmamento na Criminalidade: Uma abordagem de séries temporais aplicada à cidade de São Paulo. *Economic Analysis of Law Review*, v. 3, nº 2, p. 307-322, Jul-Dez, 2012.
- JUSTUS, M.; KASSOUF, A. L. Existe explicação econômica para o sub-registro de crimes contra a propriedade? *Economia Aplicada*, São Paulo, v. 12, n. 1, p. 5-27, 2008b.
- JUSTUS, M.; KASSOUF, A. L. Uma Investigação Econômica da Influência do Mercado de Drogas Ilícitas Sobre a Criminalidade Brasileira. *EconomiA*, Brasília (DF), v. 8, n.2, p. 187–210, maio/ago, 2007.
- JUSTUS, M.; SANTOS FILHO, J. I. . Convergência nas taxas de crimes no território brasileiro. *Revista Economia*, v. 12, p. 1-17, 2011.
- KAHN, T; ZANETIC, A. Estudos criminológicos 4 – o papel dos municípios na segurança pública, 2005.
- KELEJIAN, H. H.; PRUCHA, I. R. A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model. *International Economic Review*, vol. 40, n. 2, 1999.
- KELEJIAN, H. H.; PRUCHA, I. R. HAC estimation in a spatial framework. *Journal of Econometrics*, n. 140, p. 131-154, 2007.
- KELEJIAN, H. H.; PRUCHA, I. R. Specification and estimation of spatial autoregressive models with autoregressive and heteroskedastic disturbances. *Journal of Econometrics*, vol. 157, n. 1, p. 53-67, 2010.
- KELLY, M. Inequality and crime. *The Review of Economics and Statistics*, vol. 82, n. 4, p. 530-539, 2000.
- KHANDKER, S. R.; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. Handbook on impact evaluation. Quantitative methods and practices. The World Bank, Washington, 231 p., 2010.
- KIM, J. E. et. al. Criminalidade feminina: uma análise empírica a partir de dados do presídio feminino de Brasília. *Revista Economia & Desenvolvimento*, 2009. KOVANDZIC, T. V.; MARVELL, T. B.; VIERAITIS, L. M. The Impact of “Shall-Issue” Concealed Handgun Laws on Violent Crime Rates: Evidence from Panel Data for Large Urban Cities. *Homicides Studies*, 2009.
- LAWRENCE, S.; MCCARTHY, B. What Works in community policing? A best practices context for measure y efforts. The Chief Justice Earl Warren Institute on Law and Social Policy, 2013.

- LEMOS, A. A. M.; SANTOS FILHO, E. P.; JORGE, M. A. Um modelo para análise socioeconômica da criminalidade no município de Aracaju. *Est. Econ. São Paulo*, v. 35, n. 3, p. 569-594, 2005.
- LeSAGE, J.P., Pace, R.K. *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press, Boca Raton. 2009.
- LeSAGE. *The Theory and Practice of Spatial Econometrics*. University of Toledo. February 1999.
- LOMBROSO, C. *Crime, its causes and remedies*. Traduzido para o inglês por H. P. Horton, N. J. Montclair e S. Patterson, [1911], 1968.
- LOTT Jr., J.,R.; MUSTARD, D. B. Crime, Deterrence, and Right-To-Carry Concealed Handguns. *Journal of Legal Studies*, vol. XXVI, January 1997.
- LOUREIRO, A. O. F.; CARVALHO JR., J. R. A. O impacto dos gastos públicos sobre a criminalidade no Brasil. *Encontro Nacional de Economia*, 2007.
- LUDWIG, J. Concealed-Gun-Carrying Laws and Violent Crime: Evidence from State Panel Data. *International Review of Law and Economics* 18:239-254, 1998.
- MADALOZZO, R.; FURTADO, G. M. *Revista de Economia Política*, v. 31, n. 1 (121), p. 160-180, 2011.
- MADEIRA, L. M. ; RODRIGUES, A. B. Novas bases para as políticas públicas de segurança no Brasil a partir das práticas do governo federal no período de 2003-2011. *Rev. Adm. Pública*, Rio de Janeiro, vol. 49(1), p. 3-21, 2015.
- MANSKI, C. F. Identification of endogenous social effects: the reflection problem. *Review of Economic Studies*, vol. 60, p.531-542, 1993.
- MAS-COLLEL, A.; WHINSTON, M. D.; GREEN, J. R. *Microeconomic theory*. Oxford: Oxford University Press, 981 p., 1995.
- MATTA, R. A.; ANDRADE, M. V. Avaliação econômica do impacto do programa de controle de homicídios Fica Vivo. *Encontro Nacional de Economia*, 2005.
- MAZEROLLE, L. et. al. Compstat in Australia: An analysis of the spatial and temporal impact. *Journal of Criminal Justice*, v. 39, p. 128-136, 2011.
- MERTON, R. K. Social Structure and Anomie. *American Sociological Review* 3: 672-682, 1938.
- MILES, T. Empirical Economics and the Study of Punishment and Crime. *The University of Chicago Legal Forum*, p. 237-259, 2005.
- MINISTÉRIO DA INTEGRAÇÃO. Bases para uma Proposta de Desenvolvimento e Integração da Faixa de Fronteira: Grupo de Trabalho Interfederativo de Integração Fronteira. Governo Federal, 2010. Disponível em http://www.integracao.gov.br/c/document_library/get_file?uuid=ab3fdf20-dcf6-43e1-9e64-d6248ebd1353&groupId=10157. Acesso em: setembro de 2018.
- MONUTEAUX, M. C. et. al. Firearm Ownership and Violent Crime in the U. S.: An Ecologic Study. *American Journal of Preventive Medicine*, 2015.
- NICHOLS, M. W.; TOSUN, M. S. The impact of legalized casino gambling on crime. *Regional Science and Urban Economics*, vol. 66, p. 1-15, 2017.
- OLIVEIRA, C. A. Análise espacial da criminalidade no Rio Grande do Sul. *Revista de Economia*, v. 34, n. 3 (ano 30), p. 35-60, 2008.
- OLIVEIRA, C. A. Externalidades espaciais e o crescimento econômico das cidades do estado do Ceará. *Encontro Nacional de Economia*, 2005.
- OLIVEIRA, D. X. A.; SIMONASSI, A. G.; ARRAES, R. A. Eficiência do judiciário e a Economia do Crime. *Encontro Nacional de Economia*, 2013.

- OLIVEIRA, M.M.Ç. ALBAGLI, S. Informação e Segurança Pública as ações de informação no PRONASCI. XII Encontro Nacional de Pesquisa em Ciência da Informação. Brasília, Distrito Federal, 2011.
- PEIXOTO, B. T. Uma contribuição para prevenção da criminalidade. Tese de doutorado. Belo Horizonte: UFMG, 2008.
- PEIXOTO, B. T.; ANDRADE, M. V.; AZEVEDO, J. P. Avaliação do Programa Fica Vivo no município de Belo Horizonte. Encontro Nacional de Economia, 2007.
- PEREIRA FILHO, O. A. Três ensaios sobre mensuração de eficiência e avaliação de impacto em serviços de segurança pública no Brasil. Tese de doutorado. Universidade de Brasília, 2016.
- PEREIRA FILHO, O. A.; SOUSA, M. C. S. Avaliação de impacto das guardas municipais com o uso de tratamentos binários, multivalorados e contínuos. Encontro Nacional de Economia, 2016.
- PEREIRA, R. CARRERA-FERNANDEZ, J. A criminalidade na Região Policial da Grande São Paulo sob a Ótica da Economia do Crime. Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v. 31, n. Especial, p. 898-918, 2000.
- PLANALTO (2018a). Lei nº 13.675, de 11 de junho de 2018. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2015-2018/2018/Lei/L13675.htm. Acesso em: novembro de 2018.
- PLANALTO (2018b). Lei nº 13690, de 10 de julho de 2018. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2015-2018/2018/Lei/L13690.htm. Acesso em: novembro de 2018.
- PLANALTO. Medida provisória nº 2.045 de 28 junho de 2000, 2017. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/mpv/Antigas/2045-1.htm. Acesso em: fevereiro de 2017.
- PLASSMANN, F.; WHITLEY, J. More Guns, Less Crime. Stanford Law Review, vol. 55, n. 4, p. 1313-1369, 2003.
- PRIKS, M. The effects of Surveillance Cameras on Crime: Evidence from the Stockholm Subway. The Economic Journal, vol. 125, p. 289-305, 2015.
- REPETTO, T. A. Crime prevention and the displacement phenomenon. Crime & Delinquency, v. 22, 1976.
- RESENDE, J. P.; ANDRADE, M. V. Crime social, castigo social: Desigualdade de renda e taxas de criminalidade nos grandes municípios brasileiros. Est. Econ., São Paulo, v. 41, n. 1, p. 173-195, 2011.
- RIBEIRO, L. M. L.; BASTOS, L. M. Algumas notas sobre segurança pública e municípios: uma análise do caso de Minas Gerais. Revista Estudos de Política, Campina Grande, vol. 1, nº 2, 2012.
- RONDON, V. V.; ANDRADE, M. V. Impactos da criminalidade no valor dos aluguéis em Belo Horizonte. Texto para discussão nº 194. Belo Horizonte: UFMG/Cedeplar, 2003.
- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The Central role of the Propensity Score in observational studies for causal effects. Biometrika, v. 70, n.1, p. 41 – 55, 1983.
- ROSENFELD, R.; et. al. The effects of directed patrol and self-initiated enforcement on firearm violence: a randomized controlled study of hot spot policing. Criminology, vol. 52, n. 3, p. 428-449, 2014.
- RUEDIGER, M. A. The rise and fall of Brazil's public security program: PRONASCI. Police Practice and Research 14: 280-294, 2013.
- SAMPSON, R. J. Collective regulation of adolescent misbehavior: validation results from eighty Chicago neighborhoods. Journal of Adolescent Research, vol. 12, p. 227-244, 1997.
- SAMPSON, R. J.; GROVES, W. B. Community Structure and Crime: Testing Social-Disorganization Theory. The American Journal of Sociology, Vol. 94, No. 4, pp. 774 – 802, 1989.
- SAMPSON, R. J.; RAUNDENBUSH, S. Systematic social observation of public spaces: a new look at disorder in urban neighborhoods. American Journal of Sociology, v. 105, p. 603-651, 1999.

- SÃO PAULO (2004). Decreto nº 48.871, de 07 de julho de 2004. Institui o Programa Escola da Família – desenvolvimento de uma cultura de paz no Estado de São Paulo. Disponível em: <http://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/decreto/2004/decreto-48781-07.07.2004.html>. Acesso em: 06 de novembro de 2016.
- SÃO PAULO (2016). Escola da Família. Disponível em: <http://www.educacao.sp.gov.br/escoladafamilia/sobre-programa#>. Acesso em: 06 de novembro de 2016.
- SAPORI, L. F. Segurança pública no Brasil: Desafios e perspectivas. Rio de Janeiro: Editora FGV, 2007.
- SARTORIS NETO, A. Homicídios na cidade de São Paulo: uma análise de autocorrelação e causalidade espaço-temporal. Tese (doutorado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 2000.
- SARTORIS, A. Um modelo para a criminalidade no município de São Paulo em 2001. Revista Gestão & Políticas Públicas, n. 2, 2011.
- SCHAEFER, G. F.; SHIKIDA, P. F. A. Economia do crime: elementos teóricos e evidências empíricas. Revista Análise Econômica, ano 18, n. 33, 2000.
- SCORZAFAVE, L. G.; SOARES, M. K.; DORIGAN, T.A. Vale a pena pagar para desarmar? Uma avaliação do impacto da campanha de entrega voluntária de armas sobre as mortes com armas de fogo. Estudos Econômicos, São Paulo, vol. 45, n. 3, p. 475-497, jul.-set., 2015.
- SCRIPILLITI, E. A. O. Crimes nos municípios paulistas: Um estudo acerca dos condicionantes socioeconômicos e demográficos que contribuem para maior criminalidade e quais os efeitos das diferentes políticas municipais de segurança ara o combate à criminalidade. Dissertação de mestrado. São Paulo: Universidade de São Paulo, 2006.
- SEGURANÇA. Sistema Único de Segurança Pública, Política Nacional de Segurança Pública, Plano Nacional de Segurança Pública e Defesa Social, 2018-2018. Ministério da Segurança Pública, 2018. Disponível em: <http://www.seguranca.gov.br/Acesso/consulta-publica/anexos/anexos-plano-nacional-de-seguranca-publica/plano-nacional-de-seguranca-publica-e-defesa-social.pdf>. Acesso em: novembro de 2018.
- SENASP. Sistema Único de Segurança Pública: 2003, 2004, 2005, 2006. Elaboração: Durante, M. O.; Quadros, J. L. Secretaria Nacional de Segurança Pública, Ministério da Justiça, 2 ed., 2007.
- SENNE, M. N, DAVID, C. M. Uma proposta e outros olhares: um estudo do Programa Escola da Família. Serviço Social e Realidade, Franca 17: 281-319, 2008.
- SHAW, C.; MCKAY, H. Juvenile delinquency in urban áreas. Chicago: University of Chicago Press, 1942.
- SHIKIDA, C. D.; ARAÚJO JR., A. F.; SHIKIDA, P. F. A. A moral importa? Revista de Economia e Administração, v. 4, n. 4, p. 415-426, 2005.
- SHIKIDA, P. F. A. Crimes violentos e desenvolvimento socioeconômico: um estudo para o estado do Paraná. Direitos Fundamentais & Justiça, n. 5, 2008.
- SHIKIDA, P. F. A. Reincidência penal: uma análise a partir da “Economia do Crime” para subsidiar decisões judiciais. Publ. UEPG Ci. Soc. Apl., Ponta Grossa, 22 (1), p. 41-51, 2014.
- SILVA, B. F. A. da, BEATO FILHO, C. C. Ecologia social do medo: avaliando a associação entre contexto de bairro e medo do crime. Revista Brasileira de Estudos Populacionais, Rio de Janeiro, v. 30, Sup., p. S155-170, 2013.
- SILVEIRA NETO, R. M.; RATTON, J. L.; MENEZES, T. A.; MONTEIRO, C. Avaliação de Política Pública para Redução da Violência: o Caso do Programa Pacto pela Vida do Estado de Pernambuco. Encontro Nacional de Economia, 2013.

- SILVEIRA, A. M. A Prevenção de Homicídios: a experiência do Programa Fica Vivo no Morro das Pedras. *Educação e Realidade*, p. 163 – 176, 2008.
- SIM/DATASUS. Sistema de Informações de Criminalidade. Disponível em: <http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/index.php?area=060701>, 2018.
- SJOQUIST, D. L. Property crime and economic behavior: Some empirical results. *The American Economic Review*, 63(3): 439–446, 1973.
- SOUZA, J. P. M. C.; CUNHA, M. S. Evidências sobre a vitimização no Brasil: uma análise econométrica. *Economic Analysis of Law Review*, v. 6, n. 2, p. 206-227, 2015.
- SPM. Diretrizes Nacionais Feminicídios: investigar, processar e julgar, com perspectiva de gênero as mortes violentas de mulheres. Secretaria Especial de Políticas para as Mulheres. Disponível em: <http://www.spm.gov.br/central-de-conteudos/publicacoes/2016/livro-diretrizes-nacionais-femenicidios-versao-web.pdf>, 2016.
- STAKHOVYCH, S.; BIJMOLT, T. H. A. Specification of spatial models: A simulation study on weights matrices. *Papers in Regional Science*, Volume 88, Issue 2, p. 389-408, 2009.
- SULIANO, D. C.; OLIVEIRA, J. L. Avaliação do Programa Ronda do Quarteirão na Região Metropolitana de Fortaleza (Ceará). *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, vol. 07, n. 2, pp. 52-67, 2013.
- SUTHERLAND, E. H. Development of the Theory. In: Schuessler, K. (ed.), *Edwin Sutherland on Analyzing Crime*. Chicago, IL, Chicago University Press, pp. 30 – 41, 1973.
- TAVARES, P. A.; TOMASOVIC JR., P. Os impactos do Programa Escola da Família sobre a violência escolar no Estado de São Paulo. In: XXXIII Encontro Nacional de Econometria, Foz do Iguaçu. *Anais do XXXIII Encontro Nacional de Econometria*, 2011.
- TAYLOR, B.; LI, J. Do fewer guns lead to less crime? Evidence from Australia. *International Review of Law and Economics*, 42, p. 72-78, 2015.
- TEIXEIRA, E. C. Dois ensaios acerca da relação entre criminalidade e educação. Tese de doutorado. Universidade de São Paulo/ESALQ, 2011.
- TEIXEIRA, E. C.; SERRA, M. A. O impacto da criminalidade no valor da locação de imóveis: o caso de Curitiba. *Economia e Sociedade*, Campinas, v. 15, n. 1 (26), p. 175-207, jan./jun. 2006.
- TELEP, C. W.; WEISBURD, D. What is Known about the Effectiveness of Police Practices? Understanding the Crime Decline in NYC”, 2011.
- TELEP, C. W.; WEISBURD, D. What is Known About the Effectiveness of Police Practices in Reducing Crime and Disorder? *Police Quarterly*, v. 15(4), p. 331-357, 2012.
- TORRES-PRECIADO, V. H.; POLANCO-GAYTÁN, M.; TINOCO-ZERMEÑO, M. A. Crime and regional economic growth in Mexico: A spatial perspective. *Papers in Regional Science*, vol. 96, n. 3, aug. 2017.
- UCHÔA, C. F.; MENEZES, T. A. Spillover espacial da criminalidade: uma aplicação de painel espacial, para os estados brasileiros. *Encontro Nacional de Economia*, 2012.
- UNODC. *Global Study on Homicide*, 2013. United Nations Office on Drugs and Crime, Vienna, 2014.
- VASCONCELLOS, M.A.S.; GARCIA, M.E.. O Setor Público (cap.14). In: *Fundamentos de Economia*, 2005.
- VIAPIANA, L. T. *Economia do Crime: uma explicação para a formação do criminoso*. Porto Alegre, RS: AGE, 2006.
- WASELFISZ, J. J. Mapa da violência dos municípios brasileiros. 2008.
- WASELFISZ, J.J. Mapa da violência 2016: Homicídios por armas de fogo no Brasil. Cebela. Flacso. 2016.

- WALSH, W. F.; VITO, G. E. The meaning of Compstat. *Journal of Contemporary Criminal Justice*, vol. 20, n. 1, p. 51-69, 2004.
- WEISBURD, D. et. al. Effects of Problem-Oriented Policing on Crime and Disorder. Departamento e Justiça dos Estados Unidos, 2008.
- WEISBURD, D. et. al. Is problem-oriented policing effective in reducing crime and disorder? Findings from a Campbell systematic review. *American Society of Criminology*, vol. 9, 2010.
- WEISBURD, D.; ECK, J. What can police do to reduce crime, disorder, and fear? *ANNALS, AAPSS*, 593, 2004.
- WILLIS, J. J. et. al. Making Sense of COMPSTAT: A Theory-Based Analysis of Organizational Change in Three Police Departments. *Law & Society Review*, vol. 41, n 1, 2007.
- WHITE, A. D. Estimating the Economic Model of Crime with Individual Data. *The Quarterly Journal of Economics*, Vol, 94, No. 1, pp. 57-84. Feb., 1980.
- YWATA, A. X. C. et. al. Custos das mortes por causas externas no Brasil. *Ver. Bras. Biom.*, São Paulo, v. 26, n.3, p. 23-47, 2008.
- ZHANG, J. The effect of welfare programs on criminal behavior: a theoretical and empirical analysis. *Economic Inquiry*, vol. XXXY, jan. p. 120-137, 1997.

ANEXOS

ANEXO 1 – Municípios que receberam recursos do PRONASCI

Acre	Minas Gerais	Jundiáí	Rondonópolis
Brasiléia	Belo Horizonte	Osasco	Goiás
Cruzeiro do Sul	Betim	Pirapora do Bom Jesus	Anápolis
Rio Branco	Contagem	Poá	Aparecida de Goiânia
Pará	Governador Valadares	Rio Claro	Catalão
Ananindeua	Ibirité	Santana de Parnaíba	Cidade Ocidental
Belém	Montes Claros	Santo André	Cristalina
Castanhal	Ribeirão das Neves	Sorocaba	Formosa
Marabá	Santa Luzia	Sumaré	Goiânia
Tocantins	Uberaba	Suzano	Inhumas
Palmas	Varginha	São Bernardo do Campo	Itumbiara
Maranhão	Espírito Santo	São Carlos	Luziânia
Açailândia	Cariacica	São Paulo	Novo Gama
Imperatriz	Linhares	Taboão da Serra	Pirenópolis
São Luís	Serra	Vargem Grande Paulista	Planaltina
Piauí	São Mateus	Paraná	Porangatu
Teresinha	Viana	Almirante Tamandaré	Rio Verde
Ceará	Vila Velha	Araucária	Senador Canedo
Fortaleza	Vitória	Cascavel	Trindade
Juazeiro do Norte	Rio de Janeiro	Colombo	Valparaíso de Goiás
Maracanau	Araruama	Curitiba	Águas Lindas de Goiás
Maranguape	Belford Roxo	Fazenda Rio Grande	
Sobral	Cabo Frio	Foz do Iguaçu	
Rio Grande do Norte	Campos dos Goytacazes	Maringá	
Natal	Duque de Caxias	Pinhais	
Pernambuco	Itaboraí	Piraquara	
Cabo de Santo Agostinho	Itaguaí	Ponta Grossa	
Camaragibe	Macaé	São José dos Pinhais	
Caruaru	Magé	Toledo	
Garanhuns	Maricá	Rio Grande do Sul	
Jaboatão dos Guararapés	Nilópolis	Alvorada	
Olinda	Niterói	Bagé	
Paulista	Nova Iguaçu	Cachoeirinha	
Petrolina	Petrópolis	Canoas	
Recife	Queimados	Caxias do Sul	
São Lourenço da Mata	Rio de Janeiro	Cruz Alta	
Vitória de Santo Antão	São Gonçalo	Esteio	
Alagoas	São João de Meriti	Gravataí	
Arapiraca	Teresópolis	Guaíba	
Maceió	São Paulo	Novo Hamburgo	
Marechal Deodoro	Araraquara	Passo Fundo	
Sergipe	Campinas	Pelotas	
Aracaju	Carapicuíba	Porto Alegre	
Nossa Senhora do Socorro	Cotia	Santa Cruz do Sul	
Bahia	Diadema	Santa Maria	
Camaçari	Embu	Sapucaia do Sul	
Feira de Santana	Embu-Guaçu	São Borja	
Ilhéus	Guararema	São Leopoldo	
Itabuna	Guarujá	Taquara	
Juazeiro	Guarulhos	Vacaria	
Lauro de Freitas	Itapeverica da Serra	Venâncio Aires	
Porto Seguro	Itapevi	Viamão	
Salvador	Itaquaquecetuba	Mato Grosso	
Teixeira de Freitas	Jandira	Cuiabá	

Fonte: Relatório de Auditoria 015.963/2010 – 1 (TCU)