

Mais polícia, menos crime: evidências para o Programa *Em Frente, Brasil de Combate à Criminalidade Violenta*

Jobson Maurilio Alves dos Santos¹
Tatiane Almeida de Menezes²
Edilberto Tiago de Almeida³
Rodrigo Gomes de Arruda⁴

RESUMO

Este trabalho buscou identificar o impacto do programa *Em Frente, Brasil* (EFB) de combate à criminalidade violenta sobre a taxa de homicídios nas cidades onde o programa foi implementado. O programa consistiu no envio de tropas da Força Nacional de Segurança Pública para reforçar o policiamento em cinco cidades localizadas nas regiões metropolitanas dos seus respectivos estados. Para isso, utilizou-se a abordagem de Diferenças em Diferenças. Os resultados obtidos mostraram que o EFB teve um impacto negativo direto sobre a taxa de homicídios das cidades tratadas da ordem de 10%. Foram realizados diversos testes com o objetivo de garantir a robustez dos resultados encontrados. Também foram calculados os impactos indiretos do EFB estendendo o modelo DiD para considerar possíveis efeitos *spillover* do programa. Os resultados mostraram que os efeitos totais, soma dos efeitos diretos mais indiretos, do EFB sobre as taxas de homicídios foi da ordem de 17%.

Palavras-chave: Crime. Avaliação de Impacto. Efeito *spillover*.

ABSTRACT

This work sought to identify the impact of the *Em Frente, Brasil* (EFB) program to combat violent crime on the homicide rate in the cities where the program was implemented. The program consisted of sending troops from the National Public Security Force to reinforce policing in five cities located in the metropolitan regions of their respective states. For this, the difference-in-differences approach was used. The results obtained showed that the EFB had a direct negative impact on the homicide rate of the cities treated in the order of 10%. Several tests were carried out in order to ensure the robustness of the results found. The indirect impacts of the EFB were also calculated by extending the DiD model to consider the spillover effect of the program. The results showed that the total effects, the sum of the direct plus indirect effects, of the EFB on homicide rates was of the order of 17%.

Keywords: Crime. Impact assessment. Spillover effect.

Área 1: Teoria, métodos e modelos de economia regional.

Classificação JEL: H3, H4, H7, R12.

¹ Doutor em Economia do PIMES/UFPE. Mestre em Economia pelo PIMES/UFPE. Economista pela UFPE. Economista-Auditor na Auditoria Interna da UFPE.

² Doutora em Economia pela FEA/USP. Docente/Pesquisadora da UFPE.

³ Professor Adjunto de Departamento de Economia da Universidade Federal da Bahia - UFBA. Doutor em Economia pelo PIMES/UFPE.

⁴ Doutor em Economia do PIMES/UFPE. Mestre em Economia pelo PIMES/UFPE. Economista pela UFPE. Economista na Pró-Reitoria do Planejamento da UFPE.

1. Introdução

A violência urbana tem sido tema de diversos debates entre acadêmicos, políticos e a população de um modo geral, uma vez que o crescimento dos índices de criminalidade nas cidades reduz o nível de bem estar social devido aos custos que impõem à sociedade (MACHIN; MARIE, 2011). Diferentes fatores têm sido associados ao aumento da criminalidade violenta. De acordo com a teoria econômica crime, a decisão do agente quanto ao cometimento de crimes é fruto de uma ponderação entre custo e benefício do ato criminoso, e sempre que o benefício da atividade ilícita supera os custos, incluindo os custos de oportunidade de auferir renda lícita, o agente criminoso escolherá cometer crimes (EHRlich, 1973; BECKER, 1968).

As características das cidades também podem influenciar a decisão dos indivíduos de cometerem ou não crimes. Por exemplo, o nível de criminalidade depende tanto do adensamento populacional quanto do tamanho da presença policial nas cidades, uma vez que esses fatores influenciam a probabilidade de captura do criminoso (MELO, 2019; MACHIN; MARIE, 2011; DI TELLA; SCHARGRODSKY, 2004; LEVITT, 2002). Variações na renda, que aumentem a desigualdade social, também têm influência nos níveis de criminalidade (DIX-CARNEIRO; SOARES; ULYSSEA, 2018; KELLY, 2000). Além disso, o criminoso, ao ponderar custos e benefícios, escolherá cometer crimes em cidades onde o benefício esperado do crime seja maximizado. Desta forma, ele se locomoverá no espaço em respostas às características do ambiente e às ações dos governos, gerando *spillover* de crimes entre as localidades (MENEZES et al., 2013).

Os governos, por sua vez, buscam reduzir os níveis de violência fazendo investimentos públicos em segurança, assistência social, educação, etc. No campo da segurança pública, uma das formas do governo lidar com aumentos dos índices de criminalidade é aumentar o nível de policiamento nas áreas consideradas violentas com o objetivo de reprimir ações criminosas e aumentar a sensação de segurança da população (BLATTMAN et al., 2021; MACDONALDS; FAGAN; GELLER, 2016). A contratação de mais policiais está, em geral, associada a um aumento da violência nos locais onde ocorre o aumento do efetivo policial (LEVITT, 2002). Desta forma, avaliar o impacto desse aumento da força policial sobre a criminalidade é uma tarefa difícil devido à endogeneidade presente na relação entre essas variáveis que acabam por se determinarem de forma simultânea (LIN, 2009).

Apesar de haver uma previsão teórica da presença dissuasiva da força policial sobre a criminalidade, as evidências empíricas nem sempre confirmam essa previsão (CHALFIN; MACCRARY, 2018), uma vez que fatores não observados podem determinar de forma conjunta os níveis de policiamento e de violência não regiões (LEVITT, 2002; EVANS; OWENS, 2007). Para lidar com os desafios associados à simultaneidade, explorar variações potencialmente exógenas do quantitativo policial (através da criação de políticas de segurança pública) tem sido uma estratégia usada pelos estudos empíricos que buscam estimar o efeito dissuasivo da presença policial sobre a criminalidade. Por exemplo, Machin e Marie (2011) encontraram que a política pública de aumentar o nível de policiamento nas cidades da Inglaterra causou uma redução da ordem de 15% no número de roubos ocorridos nas áreas tratadas. Di Tella e Schargrotsky (2004) estimaram os efeitos da política do governo de Buenos Aires, Argentina, que intensificou a segurança nos locais onde existiam centros judaicos e islâmicos após ataques terroristas e encontraram uma redução de 75% nos furtos de veículos.

Evans e Owens (2007) que investigaram o efeito do Programa *Community Oriented Policing Services* de contratação de policiais nos EUA e constataram que o programa causou uma redução na maioria dos tipos de crimes testados. Também para os EUA, Mello (2019) mensurou o impacto de uma política de concessão para contratação de policiais ocorrida em 2009 no governo Obama e encontrou uma redução de 3,5% na taxa de criminalidade. Mais recentemente, Bindler e Hjalmarsson (2021) estimaram os efeitos da criação da *London Metropolitan Police*, na Inglaterra, e encontraram uma redução de 0,3% para cada 1% de aumento do efetivo policial. Além dos efeitos locais onde esse tipo de política pública é implementada, também podem ocorrer *spillovers* espaciais, ou seja, uma localidade não tratada que também é afetada pela política. Blattman et al. (2021), por exemplo, analisaram o efeito da política de combate à violência urbana na cidade de Bogotá, Colômbia, e encontraram que além do efeito local a política também gerou *spillovers* reduzindo os crimes contra a propriedade dentro de um raio de 250 metros.

Para o Brasil, que tem altos índices de violência em todas as regiões do seu território, os resultados encontrados na literatura mostram os efeitos de algumas políticas não diretamente voltadas para o aumento do policiamento sobre a criminalidade. Por exemplo, Biderman, Melo e Schneider (2010) estimaram o efeito causal da Lei Seca sobre os homicídios ocorridos na Região Metropolitana de São Paulo e encontraram uma redução de 10% na taxa de homicídios. Com foco numa política de transferência de renda, Chioda, Melo e Soares (2015) investigaram o impacto do programa *Bolsa Família* sobre as taxas de criminalidade do estado de São Paulo e encontraram que a expansão do *Bolsa Família* (para atender jovens de 16 e 17 anos) reduziu os crimes no entorno das escolas em 6,5%. Mais recentemente, Carazza, Silveira Neto e Emanuel (2020) encontraram que a política toque de recolher de jovens menores de idade causou uma redução de 17,9% nas taxas de furto e não teve efeitos sobre as taxas de roubos e nem nas taxas de homicídios no estado de São Paulo.

Este trabalho propõe contribuir para a literatura ao explorar a variação exógena na força policial em algumas cidades do Brasil para identificar seu impacto sobre o nível de criminalidade. Mais especificamente, o objetivo deste estudo é estimar o impacto do programa *Em Frente, Brasil* (EFB) de combate à criminalidade violenta sobre as taxas de homicídios ocorridos nas cidades brasileiras no período de janeiro de 2017 a maio de 2021. Este programa de segurança pública consistiu em enviar tropas da Força Nacional de Segurança Pública para alguns municípios brasileiros nas cinco regiões do país. Cada região do Brasil⁵ teve um município contemplado pelo programa e que recebeu reforço no seu policiamento ostensivo a partir do envio das tropas federais para as respectivas cidades. Todas as cidades contempladas pelo EFB fazem parte de regiões metropolitanas, mas a escolha da cidade que recebeu tropas da Força Nacional de Segurança foi baseada em decisões políticas e potencialmente não relacionadas diretamente com os níveis de criminalidade, uma vez que as cidades escolhidas não são as mais violentas das suas respectivas regiões metropolitanas.

O programa *Em Frente, Brasil* foi implementado pelo Governo Federal em setembro de 2019 e durou até abril de 2021. Durante este período as tropas da Força Nacional de Segurança Pública reforçaram o policiamento ostensivo das cidades contempladas, com objetivo de

⁵ O Brasil é dividido em cinco regiões, são elas: região Norte; região Sul; região Sudeste; região Nordeste; região Centro-Oeste.

reduzir a criminalidade nessas localidades. Por se tratar de um quase experimento, a implantação do Programa permitiu que fossem formados grupos de tratamento e de controle com características homogêneas, uma vez que tanto as cidades tratadas (aquelas que receberam o programa) quanto as não tratadas (demais cidades) pertencem às mesmas regiões metropolitanas e compartilham de diversas características em comum que são pré-requisito para fazer parte dessas regiões. Utilizando a abordagem de Diferenças em Diferenças (DiD), este trabalho investigou o efeito causal do EFB sobre as taxas de homicídios ocorridos nas cidades pertencentes às regiões metropolitanas dos estados de Goiás, Pará, Pernambuco, Espírito Santo e Paraná que receberam as tropas da Força Nacional de Segurança.

Os resultados obtidos na estimação do *framework* básico de DiD mostraram que houve um efeito negativo e estatisticamente significativo do EFB sobre a taxa de homicídios das cidades tratadas da ordem de 10,7%. Buscando testar a robustez desses resultados, foram realizados diferentes testes adicionais. Primeiro, verificou-se a existência de efeitos antecipatórios do programa (efeito placebo) e também se houve efeitos defasados. Segundo, foi estimado um teste de falsificação, utilizando as taxas de mortes por suicídio, afogamento, acidentes de trânsito e acidente exceto trânsito como *outcomes*. Terceiro, estimou-se o efeito do EFB sobre o mercado de drogas ilícitas, utilizando como *outcome* as taxas de mortes por overdose, como um tipo de teste de validação. Quarto, o modelo também foi estimado considerando o pareamento dos municípios, a partir das características observáveis, para selecionar o grupo de controle mais parecido possível com o grupo de tratamento. Além disso, o modelo também foi estimado excluindo as capitais do grupo de controle sob a hipótese de que sua proximidade com as cidades tratadas poderia ter influenciado a escolha do grupo de tratamento. Os resultados permaneceram robustos independente do teste implementado.

Por fim, considerou-se a hipótese de potenciais efeitos *spillovers* do programa, impactando de forma indireta as cidades não tratadas. Para testar essa hipótese, utilizou-se a abordagem da econometria espacial para se estimar o modelo DiD. Os resultados mostraram que houve efeito *spillover* do EFB sobre as unidades não tratadas, indicando um impacto negativo do EFB sobre as taxas de criminalidade dos municípios vizinhos àquele tratado. Desta forma, o efeito final da política pode ser decomposto em efeito direto e efeito indireto, onde o direto é o efeito do tratamento sobre os tratados, da ordem de 14%, e o indireto é o efeito do tratamento sobre as unidades não tratadas, da ordem de 3,5%.

Este artigo está dividido em 4 seções além desta introdução. Na seção 2, o desenho institucional do Programa *Em Frente, Brasil* (EFB) é apresentado. Na seção 3, apresenta-se os dados e a metodologia proposta na investigação do problema de pesquisa. Na seção 4, apresentam-se os resultados e na seção 5 faz-se as considerações finais.

2. Background Institucional

O governo federal lançou, em 28 de agosto de 2019, o Programa *Em Frente, Brasil* (EFB) de enfrentamento à criminalidade violenta no país. Este programa foi desenhado a partir de um esforço conjunto dos governos Federal, Estadual e Municipal. O EFB consistiu no envio de tropas da Força Nacional de Segurança Pública (FNSP) para determinadas cidades do Brasil, aumentando o quantitativo policial nas ruas das cidades escolhidas.

A Força Nacional de Segurança Pública é composta por membros das polícias militar, civil, bombeiros militares e peritos dos estados brasileiros e do Distrito Federal. Esta polícia foi criada em 2004 com o objetivo de atuar no policiamento ostensivo em situações de emergência ou calamidade pública visando garantir a preservação da ordem pública. Esta força permite ações de segurança pública do governo federal na esfera estadual.

O EFB foi implementado em cinco cidades, cada uma representando uma região do Brasil. As cidades contempladas foram: **Ananindeua**, no estado do Pará, na região Norte; **Paulista**, no estado de Pernambuco, na região Nordeste; **Cariacica**, no estado do Espírito Santo, na Região Sudeste; **São José dos Pinhais**, no estado do Paraná, na região Sul; **Goiânia**, no estado de Goiás, na região Centro-Oeste. A escolha dos municípios que receberam o programa se deu por razões não muito claras. Todos os municípios escolhidos pertencem às regiões metropolitanas dos estados onde estão localizados, porém não são os municípios mais violentos nem são a capital do estado, com exceção da cidade de Goiânia. Segundo o governo Federal, a escolha foi feita a partir do comprometimento dos gestores estaduais e locais com o programa, além de considerar a situação fiscal dos estados.

De acordo com o governo Federal, o programa foi desenvolvido em eixos, onde cada um representa uma fase do EFB. No primeiro eixo, foi definido a delimitação geográfica do programa, onde decidiu-se abranger as 5 regiões do Brasil e a partir daí, definir os locais onde seria mais factível de haver uma gestão integrada de segurança pública com adesão dos gestores locais. O segundo eixo, tratou da repressão qualificada lançando mão do uso da Força Nacional de Segurança Pública - FNSP para atuar no policiamento ostensivo, combatendo a criminalidade violenta. O terceiro eixo visou a atuação multidisciplinar relativa ao fornecimento de serviços nas áreas de educação, saúde, lazer, entre outros. O quarto e último eixo diz respeito ao monitoramento de indicadores e metas formuladas para atender aos objetivos definidos para o programa.⁶

Um mês após o lançamento do programa EFB, o governo Federal avaliou a eficácia do programa e o considerou bem sucedido, pois houve uma redução da criminalidade em todas as cidades que receberam apoio da Força Nacional de Segurança para fazer o policiamento ostensivo. Após a avaliação do governo, o resultado obtido foi de que o programa EFB reduziu os homicídios em 53%, considerando a média de redução dos municípios que foram contemplados pelo programa.⁷ Na Figura 1, são apresentados os percentuais de redução dos homicídios de acordo com a avaliação do governo federal.

⁶ <https://www.justica.gov.br/news/collective-nitf-content-1567102301.36>

⁷ <https://www.justica.gov.br/news/collective-nitf-content-1570024970.38>

Figura 1. Percentual de redução dos Homicídios pela ótica do governo Federal

HOMICÍDIO DOLOSO			
MUNICÍPIO	SET 2018	SET 2019	VARIAÇÃO
ANANINDEUA	18	7	-61,1%
CARIACICA	19	11	-42,1%
GOIÂNIA	35	14	-60,0%
PAULISTA	6	4	-33,3%
SÃO JOSÉ DOS PINHAIS	5	3	-40,0%
TOTAL	83	39	-53,0%

Fonte: Ministério da Justiça e Segurança Pública.

O programa EFB durou até o mês de abril de 2021. As demais fases do programa, contudo, não foram colocadas em prática e não há ainda uma definição quanto à continuidade do programa.

3. Estratégia de Identificação e Dados

3.1 Especificação Econométrica

O objetivo deste estudo é avaliar o impacto do programa EFB sobre a criminalidade. O modelo básico para avaliação do impacto direto do programa EFB sobre os municípios que receberam a política é dado na seguinte equação:

$$y_{ikt} = \alpha + \beta EFB_{ikt} + \gamma X_{ikt} + \mu_i + \theta_{kt} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

onde y_{ikt} é a taxa de homicídios por 100 mil habitantes no município i no mês k e ano t . EFB_{ikt} é uma variável *dummy* que assume o valor 1 (um) se o município i recebeu o tratamento do programa EFB no mês k e ano t e 0 (zero), caso contrário. X_{ikt} é o vetor de variáveis de controle variante no tempo, enquanto μ_i e θ_{kt} são os efeitos fixos de cidade e de tempo, respectivamente. ε_{ikt} é o termo de erro idiossincrático do modelo de regressão (ANGRIST; PISCHKE, 2008; BERTRAND; DUFLO; MULLAINATHAN, 2004; WOOLDRIDGE, 2010).

Os efeitos fixos de cidade permitem controlar os efeitos de características observáveis e não observadas da cidade que são invariantes no tempo. Já os efeitos fixos de mês permitem controlar choques ocorridos no tempo que podem afetar a taxa de criminalidade de todos os municípios. O parâmetro β é o estimador de DiD que representa o efeito causal do choque na taxa de homicídios devido à implementação do programa *Em Frente, Brasil* (EFB) de combate à criminalidade violenta.

Diversos problemas podem surgir durante a implementação de um programa. As unidades de observação podem mudar de comportamento com vistas a fazer parte do grupo tratado ou do não tratado (controle) através de um processo de autosseleção. Para testar se o programa afetou as unidades tratadas apenas na ocasião de sua implementação, utilizou-se um modelo com efeitos antecipatórios heterogêneos (ou teste placebo) para verificar se a política teve algum impacto sobre a variável de resposta antes mesmo de ser efetivamente implementada. Também pode ser testado se há efeitos defasados do tratamento quando o impacto aparece nos períodos posteriores à implementação do programa. Esses testes são

conhecidos na literatura como *leads* e *lags* (LIMA; BARBOSA, 2018; CARAZZA; SILVEIRA NETO; EMANUEL, 2020; BIDERMAN; MELO; SCHNEIDER, 2010). Assim, para testar os efeitos dos *leads* e *lags*, utilizou-se o modelo da equação (2).

$$y_{ikt} = \alpha + \sum_{n=1}^N \delta_{(k-n)t} EFB_{i(k-n)t} + \beta EFB_{ikt} + \sum_{n=1}^N \delta_{(k+n)t} EFB_{i(k+n)t} + \gamma X_{ikt} + \mu_i + \theta_{kt} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

onde o termo $EFB_{i(k-n)t}$ representa o efeito antecipatório do programa e seu impacto sobre a variável de resposta é capturado por $\delta_{(k-n)t}$. Já o efeito defasado do programa (ou persistente) é representado por $EFB_{i(k+n)t}$ e seu impacto sobre a variável de resposta é capturado por $\delta_{(k+n)t}$.

3.2 Efeitos Espaciais

Há uma crescente discussão na literatura sobre como fatores espaciais podem influenciar o resultado potencial de um *outcome* e como a não inclusão de variáveis que capturem a interação espacial nos modelos estatísticos podem levar as estimativas obtidas a se tornarem viesadas (CHAGAS; AZZONI; ALMEIDA, 2016; MELLO, 2019; LIMA; BARBOSA, 2018).

Delgado e Florax (2015) mostraram que uma política pode gerar efeitos diretos sobre os resultados potenciais do grupo de tratamento e efeitos indiretos sobre os resultados potenciais do grupo de controle. No contexto do programa EFB, a ideia é que as cidades vizinhas àquelas que receberam o programa podem ter sido afetadas de forma indireta a partir dos *spillovers* espaciais gerados pelo programa. Considere, por exemplo, que ao ter uma cidade vizinha que recebeu o programa, o conjunto de rotas de fuga e/ou o campo de atuação do criminoso sejam reduzidos, impactando assim de forma indireta as cidades que não foram tratadas mas estão próximas àquelas que receberam o tratamento. Para estimar esses efeitos, usou-se o modelo *Spatial Lagged of X* (SLX) de forma similar a Halleck Vega e Elhorst (2015) que é dado pela seguinte equação:

$$y_{ikt} = \alpha + \beta EFB_{ikt} + \rho W EFB_{ikt} + \gamma X_{ikt} + \lambda W X_{ikt} + \mu_i + \theta_{kt} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

onde W é a matriz de pesos espaciais que captura a interação espacial entre as cidades. $W EFB_{ikt}$ representa o efeito *spillover* do tratamento e $W X_{ikt}$ representa o efeito *spillover* das características observáveis variante no tempo.

3.3 Dados e Estatísticas Descritivas

Para realização desta pesquisa, foram utilizados os dados fornecidos pelas secretarias de segurança pública e defesa social dos estados do Pará, Pernambuco, Paraná, Espírito Santo e Goiás referentes aos homicídios ocorridos nas cidades dos respectivos estados no período de janeiro de 2017 a abril de 2021. Foram utilizados ainda as mortes por suicídio, afogamento, acidentes de trânsito, acidentes exceto os ocorridos no trânsito e overdose originados do DATASUS, que é o sistema de dados do Ministério da Saúde do Brasil, também para o período de janeiro de 2017 a abril de 2021. Todas as mortes foram consideradas em taxa por 100 mil habitantes. Foram ainda utilizados dados do Censo Demográfico de 2010 fornecidos pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Na Tabela 1, são apresentadas as estatísticas descritivas das variáveis socioeconômicas e da taxa de homicídios dos municípios das regiões metropolitanas do estado de Goiás, Pará, Pernambuco, Espírito Santo e Paraná. Estas variáveis farão parte da estimação dos modelos econométricos propostos na estratégia empírica.

Tabela 1. Estatísticas descritivas

Variáveis	Descrição	Média	D. Padrão	Mín.	Máx.
Txhom	Taxa de homicídio por 100 mil habitantes	3.493	4.924	0	69.84
Espvida	Expectativa de vida em anos	74.27	1.484	70.85	77.17
Fectot	Taxa de fecundidade	2.045	0.330	1.350	2.850
Testud	Anos de estudo	9.493	0.685	7.400	11.05
Gini	Índice de Gini	0.482	0.0572	0.380	0.680
Rendapc	Renda <i>per capita</i>	608.7	264.6	241.1	1,867
Pformal	Percentual de emprego formal	56.94	11.43	32.25	76.32
Penerg	Percentual de domicílios com acesso à energia elétrica	99.58	0.761	96.06	100
Aesgo	Percentual de domicílios com acesso à água tratada e esgoto	4.732	6.800	0	41.54
Pmasc	Proporção de homens de 20 a 29 anos na população	0.0909	0.0107	0.0668	0.148
Pop	População	168280.8	337626	3232	1751907

Fonte: Elaborado pelos autores.

Para estimar o impacto do programa EFB sobre a taxa de criminalidade, usou-se a abordagem de Diferenças em Diferenças (DiD). Para tanto, foram selecionadas as cinco regiões metropolitanas onde o programa foi implementado, considerando como grupo de tratamento os municípios que receberam efetivamente a Força Nacional de Segurança e como grupo de controle os demais municípios que pertencem a região metropolitana, mas não foram contemplados pelo EFB.

Destaca-se que para se atribuir o efeito causal da política, o grupo de controle e o grupo de tratamento têm de ser parecidos em relação à tendência de criminalidade ao longo do tempo. Como os municípios tanto do grupo de tratamento quanto do grupo de controle pertencem às regiões metropolitanas dos seus respectivos estados, pode-se afirmar que existe certa homogeneidade entre os grupos, uma vez que estes municípios precisam ter algumas características em comum para poderem fazer parte de uma região metropolitana.⁸ Sendo assim, o grupo de controle parece ser um bom contrafactual para o grupo de tratamento.

⁸ http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/lei/113089.htm

4. Resultados

4.1 Efeito Direto do Programa EFB

Os resultados da estimação do modelo de DiD apresentado na equação (1) encontram-se na Tabela 2. Como pode ser observado, o impacto do EFB sobre a taxa de homicídios é negativo e estatisticamente significativo ao nível de 5% independente da especificação do modelo. Na coluna (1), o modelo de DiD foi estimado sem a adição das variáveis de controle variantes no tempo. Na coluna (2) foram adicionadas covariáveis e, na coluna (3), também foram incluídos efeitos fixos de mês por ano. Em todas as especificações do modelo DiD, a magnitude do efeito causal do EFB sobre os homicídios foi da ordem de 0.107, indicando que a presença da Força Nacional de Segurança Pública nas cidades tratadas reduziu a taxa de homicídios em 10.7%.

Tabela 2. Resultados das estimações do modelo de Diferenças em Diferenças

Variáveis Independentes	Variável Dependente: <i>lntxhomi</i>		
	DID1	DID2	DID3
	(1)	(2)	(3)
EFB	-0.1073* (0.047)	-0.1073* (0.047)	-0.1074* (0.048)
Controles Socioecon	Não	Sim	Sim
E.F. Mês	Sim	Sim	Não
E.F. Ano	Sim	Sim	Não
E.F. Cidade	Sim	Sim	Sim
E.F. Mês*Ano	Não	Não	Sim
R2	0.3277	0.3277	0.3359
Observações	4134	4134	4134

Nota: [i] Erro-padrão robusto entre parênteses; [ii] E. F.=Efeitos Fixos; [iii] Mês*Ano = Interação entre as variáveis Mês e Ano; [iv] * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Na Tabela 3 são apresentados os resultados da estimação da equação (2). Verificou-se se houve efeitos antecipatórios do EFB por parte dos agentes (*leads*), indicando, assim, que o programa teve efeito sobre os homicídios nas cidades tratadas ainda antes da sua implementação. Esses efeitos estão representados pelas variáveis EFB_1 e EFB_2 que simularam a implementação da política 12 meses e 24 meses antes, respectivamente. Também foi testado se o programa continuou a impactar os homicídios nas cidades tratadas mesmo após o fim de sua implementação, indicando um efeito defasado da política (*lags*) representado pela variável EFB1 que simulou o efeito do programa um mês após seu término. Os períodos para o teste *leads* e *lags* foram definidos de acordo com a disponibilidade de dados. Os resultados obtidos indicam que o EFB só teve efeito durante o período em que foi efetivamente implementado. Como pode ser observado, os coeficientes associados às variáveis EFB_1, EFB_2 e EFB1 não foram significantes estatisticamente ao nível de 5%.

Tabela 3. Resultados das estimações do modelo de Diferenças em Diferenças com *leads e lags*

Variáveis Independentes	Variável Dependente: <i>lntxhomi</i>		
	DID1 (1)	DID2 (2)	DID3 (3)
EFB	-0.1029* (0.052)	-0.1029* (0.052)	-0.1031* (0.052)
EFB_1	0.0074 (0.060)	0.0074 (0.060)	0.0079 (0.060)
EFB_2	0.0776 (0.064)	0.0776 (0.064)	0.0774 (0.064)
EFB1	-0.2675 (0.140)	-0.2675 (0.140)	-0.2678 (0.141)
Controles Socioecon	Não	Sim	Sim
E.F. Mês	Sim	Sim	Não
E.F. Ano	Sim	Sim	Não
E.F. Cidade	Sim	Sim	Sim
E.F. Mês*Ano	Não	Não	Sim
R2	0.3277	0.3277	0.3359
Observações	4134	4134	4134

Nota: [i] Erro-padrão robusto entre parênteses; [ii] E. F.=Efeitos Fixos; [iii] Mês*Ano = Interação entre as variáveis Mês e Ano; [iv] * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

4.2 Robustez

Para testar a robustez dos resultados obtidos do impacto do EFB sobre a taxa de homicídios, realizou-se diferentes testes comumente usados na literatura de avaliação de impacto. O primeiro deles foi um teste de falsificação cujos os resultados estão na Tabela 4. Este teste consiste em considerar como variável dependente indicadores que não devem ter relação com a criação do programa (BARRETO; SILVEIRA NETO; CARAZZA, 2021; BIDERMAN; MELO; SCHNEIDER, 2010; CARAZZA; SILVEIRA NETO; EMANUEL, 2020). Portanto, espera-se que não existam impactos significantes do programa para este conjunto de variáveis. As variáveis escolhidas para o teste de falsificação foram as taxas de suicídio, taxas de morte por afogamento, taxas de morte acidentes de trânsito e as taxas de morte acidentes, exceto trânsito, por 100 mil habitantes.

Os resultados obtidos mostram que não houve impacto do programa EFB em nenhuma das variáveis dependentes usadas, indicando que não há efeitos do EFB em situações não associadas ao cometimento de crime.

Tabela 4. Resultados das estimações do modelo de Diferenças em Diferenças para o teste de falsificação

A	Variável Dependente: <i>lntxsuic</i>			Variável Dependente: <i>lntxafog</i>		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Variáveis Independentes	SUIC1	SUIC2	SUIC3	AFOG1	AFOG2	AFOG3
EFB	-0.0061 (0.005)	-0.0061 (0.005)	-0.0061 (0.005)	0.0016 (0.002)	0.0016 (0.002)	0.0016 (0.002)
B	Variável Dependente: <i>lntxacid</i>			Variável Dependente: <i>lntxotacid</i>		
Variáveis Independentes	ACID1	ACID2	ACID 3	OTACID1	OTACID2	OTACID3
EFB	0.0107 (0.022)	0.0107 (0.022)	0.0107 (0.022)	-0.0202 (0.030)	-0.0202 (0.030)	-0.0205 (0.030)
Controles Socioecon	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Sim
E.F. Mês	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não
E.F. Ano	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não
E.F. Cidade	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
E.F. Mês*Ano	Não	Não	Sim	Não	Não	Sim
(A) R2	0.0257	0.0257	0.0337	0.0224	0.0224	0.0300
(B) R2	0.1292	0.1292	0.1389	0.4541	0.4541	0.4589
Observações	4134	4134	4134	4134	4134	4134

Nota: [i] Erro-padrão robusto entre parênteses; [ii] E. F.=Efeitos Fixos; [iii] Mês*Ano = Interação entre as variáveis M e Ano; [iv] * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

No segundo teste foram analisados os efeitos indiretos do EFB em variáveis potencialmente relacionadas ao aumento do quantitativo policial. Embora não existam dados para testar o efeito direto do EFB sobre o consumo de drogas ilícitas, a literatura mostrou evidências de que a atuação policial tem efeito dissuasivo na atividade relacionada ao mercado de drogas ilícitas (DEANGELO, GITTINGS; ROSS, 2018; JORGENSEN, 2018).

Assim, foram avaliados os efeitos do EFB sobre o mercado de drogas ilícitas de forma indireta a partir de um teste de validação, onde foi testado o impacto do EFB sobre as mortes por overdose decorrentes do consumo de drogas. A hipótese assumida aqui é que o EFB tem um impacto negativo sobre o tráfico de drogas, reduzindo a compra e a venda de substâncias ilícitas nas cidades que receberam o programa. Os resultados deste teste estão na Tabela 5. Como pode ser observado, pode-se constatar que o EFB tem um impacto negativo da ordem de 0.24% sobre as taxas de morte por overdose nos municípios que receberam as tropas da Força Nacional de Segurança. Este resultado é estatisticamente significativo ao nível de 5% em todas as especificações propostas.

Tabela 5. Resultados das estimações do modelo de Diferenças em Diferenças para o teste de validação

Variáveis Independentes	Variável Dependente: <i>Intxover</i>		
	OVER1 (1)	OVER 2 (2)	OVER 3 (3)
EFB	-0.0024* (0.001)	-0.0024* (0.001)	-0.0024* (0.001)
Controles Socioecon	Não	Sim	Sim
E.F. Mês	Sim	Sim	Não
E.F. Ano	Sim	Sim	Não
E.F Cidade	Sim	Sim	Sim
E.F. Mês*Ano	Não	Não	Sim
R2	0.0227	0.0227	0.0318
Observações	4134	4134	4134

Nota: [i] Erro-padrão robusto entre parênteses; [ii] E. F.=Efeitos Fixos; [iii] Mês*Ano = Interação entre as variáveis Mês e Ano; [iv] * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

No terceiro teste, estimou-se o modelo básico de DiD a partir do pareamento utilizando escores de propensão com o objetivo de formar grupos de controles mais parecidos com o grupo tratado com base em características observáveis (CARAZZA; SILVEIRA NETO; EMANUEL, 2020). Por fim, o modelo foi estimado excluindo-se da amostra as capitais dos estados que faziam parte do grupo de controle sob a hipótese de que o tratamento pode ser correlacionado com a proximidade entre a cidade tratada e a capital. Os resultados de ambos os testes estão na Tabela 6. Nas colunas (1) a (3) tem-se os resultados do modelo DiD a partir do *Propensity Score Matching*, e nas colunas (4) a (6), têm-se os resultados sem as capitais na amostra. Em todas as especificações, o impacto do EFB sobre a taxa de homicídios se mostrou negativo e significativo ao nível de 5%, ficando sua magnitude próxima de 11%.

Tabela 6. Resultados das estimações do modelo de Diferenças em Diferenças com PSM e sem Capitais

Variáveis Independentes	Variável Dependente: <i>Intxhom</i>					
	<i>Propensity Score Matching</i>			Capitais Excluídas		
	(1) PSM1	(2) PSM2	(3) PSM3	(4) CAP1	(5) CAP2	(6) CAP3
EFB	-0.1066* (0.054)	-0.1071* (0.053)	- 0.1072* (0.053)	-0.1097* (0.048)	-0.1097* (0.048)	-0.1098* (0.049)
Controles Socioecon	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Sim
E.F. Mês	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não
E.F. Ano	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não
E.F Cidade	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Mês*Ano	Não	Não	Sim	Não	Não	Sim

R2	0.0370	0.2485	0.2568	0.3238	0.3238	0.3325
Observações	4134	4134	4134	3922	3922	3922

Nota: [i] Erro-padrão robusto entre parênteses; [ii] E. F.=Efeitos Fixos; [iii] Mês*Ano = Interação entre as variáveis Mês e Ano; [iv] * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

4.3 Efeitos Indiretos do Programa EFB

Os resultados da estimação da equação (3) são apresentados na Tabela 7. Na coluna (1), têm os resultados do modelo espacial com o uso da matriz de ponderação espacial binária, porém sem a adição das defasagens espaciais das variáveis independentes. Na coluna (2), foram incluídas as defasagens espaciais das covariáveis. Já nas colunas (3) e (4), foram utilizadas as matrizes de 2 vizinhos e 4 vizinhos mais próximos como forma de dar maior robustez aos resultados obtidos, uma vez que a escolha da matriz de pesos espaciais se dá de forma *ad hoc* em diversas aplicações (GIBBONS; OVERMAN; PATACCHINI, 2015). Neste teste, optou-se por estimar apenas o modelo SLX, que utiliza apenas o *lag* espacial das variáveis independentes como variáveis de controle, para se evitar os problemas de endogeneidade que decorrem da inclusão do *lag* espacial da variável dependente como nos modelos *Spatial Autorregressive Model* (SAR) e no *Spatial Durbin Model* (SDM) (LIMA; BARBOSA, 2018; GIBBONS; OVERMAN, 2012).

Em todos os modelos estimados, o impacto do programa EFB sobre a taxa de homicídios é negativo e significativo estatisticamente, indicando que cidades que receberam o EFB tiveram redução na taxa de homicídios da ordem de 14%. Em todos os modelos estimados também foi possível verificar o efeito *spillover* da política, indicando que além do efeito direto sobre os municípios do grupo tratado, a política teve efeitos indiretos sobre os municípios vizinhos do grupo de controle. A magnitude dos efeitos indiretos está compreendida no intervalo entre -1.88% e -3.55%, indicando que o EFB causou uma redução da taxa de homicídios nas cidades vizinhas às cidades tratadas. Estes valores foram calculados a partir do produto entre o coeficiente do efeito *spillover* (λ) e o percentual de tratados na vizinhança em conformidade com Delgado e Florax (2015).

Chagas, Azzoni e Almeida (2016) destacam que o impacto indireto da política que está sendo avaliada é mensurado tanto para unidades tratadas quanto para as não tratadas, uma vez que a metodologia proposta por Delgado e Florax (2015) não leva em conta o efeito *spillover* do tratamento de forma segregada para tratados e para não tratados. Nesse caso, dever-se-ia estimar o modelo espacial considerando dois tipos de interação do tratamento no espaço: considerar o efeito *spillover* do tratamento sobre os tratados (através de uma Matriz espacial do tipo $W_{T,T}$) e considerar o efeito *spillover* do tratamento sobre os não tratados (através de uma Matriz espacial do tipo $W_{T,NT}$), pois o efeito local do tratamento pode atingir unidades tratadas e/ou não tratadas localizadas na vizinhança de uma unidade tratada. É oportuno destacar que os resultados estimados a partir da equação (3) são válidos para mensurar o efeito indireto do tratamento, uma vez que na amostra utilizada nesta pesquisa, só existe uma unidade tratada por região metropolitana. Sendo assim, só há efeito *spillover* do tratamento sobre unidades não tratadas dado que não há outra cidade tratada na vizinhança de uma cidade que recebeu o tratamento.

Tabela 7. Resultados das estimações do modelo de Diferenças em Diferenças com variáveis espaciais

Variáveis Independentes	Variável Dependente: <i>lntxhom</i>			
	(1) SLX1	(2) SLX2	(3) SLX3	(4) SLX4
	(0.183)	(0.270)	(0.406)	(0.227)
EFB	-0.1459**	-0.1459**	-0.1276**	-0.1403**
	(0.052)	(0.052)	(0.049)	(0.052)
WEFB	-0.3967*	-0.3967*	-0.3317**	-0.4492*
	(0.164)	(0.164)	(0.109)	(0.179)
% Tratados	9.11%	9.11%	5.72%	6.88%
<i>Efeito Spillover</i>	-3.55%	-3.55%	-1.88%	-3.02%
Controles Socioecon	Sim	Sim	Sim	Sim
Controles Espaciais	Não	Sim	Sim	Sim
E.F. Mês	Sim	Sim	Não	Sim
E.F. Ano	Sim	Sim	Não	Sim
E.F Cidade	Sim	Sim	Sim	Sim
Matriz Espacial	Binária	Binária	2 Vizinhos	4 Vizinhos
R2	0.3285	0.3285	0.3285	0.3284
Observações	4134	4134	4134	4134

Nota: [i] Erro-padrão robusto entre parênteses; [ii] E. F.=Efeitos Fixos; [iii] Mês*Ano = Interação entre variáveis Mês e Ano; [iv] * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

5. Considerações Finais

Este trabalho teve como objetivo avaliar o programa de política pública de combate a criminalidade violenta denominado *Em Frente, Brasil*. O EFB foi um programa desenvolvido e implementado pelo Governo Federal em cinco cidades brasileiras, uma em cada região do Brasil, e consistiu no envio da Força Nacional de Segurança Pública para reforçar o policiamento ostensivo e atuar no combate à criminalidade nas cidades escolhidas para receber o programa.

Todas as cidades escolhidas para receber as tropas da Força Nacional de Segurança ficam localizadas nas regiões metropolitanas dos estados a que pertencem. Desta forma, foi possível formar grupos de controle e tratamento com características parecidas para que fosse possível mensurar o efeito causal do EFB sobre a criminalidade das cidades contempladas pelo programa através da estimação de um modelo de diferenças em diferenças.

A *proxy* escolhida para a criminalidade foi a taxa de homicídios por 100 mil habitantes no período de janeiro de 2017 a abril de 2021. Assim, após a estimação do modelo básico de DiD, os resultados mostraram que o EFB teve um impacto negativo e estatisticamente significativo sobre as taxas de homicídios das cidades tratadas. No modelo básico a redução das taxas de homicídios causadas pelo EFB foi de 10.7%.

Para garantir a robustez dos resultados obtidos, foram propostos diferentes testes de robustez comumente utilizados na literatura de avaliação de impacto. O primeiro deles foi um teste placebo, onde considerou-se a possibilidade de haver efeitos antecipatórios do programa

por parte dos agentes. Desta forma, foram consideradas a implementação do EFB 12 e 24 meses anteriores ao verdadeiro período de implementação. Também considerou-se haver efeito defasado do EFB (ou persistente) no caso de o efeito do programa durar além de seu período de vigência. Em ambos os casos, os resultados obtidos nesses testes não foram estatisticamente significativos, indicando que não houve efeitos antecipatórios nem efeitos defasados do EFB.

O segundo foi um teste de falsificação, onde foram utilizadas outras taxas de morte não relacionadas diretamente à atividade criminosa e, portanto, que não tem nenhuma relação com o programa EFB. Não foram encontradas nenhuma relação entre o EFB e as taxas de mortes citadas. O terceiro foi um teste de validação, onde buscou-se mensurar de forma indireta o impacto do EFB com o tráfico de drogas e entorpecentes. Os resultados indicaram que o EFB teve um impacto negativo de 0.24% nas taxas de morte por overdose.

O terceiro teste consistiu na estimação dos modelos a partir do pareamento, estimando um escore de propensão, a partir das características observáveis dos municípios para que fosse possível selecionar um grupo de controle que corresponda ao grupo de tratados na ausência de tratamento, sendo, desta forma, considerado um bom contrafactual. Por fim, foram excluídas as capitais do grupo de controle sob a hipótese de que sua proximidade com as cidades tratadas poderia ter influenciado a escolha do tratamento. Em ambos os testes, os resultados não diferiram aos encontrados na estimação do modelo DiD básico.

Adicionalmente, em consonância com a literatura recente, considerou-se a hipótese de que poderiam existir efeitos *spillovers* do programa, impactando de forma indireta as cidades não tratadas vizinhas àquelas que receberam as tropas da Força Nacional de Segurança. Assim, utilizou-se a abordagem da econometria espacial para se estimar o modelo DiD. Os resultados mostraram que houve efeito *spillover* do EFB sobre as unidades não tratadas, indicando um impacto negativo do EFB sobre as taxas de criminalidade dos municípios vizinhos àquele tratado. Desta forma, o efeito final da política pode ser decomposto em efeito direto e efeito indireto, onde o efeito direto é o efeito do tratamento sobre os tratados que foi de 14% e o efeito indireto que, no caso desta pesquisa, é o efeito do tratamento sobre as unidades não tratadas de 3.5%. Sendo assim, pode-se considerar o efeito total do EFB sobre a taxa de homicídios da ordem de 17.3%.

Este trabalho buscou contribuir para a literatura ao avaliar o impacto de uma variação exógena do policiamento nas cidades brasileiras a partir da implementação de EFB pelo Governo Federal que tinha o tema da segurança pública como uma de suas pautas de campanha quando das eleições presidenciais de 2018. Um ano após a implementação do EFB o Governo Federal fez uma avaliação do impacto do EFB sobre as taxas de homicídios nas cidades que receberam o programa e concluiu que houve uma redução de 53%. Porém a magnitude do efeito total causal do EFB sobre as taxas de homicídios de aproximadamente 17% obtida nesta pesquisa é bem diferente dos 53% de redução da taxa de homicídios (diferenças simples da quantidade de crimes pré e pós programa) nas cidades que receberam o EFB e que o Governo Federal atribuiu ao programa. A estimativa de redução de 53% das taxas de homicídio não pode ser atribuída ao EFB de forma isolada, pois durante o período de vigência do programa diversos fatores podem ter influenciado as taxas de criminalidade.

Referências

- Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2008). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctvc4j72>.
- Barreto, Y.; Silveira Neto, R.; Carazza, L. (2020). Uber and traffic safety: Evidence from Brazilian cities. *Journal of Urban Economics*. Volume 123, May 2021, 103347. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2021.103347>
- Becker, Gary (1968). "Crime and Punishment: An Economic Approach." *Journal of Political Economy*, 76, 175–209.
- Bertrand, M., Duflo, E., & Mullainathan, S. (2004). How much should we trust difference-in-differences estimates? *Quarterly Journal of Economics*, 119, 249–275. <https://doi.org/10.1162/003355304772839588>.
- Biderman, C., De Mello, J. M., & Schneider, A. (2010). Dry laws & homicides: Evidence from the São Paulo metropolitan area. *The Economic Journal*, 120(543), 157–182. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2009.02299.x>
- Bindler, B.; Hjalmarsson, R. (2021). The impact of the first professional police forces on crime. *Journal of the European Economic Association*, Volume 19, Issue 6, pages 3063–3103. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvab011>
- Blattman, C.; Green, D.; Ortega, D.; Tobón, S. (2021). Place-Based Interventions at Scale: The Direct and Spillover Effects of Policing and City Services on Crime. *Journal of the European Economic Association*, Volume 19, Issue 4, pages 2022–2051, <https://doi.org/10.1093/jeea/jvab002>
- Bourguignon, F.; Nuñez, J.; Sanchez, F. (2003) A structural model of crime and inequality in Colombia *Journal of the European Economic Association* April–May 2003 1(2–3):440–449.
- Carazza, L.; Silveira Neto, R.; Emanuel, L. (2020) Juvenile curfew and crime reduction: Evidence from Brazil. *Papers in Regional Science*, Volume100, Issue2, Pages 561-579. <https://doi.org/10.1111/pirs.12573>.
- Chalfin, A., McCrary, J. (2018). Are U.S. cities underpoliced?: theory and evidence. *Rev. Econ. Stat.* 1–55.
- Chagas, A., Azzoni, C., & Almeida, A. (2016). A spatial difference-in-differences analysis of the impact of sugarcane production on respiratory diseases. *Regional Science and Urban Economics*, 59, 24–36.
- Chioda, L.; Mello, J. M.; Soares, R. R. (2016). Spillovers from conditional cash transfer programs: Bolsa Família and crime in urban Brazil. *Economics of Education Review*, 54, 306–320. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2015.04.005>
- DeAngelo, G.; Gittings, R.; Ross, A. (2018). Police Incentives, Policy Spillovers, and the Enforcement of Drug Crimes. *Revw Law Econ*. <https://doi.org/10.1515/rle-2016-0033>.
- Delgado, M., & Florax, R. (2015). Difference-in-differences techniques for spatial data: local autocorrelation and spatial interaction. *Economics Letters*, 137, 123–126.
- Di Tella, R., & Schargrodsky, E. (2004). Do police reduce crime? Estimates using the allocation of police forces after a terrorist attack. *American Economic Review*, 94(1), 115–133. <https://doi.org/10.1257/000282804322970733>

Dix-Carneiro, R.; Soares, R.; Ulyssea, G. (2018). Economic Shocks and Crime: Evidence from the Brazilian Trade Liberalization. *American Economic Journal: Applied Economics* 2018, 10(4): 158–195. <https://doi.org/10.1257/app.20170080>

Evans, W.N.; Owens, E.G., 2007. COPS and crime. *J. Public Econ.* 91 (1), 181–201.

Gibbons, S.; Overman, H. (2012). Mostly pointless spatial econometrics? *Journal of Regional Science*, 52(2), 172–191.

Halleck Vega, S.; Elhorst, J. P. (2015). The SLX Model. *Journal of Regional Science*, 55(3), 339–363.

Jorgensen, C. (2018). Badges and Bongs: Police Officers' Attitudes Toward Drugs SAGE Open October-December 2018: 1–17. <https://doi.org/10.1177/2158244018805357>

Levitt, S. D. (2002). Using electoral cycles in police hiring to estimate the effects of police on crime: Reply. *American Economic Review*, 92(4), 1244–1250. <https://doi.org/10.1257/00028280260344777>

Lin, M.-J., 2009. More police, less crime: evidence from US state data. *Int. Rev. Law Econ.* 29 (2), 73–80. <https://doi.org/10.1016/j.irl.2008.12.003>

Machin, S., Marie, O. (2011). Crime and police resources: the street crime initiative. *J. Eur. Econ. Assoc.* 9 (4), 678–701. (March).

MacDonald J, Fagan J, Geller A (2016) The Effects of Local Police Surges on Crime and Arrests in New York City. *PLoS ONE* 11(6): e0157223. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0157223>

Mello, S. (2019) More COPS, less crime. *Journal of Public Economics* 172 (2019) 174–200.

Menezes, T., Silveira-Neto, R., Monteiro, C., & Ratton, J. L. (2013). Spatial correlation between homicide rates and inequality: Evidence from urban neighborhoods. *Economics Letters*, 120(1), 97–99. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2013.03.040>

Soares, R. (2004) Development, crime and punishment: accounting for the international differences in crime rates. *Journal of Development Economics*, 73 (2004), 155–184.