

# SPILOVER ESPACIAL DA CRIMINALIDADE: UMA APLICAÇÃO DE PAINEL ESPACIAL, PARA OS ESTADOS BRASILEIROS

CARLOS FREDERICO A. UCHÔA AND TATIANE ALMEIDA DE MENEZES

**RESUMO.** O Brasil tem observado um importante desenvolvimento social nas últimas décadas. Entretanto, a criminalidade ainda consiste em um dos grandes desafios desta geração. O objetivo deste artigo consiste em ressaltar o papel das características socioeconômicas, institucionais e de localização na determinação das taxas de homicídio nos estados brasileiros. O trabalho consiste na estimação de um painel especial dos estados brasileiros entre 2005 e 2009, onde a fonte de dados são oriundos do Ministério da Justiça e do IBGE. O cálculo dos efeitos diretos, indiretos e totais sugerem que aumento (redução) na criminalidade em um estado tem efeitos positivos na dos vizinhos. Outros resultados indicam que características socioeconômicas como desigualdade e desemprego, assim como a impunidade e densidade populacional são as variáveis mais importantes para explicar o comportamento das taxas de homicídio entre os estados brasileiros.

## 1. INTRODUÇÃO

Vários pesquisadores, das mais variadas áreas do conhecimento, têm se debruçado sobre a tarefa de tentar entender quais são as causas e como deveria ser tratado o problema da criminalidade e/ou violência no Brasil. [Resende et al. \(2007\)](#) observam que a discussão sobre os condicionantes da criminalidade tem tomado proporções cada vez maiores. Atualmente a violência tem sido apontada como um dos grandes entraves ao desenvolvimento econômico e social. Não só pelos custos financeiros a elas associados, mas ainda mais importante devido às milhares vidas que são perdidas.

Quase sempre, o tema é abordado sob a ótica do fenômeno social, intimamente relacionado a uma estrutura social desigual e injusta. É comum atribuir à omissão do poder público, à falta de oportunidade, às desigualdades e a outros fatores socioeconômicos, os altos índices de violência que assolam o país nas últimas décadas. Contudo, a recente melhoria das condições econômicas, o aumento do padrão de vida da população mais pobre e consequente redução da desigualdade parecem não impactar a violência de forma positiva. Ao contrário, em determinadas regiões, os indicadores da violência aumentaram exponencialmente.

Além desses fatores, a criminalidade é favorecida pela tolerância cultural aos desvios sociais; o senso comum perdoa a ação criminosa por entender ser esta a única opção de alguém desesperado. Somando a isto a patente deficiência das instituições de controle social (polícia ineficiente, legislação criminal defasada, estrutura e processos judiciais lentos e obsoletos resultantes em impunidade, sistema prisional caótico, etc) resulta um poder inibitório do sistema de justiça criminal quase nulo ([Beato Filho, 1999](#)).

Para a economia o comportamento criminoso pode ser entendido como resultado de uma escolha racional. Para [Becker \(1968\)](#) as razões que levam um agente a optar pela ilicitude podem ser devidamente explicadas por meio da escolha. Ao ponderar sobre a prática de um ato criminoso o agente avalia se o valor da recompensa se sobrepõe ao risco de punição, comparando o valor esperado dessa loteria com a renda que ele obterá numa atividade lícita. O crime decorre do resultado da interação de três fatores: o custo moral da ação criminosa, a chance de punição e os incentivos econômicos dos indivíduos envolvidos nesta ação.

No Brasil, diversos autores estudaram os determinantes da criminalidade, mostrando que existe uma forte associação com algumas variáveis socioeconômicas. Para [Andrade & Lisboa \(2000\)](#), por exemplo, há uma relação negativa entre salário real e taxa de homicídios para a população mais jovem e uma relação negativa entre desemprego e violência. Os autores apontam ainda para uma

inércia criminal, efeito que se dá pela tendência que gerações com maior incidência de homicídios na juventude em perpetuar maiores chances de vitimização no futuro.

Araújo Jr & Fajnzylber (2001), ao investigar os determinantes econômicos e demográficos das taxas de homicídios nos estados da Federação entre os anos de 1981 e 1996, argumentam que o ciclo de vida dos homicídios tem característica própria e picos ocorrendo a cada dois anos. Na análise dos determinantes, os autores encontraram resultados diferenciados no modelo econômico, em função da faixa etária dos indivíduos, sendo as taxas de desigualdade, o nível de renda e o desemprego os fatores mais relevantes para explicar a violência.

É possível ainda encontrar diversos outros trabalhos dedicados a investigar os determinantes da violência no Brasil, entre os quais Cerqueira & Lobão (2004), Lima et al. (2005), Oliveira (2005), Resende & Andrade (2011), Hartung & Pessoa (2007), etc. Uma revisão mais cuidadosa da literatura sobre o tema pode ser encontrada em Nóbrega Jr & Zaverucha (2010).

Esse artigo tem por objetivo colaborar com o tema evidenciando os determinantes da violência no Brasil, através de uma análise sobre os determinantes da criminalidade. Na seção seguinte é feita uma breve exposição sobre as principais correntes teóricas que procuram entender os condicionantes da violência. A terceira seção apresenta os dados utilizados na investigação sobre a efetividade desses fatores. A quarta seção descreve o método de investigação utilizado nesse estudo. A seção seguinte apresenta as estimativas obtidas para o impacto de cada uma das variáveis sobre a criminalidade. Por fim são feitas algumas considerações finais.

## 2. CONDICIONANTES DA VIOLÊNCIA

A violência no Brasil, observada nos índices de eventos letais, tem contornos estarrecedores, seja pelo número absoluto de homicídios (cerca de 50 mil a cada ano), seja pelo número de mortes para cada 100 mil habitantes. A magnitude e intensidade desses números só são comparáveis com as taxas observadas em países em guerra. Por essas e outras razões, a violência é um dos problemas sociais que mais mobilizam a opinião pública.

Nos últimos trinta anos a violência matou 1,1 milhão de pessoas. A taxa de homicídios que era de 11,7 para cada 100 mil habitantes em 1980 saltou para 26,2 em 2010. As taxas de mortes por causas violentas estão entre as mais altas das Américas, caracterizadas por uma tendência de crescimento que vem se acentuando nos últimos anos.

Ao investigar as razões que estão por trás das altas taxas de mortes violentas torna-se imperativo avaliar os determinantes sociais, culturais e estruturais desse fenômeno. A importância dessa investigação reside no fato de que ao responder tal questionamento é possível, como consequência, identificar os responsáveis por sua resolução. Uma variedade de teorias divergem sobre as causas e soluções da violência e, por conseguinte, das instituições encarregadas de implementá-las (Gusfield, 1984).

Uma vez identificado o fato causador do crime seria possível debelar este problema através da política pública apropriada. No Brasil as ideias acerca do tratamento adequado a questão se divide entre dois polos distintos. Um destes é baseado na ideia da reforma social e vê a criminalidade como um problema de cunho eminentemente social que, portanto, deve ser tratado preventivamente através de políticas públicas voltadas à erradicação de suas causas, quais sejam: as mazelas sociais. A segunda corrente prega a dissuasão individual como forma de combater a criminalidade atribuindo o problema à falta de política de segurança pública adequada que desestimule a ação criminosa.

A teoria da Reforma Social entende que o crime é o resultado de um conjunto de fatores sociais e econômicos que apartam uma parcela da sociedade do acesso aos meios e oportunidades. Como consequência desta segregação haveria uma deterioração das condições de vida e do acesso a oportunidades trabalho, bens e serviços bem como uma má socialização desses indivíduos, resultado da privação do acesso aos meios legais de sustento. Por conseguinte, a solução do problema, passaria não só por mudanças sociais, mas também reformas individuais voltadas a reeducar e ressocializar criminosos para o convívio em sociedade. Complementarmente, políticas de geração de empregos e de combate à fome e à miséria seriam necessárias para minimizar os efeitos mais imediatos da hipossuficiência. Às parcelas da população propensas ao crime seriam dedicados programas de educação

através da prática de esportes, ensino profissionalizante e cultura para então, somente em último caso, reformar através do trabalho e da reeducação nas prisões.

Esse é discurso mais amplamente aceito. A criminalidade estaria inevitavelmente ligada às péssimas condições sociais e à marginalidade dos centros urbanos. Outras vezes atribui a culpa aos processos migratórios e desigualdade social. Como bem observam [Beato Filho \(1999\)](#), “este é o argumento da contaminação dos valores das pessoas pela necessidade mais premente da sobrevivência a qualquer custo” que [Felson \(1994\)](#) denomina de “falácia da pestilência”.

Por este raciocínio a pobreza, a desigualdade e a miséria são os responsáveis pela insegurança e instabilidade social. Como consequência tais mazelas sociais deveriam ser erradicadas para cessar produção destes resultados indesejáveis. Seja como for este tipo de argumento não encontra respaldo numa simples observação da realidade. Por exemplo, a criminalidade e a violência não se correlacionam com o crescimento econômico e a melhora na distribuição de renda no Brasil dos anos recentes. A esse respeito [Wilson \(1983\)](#) observa que o crescimento da criminalidade observado nos anos 60 coincide justamente com um período de grandes investimentos em políticas assistenciais.

É igualmente forte a crença de que a criminalidade só prospera quando encontra condições ideais de florescimento, particularmente, num ambiente de desrespeito a normas sociais. Por este raciocínio, a solução do problema da criminalidade requer um conjunto de medidas voltadas a uma atuação mais decisiva do Poder Judiciário e das instâncias de controle social. É neste princípio que norteia o outro extremo das teorias que tratam da criminalidade, a teoria da dissuasão. Seus defensores advogam que o problema da criminalidade deve ser tratado primordialmente através do sistema de Justiça Criminal. Isto significa dispor de uma legislação adequada, uma polícia eficiente e um sistema prisional que comporte todos os delinquentes. Se todos esses fatores funcionarem a contento então a criminalidade deve ser reduzida.

Não raro isto implica em legislações mais duras e maior policiamento ostensivo, de forma tal que as punições aos infratores sejam não só certas, mas rápidas e severas. Os mais ferrenhos defensores desta teoria não descartam qualquer meio de dissuadir a pretensão criminosa, lançando mão de qualquer ferramenta a disposição do Estado. A dissuasão pode se dar, por exemplo, através da pena de morte que não seria mera prática de vingança institucionalizada, mas uma advertência àqueles que estão ponderando sobre o cometimento de um ato criminoso. A questão fundamental na teoria da dissuasão não é a repressão em si, mas o aumento no custo do crime que o torna menos vantajoso.

Para que os efeitos da teoria da dissuasão possam ser plenamente observados é necessário ainda que haja uma atuação preventiva da polícia ao invés de apenas reagir. No âmbito da atuação policial, no entanto, o quadro é desalentador. Além disso, a Justiça brasileira encontra-se abarrotada de processos que protelam a punição quase *ad aeternum*. Não obstante, essa lentidão é agravada pela legislação brasileira que é uma infundável teia de recursos protelatórios. Outro ponto a ser notado é que não existem evidências empíricas da relação entre um maior o número de policiais a um menor o número de crimes. Tanto a ação da polícia quanto do Judiciário parecem não afetar o comportamento das taxas de criminalidade como indicam algumas observações empíricas ([Coelho, 1988](#)).

Mesmo em países como os Estados Unidos, o efeito dissuasório da polícia e da Justiça tem sido posto em questão. A este respeito [Sampson & Lauritsen \(1994\)](#) observam que entre 1975 e 1989, a população carcerária e a média do tempo das penas triplicaram naquele país sem impacto significativo sobre as taxas de criminalidade. Outro exemplo a ser citado é o fato de que em países como China e Índia (com cerca de 120 e 130 policiais para cada 100.000 habitantes, respectivamente), a taxa de homicídios (2,36 e 2,82 por 100 mil habitantes, respectivamente) são muito menores do que as verificadas em outros países que possuem maior contingente policial. Os Estados Unidos, por exemplo, que tem uma das mais altas taxas de população prisional tem, ao mesmo tempo, uma das mais altas taxas de criminalidade violenta.

A despeito dos discursos inflamados essas teorias não precisam ser antagônicas ou excludentes. Em particular, no Brasil, ambas parecem se complementar para a solução da violência. A partir desta observação este artigo pretende contribuir para o debate deste tema avaliando alguns dos fatores apontados por ambas as teorias como fundamentais para diminuição das altas taxas de homicídios.

### 3. DADOS

A base de dados é constituída de observações das variáveis de interesse para os 27 estados brasileiros entre os anos de 2005 e 2009, o que perfaz um total de 135 observações. Esses limites são dados pela disponibilidade dessas informações. Neste artigo, a escolha adequada recaiu, necessariamente, sobre uma base de dados com maior agregação. Isto porque, ao contrario de países como os Estados Unidos onde a estrutura de segurança pública é municipalizada, no Brasil essa mesma estrutura é estadual, o que faz com que as observações sobre o *enforcement* (contingente policial) esteja disponível apenas para no nível aqui considerado. Da mesma maneira dados sobre a população carcerária e os gastos com a segurança pública só fazem sentido se analisados no nível estadual.

Estudos que tratam do tema em tela, em geral, se utilizam de dados mais desagregados, buscando analisar os determinantes da criminalidade através dos fatores determinantes do comportamento criminoso. A maioria das investigações são feitas com dados municipais pois, quando se considera a existência de efeitos espaciais, é mais plausível considerar que essa dependência ocorra em níveis mais desagregados, tais como bairros, cidades, etc.

Uma pergunta que decorre naturalmente da escolha do nível de agregação dos dados é sobre a necessidade de se considerar a existência de efeitos espaciais. Esta indagação pode ser respondida de duas maneiras. A primeira delas é através de testes estatísticos destinados a averiguar a presença desses efeitos. Como será mostrado adiante, os testes permitem concluir pela existência de dependência espacial. A segunda razão pela qual pode-se explicar a existência de efeitos espaciais é o fenômeno da migração interestadual da criminalidade.

A partir de 2004 observa-se um processo contínuo de interiorização e disseminação da violência por todo o país, notadamente nas regiões norte e nordeste. *Waiselfisz (2011)* observa que a partir de finais da década de 90 as grandes metrópoles deixaram de ser os principais polos de violência. As cidades do interior, capitais fora do eixo grandes metrópoles e cidades de médio porte passaram conviver com níveis cada vez maiores de violência, que ali encontrou um terreno fértil.

O espalhamento da violência homicida para pontos do território nacional até pouco atrás considerados tranquilos tem como contrapartida uma queda nas taxas de homicídios dos grandes centros tradicionalmente mais violentos. Como consequência, mesmo sem grandes mudanças nas estatísticas nacionais, há uma reconfiguração na distribuição interna que faz com que os níveis de violência se realoquem entre as diversas áreas do país. Esse deslocamento da violência se dá na direção de locais com menor presença do Estado onde os governos, aos quais cabe constitucionalmente estabelecer e executar as políticas de segurança pública, não conseguem conter o surto de violência.

O crime organizado, principalmente aquele relacionado ao tráfico de drogas, tem ampliado sua área de atuação na busca de novos mercados consumidores. Ao mesmo tempo o aumento da repressão nos grandes centros (notadamente no Rio de Janeiro e em São Paulo) força a ida do crime organizado na direção de áreas do país antes calmas e pacíficas, que viram seus índices de violência aumentar vertiginosamente nos últimos anos. Uma análise das estatísticas do Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM) mostra que entre 2005 e 2009 a taxa de homicídios na Bahia aumentou em 79%. No mesmo período o estado do Rio de Janeiro registrou uma queda de 43% no mesmo índice. Neste sentido, é plausível considerar uma interdependência entre as taxas de óbitos violentos observadas nos Estados.

A variável a ser explicada é taxa de homicídios (identificada por *homic*) que pode ser vista como uma *proxy* para os índices de criminalidade. Os dados originais são provenientes do SIM-DATASUS<sup>1</sup> e correspondem ao número de mortes por agressões, intervenções legais e operações de guerra por 100.000 habitantes. Alguns autores preferem empregar a taxa de homicídios na população jovem (de 15 a 29 anos) por ser esta a faixa de idade que é mais vitimada por mortes deste tipo e estão mais relacionadas com a criminalidade. Neste artigo foi empregada a taxa observada para toda a população em função do entendimento que a violência acaba atingindo a todos invariavelmente<sup>2</sup>.

<sup>1</sup>[www.datasus.gov.br](http://www.datasus.gov.br)

<sup>2</sup>A substituição pela taxa de homicídios entre jovens resulta em conclusões idênticas as reportadas adiante.

As variáveis explicativas consideradas procuram refletir os fatores condicionantes da violência homicida, tidos como foco de atuação do poder público para a redução desses índices. Neste sentido, foram incluídas variáveis que representam as condições socioeconômicas, demográficas e do sistema de segurança pública.

A impunidade deveria ser medida como a probabilidade do criminoso de homicídio em evitar a punição. Dado que não é possível construir tal variável foi criada uma *proxy* para medir o grau de impunidade semelhante ao índice empregado por Nadanovsky et al. (2009). A variável construída usa a soma do número de homicídios ocorridos entre 12 e 2 anos anteriores ao ano de referência, dividido pelo número de presos no sistema penitenciário no ano base. O homicídio é um delito grave que deveria ser solucionado e julgado com brevidade. Portanto, um lapso de tempo de dois anos entre o fato e a prisão deveria ser tempo suficiente para que a prisão ocorresse. Outrossim, caso a condenação e encarceramento não ocorra após doze anos do fato, pouquíssimas são as chances de que elas ainda sobrevenham.

Todos os homicidas que não estão presos no ano e Estado de referência contribuem para constituir um componente de impunidade de tal modo que Estados brasileiros com maior número de prisões por homicídio apresentam índice de impunidade menor. Desnecessário repetir as observações de Nadanovsky et al. (2009) acerca da arbitrariedade deste índice. No entanto, o intuito não é de avaliar a probabilidade de sucesso no crime ou a dissuasão causada pelo encarceramento, mas avaliar se a impunidade, de algum modo, influencia a violência. De qualquer modo, pode-se argumentar que a prisão reduz a criminalidade através da redução do número de criminosos à solta e da sinalização dada aos pretendentes sobre as consequências de suas ações.

Embora vários estudos anteriores tenham usado as taxas de prisioneiros (proporção da população na prisão) como *proxy* para o nível de punição, deve-se mencionar que há uma endogeneidade entre violência e taxa de presos, o que torna difícil avaliar o impacto dessa variável sobre o comportamento criminoso. É óbvio que seria preferível empregar a apenas o número de homicidas cumprindo pena. No entanto, isto é inviável no Brasil dado de que em vários Estados um grande número de prisioneiros cumpre pena em delegacias de polícia para os quais a informação sobre os seus crimes não está disponível. Desta maneira, o número de presos corresponde à soma da população carcerária dos regimes aberto, semiaberto e fechado, dividido pela soma dos homicídios (*impun*). Os dados relativos ao número de presos nos Estados são originários do Departamento Penitenciário Nacional (DEPEN<sup>3</sup>).

A pouca quantidade de policiais por habitante é um dos argumentos mais recorrentes daqueles que defendem a ideia segundo a qual para se ter mais segurança, é preciso investir mais. O número ideal de policiais por habitantes recomendado pelos especialistas é de 1 policial para cada 250 habitantes. Como argumentado anteriormente isso não é corroborado nem pela mais simples observação da correlação entre criminalidade e efetivo policial. Para avaliar a efetividade deste componente, foi incluída como variável explicativa modelo.

As atividades da área de segurança pública são planejadas sem a participação da comunidade e dos governos municipais, distanciando-se das características locais, ainda que seja o município a arcar com os custos sociais e econômicos da criminalidade e da violência. A Polícia Civil (PC) é responsável pela investigação e elucidação dos crimes enquanto a Polícia Militar (PM) é responsável pelo policiamento preventivo e ostensivo. Deve-se notar, contudo, que algumas observações não estão disponíveis de modo que os dados faltantes foram preenchidos por interpolação, a fim de evitar que o painel se tornasse desbalanceado. As informações sobre o efetivo policial de cada estado também foram obtidos no Anuário Brasileiro de Segurança Pública<sup>4</sup> e dizem respeito ao número total de policiais civis e militares para cada 100.000 habitantes (*pol*).

Tão recorrente quanto o discurso da falta de policiais nas ruas é o argumento de quem entende que a criminalidade pode ser reduzida através de um aumento do montante de recursos financeiros destinados à segurança pública. Para averiguar a veracidade desta afirmação foi considerada a despesa per capita com o item “Segurança Pública” nos Estados (*desp*) R\$ de 2000, disponível no IPEADATA<sup>5</sup>.

<sup>3</sup>portal.mj.gov.br/depen/

<sup>4</sup>www.forumseguranca.org.br

<sup>5</sup>www.ipeadata.gov.br

Deste modo, tem-se uma medida do quanto se gasta na segurança por cada habitante e o impacto dessa relação sobre o controle da violência.

A corrente teórica que vê o crime como um problema social relaciona este fenômeno às condições sociais nada promissoras tais como a desigualdade econômica, a pobreza e o Estado ausente. O PIB per capita serve como medida da atividade econômica de uma determinada sociedade e é, geralmente, usada como indicador do seu grau de desenvolvimento econômico. Neste sentido, um valor reduzido desta medida sugere que a economia não está sendo capaz de gerar renda suficiente para a sua população manter um nível de vida adequado. A variável PIB per capita (*PIBpc*) foi construída dividindo-se o PIB de cada estado pela população nos anos de referência em R\$ de 2000 (dados do IPEADATA).

Vários autores apontam para um efeito incerto do aumento da riqueza sobre a redução da violência. [Amin et al. \(2009\)](#) mostram que os resultados são ambíguos pois dependem do tipo de informação utilizada e da ferramenta de análise. Neste sentido, não há certeza na garantia de que sociedades mais pobres são mais violentas. Alguns estudos mostram, inclusive, que há uma relação positiva entre PIB per capita e criminalidade.

A medida de riqueza de uma sociedade fornecida pelo PIB per capita não reflete quão bem esta riqueza está distribuída entre seus habitantes. Por esta razão as análises procuram incluir o índice de Gini para medir o quanto a desigualdade de renda pode influenciar a criminalidade. Esta relação já foi extensivamente analisada em diversos estudos econômicos. Enquanto os estudos em torno do impacto do PIB não levam a resultados conclusivos, trabalhos associando desigualdade de renda à violência apontam, em geral, para uma correlação positiva significativa em diferentes contextos, épocas e com metodologias e dados distintos [Resende & Andrade \(2011\)](#). O Índice de Gini (*gini*) nos estados foi obtido para os anos sob consideração na base do IPEADATA.

Especialistas são quase unânimes ao apontar a melhoria da educação como o fator preponderante para a redução da violência e da criminalidade. Do mesmo modo o desemprego seria também um indutor ao crime por impossibilitar as pessoas de acesso aos meios de subsistência. Em ambos os casos não é possível garantir com certeza que estes fatores realmente contribuem para explicar o fenômeno em análise. Como foi dito anteriormente, estar trabalhando não constitui nenhuma garantia contra o cometimento do crime. No caso da educação não há provas de que baixas taxas de criminalidade estão associadas a altos índices educacionais. De qualquer modo, para captar um possível efeito desses fatores, as variáveis taxa de analfabetismo (*analf*) e taxa de desemprego (*des*) foram consideradas como explicativas no modelo, ambas obtidas no DATASUS.

Dentre as variáveis demográficas, a densidade demográfica é tida como um fator catalisador de violência e criminalidade. Isto porque aglomerados populacionais estariam mais propensos a marginalizar seus integrantes. Outro ponto a ser notado é que com uma maior concentração populacional, aumenta-se o anonimato reduzindo fiscalização social do comportamento individual. Esta afirmação parece ainda mais plausível diante do fato de que a criminalidade ainda é muito maior nos grandes centros urbanos. Como consequência, haveria uma propensão ao incremento da criminalidade, na medida em que se aumenta a densidade demográfica.

Outro ponto a ser notado é que apesar de ainda ser um fenômeno visivelmente mais intenso nas áreas urbanas de maior densidade populacional, a violência tem passado por um processo de disseminação. O número de homicídios tem aumentado nas cidades de pequeno e médio porte, o que os especialistas têm denominado de interiorização da violência. Ademais, outros autores têm alertado para um fenômeno de migração da violência antes concentradas na região sul e sudeste para as regiões norte e nordeste. Dentre os fatores que impulsionam essa dinâmica incluem-se, entre outras causas, a expansão do tráfico de drogas na busca de novos consumidores e o endurecimento da repressão em regiões como Rio de Janeiro e São Paulo [Waiselfisz \(2011\)](#).

A variável densidade demográfica (*dens*) refere-se a população do Estado dividida pela área total que foi considerada constante no período em análise, sendo o valor empregado o relativo à medição efetuada no censo de 2000.

Outras variáveis demográficas de controle, normalmente empregadas em análises similares, também foram consideradas. O modelo inclui a Proporção de Jovens (*pj*), a Razão dos Sexos na população (*rs*), a Taxa de Fecundidade (*tf*), a Esperança de Vida (*ev*) e grau de Urbanização (*urb*). A

variável Urbanização está disponível na página eletrônica do IBGE<sup>6</sup> e diz respeito ao grau de urbanização de cada estado, ou seja, o percentual de população vivendo em área urbana. Utilizou-se, da mesma fonte, as informações sobre a Taxa de Fecundidade. As informações sobre a Proporção de Jovens, Razão dos Sexos e a Esperança de Vida foram obtidas no DATASUS.

Historicamente a violência no Brasil está concentrada nos grandes centros urbanos. Cidades menores por sua vez têm menores taxas, que se mantiveram num nível praticamente constante ao longo nas últimas décadas. Observa-se que nos anos recentes as maiores taxas de crescimento ocorrem nas cidades com mais de 100.000 habitantes onde o ritmo de crescimento tem aumentado nos últimos anos. Waiselfisz (2011) observa que esse crescimento está relacionado, principalmente, ao aumento do número de crimes violentos contra o patrimônio, que tem se tornado uma parcela cada vez maior do total de crimes violentos. Ainda assim, vários dos estudos mais recentes sobre a violência no Brasil relacionam a violência ao meio urbano.

A Esperança de Vida é empregada aqui não apenas como uma medida da saúde nos estados, mas como um indicador do conjunto de fatores que tem relação direta qualidade de vida das pessoas e uma *proxy* para o bem-estar e, em última análise, da presença do aparato estatal. Se for verdade que a criminalidade está associada às mazelas sociais então é de se esperar que estados com Esperança de Vida menor tenham os maiores índices de homicídios. Neste caso, haveria de se considerar uma relação positiva entre a baixa qualidade de vida e índices mais altos de criminalidade.

Uma maior proporção de jovens indicaria uma maior proporção indivíduos em idade criminal ativa. Além disso, são os jovens que mais sofrem a violência homicida, principalmente a relacionada ao tráfico de drogas. Isto significa que esta parcela da população influi ao mesmo tempo nas causas e nos efeitos da criminalidade, o que explica o grande impacto que essa parcela da população exerce sobre a criminalidade.

Juntamente com a idade, o sexo é um dos fatores apontados em praticamente todos os estudos como determinante da criminalidade. As razões que levam homens jovens ao comportamento criminoso não são claras e, além disso, motivo de muita controvérsia. O fato é que esta correlação permitiu a alguns autores argumentar que há uma certa previsibilidade no comportamento das taxas de crimes. Se há uma grande taxa de fecundidade no presente, dentro de 15 a 20 anos espera-se um aumento da criminalidade, conforme essa população aumenta a proporção de jovens. Isto explicaria porque os EUA viveram uma onda de criminalidade nos anos 60, justamente a época investimentos sociais maciços.

Há também quem defenda a influência da Taxa de Fecundidade sobre a criminalidade. Para Donohue & Levitt (1999), por exemplo, a queda nos índices de criminalidade nos EUA, verificada nos anos 90, deve-se a legalização do aborto no início dos anos 70. A explicação para esta relação estaria na redução do número de filhos indesejados que teria gerado uma queda de mais de 40% nas taxas de homicídio de todo o país.

A tabela 1 apresenta um resumo com a média e o desvio padrão de cada uma das variáveis a serem utilizadas nas regressões que avaliarão o impacto de cada um desses componentes sobre a criminalidade.

#### 4. METODOLOGIA

A base de dados é composta por um conjunto de observações tomadas tanto no tempo quanto no espaço. Isto faz com que seja necessário empregar um método de análise econométrica adequada ao contexto. Modelos de regressão que usam dados desta natureza são comumente chamados de modelos de Dados em Painel (DP) ou de Dados Longitudinais. Sua particularidade é justamente empregar observações multidimensionais; por exemplo, uma característica individual que é acompanhada ao longo do tempo. O principal atrativo destes modelos é a possibilidade de considerar a heterogeneidade individual. Além disso, o uso de DP permite que as regressões sejam realizadas sobre uma amostra maior, aumentando os graus de liberdade, reduzindo a colinearidade e, por conseguinte, melhorando

---

<sup>6</sup>[www.ibge.gov.br](http://www.ibge.gov.br)

TABELA 1. Descrição das variáveis utilizadas

Variável	Descrição	Média	D. Padrão
<i>homic</i>	Taxa de homicídios por 100.000 habitantes.	28.11	11.46
<i>impun</i>	Índice de impunidade.	1.42	0.94
<i>pol</i>	Número de policiais para cada 100.000 habitantes.	337.16	163.73
<i>desp</i>	Despesa per capita com segurança a preços de 2000.	91.62	41.89
<i>PIBpc</i>	PIB per capita a preços de 2000.	6.74	4.12
<i>analf</i>	Taxa de analfabetismo.	12.58	6.92
<i>des</i>	Taxa de Desemprego.	7.85	2.30
<i>gini</i>	Índice de Gini.	0.54	0.04
<i>dens</i>	Densidade populacional.	66.30	2.40
<i>ev</i>	Esperança de vida.	71.77	3.87
<i>rs</i>	Número de homens para cada 100 mulheres.	98.29	0.38
<i>tf</i>	Taxa de fecundidade.	2.16	8.53
<i>urb</i>	Grau de urbanização.	80.96	1.80
<i>pj</i>	Proporção de jovens na população.	29.15	100.65

as estimativas. Por essas e outras razões, o uso de modelos de DP tem crescido em várias áreas do conhecimento científico.

É comum observar nos modelos de DP a existência de heterogeneidade individual, ou seja, diferenças nas características individuais que causam um efeito não observável, conhecido por Efeito Fixo. A maneira usual de estimar consistentemente os parâmetros do modelo, diante da existência do efeito fixo, é através do Estimador de Efeitos Fixos. Esta metodologia tem sido amplamente empregada nas análises econométricas como maneira de tratar a questão da heterogeneidade não observada, uma vez que o estimador de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) torna-se inconsistente neste contexto (Hsiao, 2003).

É possível também que as características individuais não estejam correlacionadas com os regressores e seu comportamento é puramente aleatório. Neste caso a estimação é feita introduzindo a heterogeneidade dos indivíduos no termo de erro obtendo-se o modelo de Efeitos Aleatórios. Os modelos com Efeitos Aleatórios tratam a heterogeneidade não como um termo fixo, mas como um parâmetro aleatório não observável. As diferenças nas características individuais são tratadas como um termo aleatório de forma que nesses modelos, a estimação é feita introduzindo a heterogeneidade dos indivíduos no termo de erro. Neste caso, tanto estimador e MQO quanto o de Efeitos Fixos produzem estimativas consistentes dos parâmetros de interesse, mas não são eficientes em comparação ao estimador de Efeitos Aleatórios.

Análises de regressão que incorporam efeitos espaciais têm se tornado cada vez mais presentes nas análises econométricas. A existência de autocorrelação espacial tem como consequência o fato de que um determinado evento em dado local pode ter impacto relevante sobre regiões vizinhas. A dependência espacial se relaciona com a ideia de localização relativa e a interdependência entre as regiões e os efeitos transbordamentos de determinadas atividades ou fatores, interdependência esta que pode ter causa tanto nas características dos dados quanto na natureza dos eventos.

Da mesma maneira que nos modelos de regressão que empregam dados em corte transversal também é possível considerar a presença desses efeitos nos modelos de dados em painel. Modelos econométricos espaciais com dados em painel capturam a relação espaço temporal entre variáveis, ao tempo em que permitem a existência autocorrelação espacial. Já regressões com dependência espacial consideram que as unidades espaciais são adjacentes e contínuas, pois, caso contrário, a matriz de pesos não pode ser definida. Se o modelo de regressão é na forma de dados em painel, deve-se acrescentar a suposição adicional de que a área de estudo permanece com formato constante ao longo dos anos considerados. Nestas circunstâncias, o modelo de Efeitos Fixos mostra-se mais apropriado do que o modelo de Efeitos Aleatórios dado que a ideia de que um conjunto limitado de regiões baseia-se numa

grande população deve ser rejeitada e, como consequência, o modelo de Efeitos Aleatórios Elhorst (2011).

Partindo-se de um modelo geral de dados em painel é possível considerar que a dependência espacial é capturada por meio da inclusão da variável dependente espacialmente defasada. O modelo de interesse é o linear de dados em painel com defasagem espacial, que pode ser expresso da maneira a seguir:

$$y_{it} = \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} y_{jt} + x_{it} \beta + \alpha_i + u_{it}, \quad (4.1)$$

em o subscrito  $i = 1, \dots, n$  denota a dimensão individual e  $t = 1, \dots, T$  a dimensão temporal.  $y_{it}$  é uma observação da variável dependente,  $x_{it}$  é um vetor  $1 \times k$  de observações das variáveis independentes,  $\rho$  o coeficiente de correlação espacial,  $w_{ij}$  um elemento da matriz não estocástica de pesos espaciais cujas distâncias são assumidas constantes ao longo do tempo e  $u_{it}$  é um elemento do termo de erro identicamente e independentemente distribuído variando tanto em  $i$  quanto em  $t$  que, por este motivo, é denominado de erro idiossincrático ou distúrbio idiossincrático Wooldridge (2002).

A estimação do modelo (5.1) pode ser feita assumindo-se que a heterogeneidade dos indivíduos se capta na parte constante, que é diferente de indivíduo para indivíduo ou introduzindo a heterogeneidade dos indivíduos no termo de erro. No primeiro caso, o problema na estimação é a presença do efeito individual que cresce a medida que  $n \rightarrow \infty$ . Para solucionar este problema o Estimador de Efeitos Fixos parte da ideia de transformar o modelo de maneira a eliminar as diferenças individuais, subtraindo cada variável do modelo de sua média temporal para eliminar o efeito fixo. Subtraindo cada variável do modelo de sua média temporal o termo problemático é eliminado e, dessa forma, obtém-se o modelo transformado, que na sua forma empilhada é dado por:

$$\dot{y} = \rho(I_T \otimes W_n)\dot{y} + \dot{X}\dot{\beta} + \dot{u}, \quad (4.2)$$

onde  $\dot{y}_{it} = y_{it} - \bar{y}$ ,  $\dot{X} = X - \bar{X}$  e  $\dot{u} = u - \bar{u}$  com  $y = (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{nT})'$  e  $u = (u_{11}, u_{12}, \dots, u_{nT})'$  vetores  $nT \times 1$  e  $X = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{nT})'$  um vetor  $nT \times k$ . Em outras palavras, a transformação retira o efeito fixo causado pela heterogeneidade dos indivíduos tomando cada variável do modelo em relação à sua média temporal dada por  $\bar{y} = T^{-1} \sum_{t=1}^T y$ , sendo as demais transformações obtidas de maneira análoga. A matriz  $W$  de pesos espaciais e a matriz identidade  $I$  possuem subscritos para indicar suas respectivas dimensões enquanto  $\otimes$  denota o produto de kronecker.

Admitindo-se que as características individuais são adequadamente tratadas como um parâmetro aleatório não observável, a estimação pode ser feita por meio do modelo

$$\ddot{y} = \rho(I_T \otimes W_n)\ddot{y} + \ddot{X}\ddot{\beta} + \ddot{u},$$

onde  $\ddot{y} = y - (1 - \theta)\bar{y}$ ,  $\ddot{X} = X - (1 - \theta)\bar{X}$  e  $\ddot{u} = u - (1 - \theta)\bar{u}$ . Deve-se notar que se o modelo de fato é o de Efeitos Fixos, o estimador de Efeitos Aleatórios e de MQO tornam-se inconsistentes e, apenas (4.2) permanece válido. Se o modelo de Efeitos Aleatórios representa a verdadeira forma sob análise então ambos os estimadores são consistentes, mas o de Efeitos Aleatórios é eficiente.

A partir desses resultados é possível usar os métodos comumente empregados na econometria espacial para obter estimativas válidas para os parâmetros de interesse. Considerando o modelo geral, o log da função de verossimilhança assume, para o modelo de Efeitos Fixos, a forma de:

$$\ln L = -\frac{nT}{2} \ln(2\pi\sigma^2) + T \ln |I_{nT} - \rho W_n| - \frac{1}{2\sigma^2} [\dot{y} - \rho(I_T \otimes W_n)\dot{y} + \dot{X}\dot{\beta}]^2. \quad (4.3)$$

Seja  $\hat{\beta}_O$  e  $\hat{\beta}_L$  respectivamente as estimativas dos parâmetros de interesse das regressões de  $\dot{y}$  e  $(I_T \otimes W_n)\dot{y}$  contra  $\dot{X}$ , com  $\hat{u}_O$  e  $\hat{u}_L$  os correspondentes vetores de resíduos. Então a estimativa de máxima verossimilhança de  $\rho$  é obtida maximizando-se o log da função concentrada de verossimilhança dada por

$$\ln L = C - \frac{nT}{2} \ln \left[ (\hat{u}_O - \rho \hat{u}_L)' (\hat{u}_O - \rho \hat{u}_L) \right] + T \ln |I_n - \rho W_n|,$$

onde  $C$  é uma constante que não depende de  $\rho$ . A maximização deve-se ser feita numericamente, dado que inexistente a forma fechada do problema. No entanto, a função de verossimilhança concentrada é côncava em  $\rho$ , o que garante que a solução numérica é única (Elhorst, 2010b).

Uma vez obtida a estimativa de  $\rho$ , as estimativas de  $\hat{\beta}$  e  $\hat{\sigma}^2$  podem ser obtidas por meio de

$$\hat{\beta} = \hat{\beta}_O - \hat{\rho}\hat{\beta}_L$$

e

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{nT} (\hat{u}_O - \hat{\rho}\hat{u}_L)' (\hat{u}_O - \hat{\rho}\hat{u}_L).$$

A validade das estimativas pode ser formalmente testada. Os desvios padrão estimados são obtidos através da matriz de variância assintótica dos parâmetros dada por

$$\widehat{\text{Avar}}(\hat{\beta}, \rho, \hat{\sigma}^2) = \left[ \begin{array}{ccc} \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \dot{X}' \dot{X} & & \\ \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \dot{X}' (I_T \otimes W_n) \dot{X} \hat{\beta} & T \text{tr}(\tilde{W} \tilde{W} + \tilde{W}' \tilde{W}) + \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \dot{\beta}' \dot{X}' \tilde{W}' \tilde{W} \dot{X} \dot{\beta} & \\ 0 & \frac{T}{\hat{\sigma}^2} \text{tr}(\tilde{W}) & \frac{nT}{2\hat{\sigma}^2} \end{array} \right]^{-1}$$

onde  $\tilde{W} = [I_{nT} - \rho(I_T \otimes W_n)]^{-1}$ . Elhorst (2010a) argumenta que centrar as variáveis para retirar o Efeito Fixo torna a estimativa de  $\hat{\sigma}^2$  viesada. Ainda que seja possível discutir se isto também ocorre mesmo com um grande número de indivíduos em relação ao número períodos no tempo, adotou-se a transformação proposta no intuito de evitar esse possível viés. Deste modo, a estimativa de  $\hat{\sigma}^2$  será dada por  $\hat{\sigma}_{BC}^2 = \frac{T}{T-1} \hat{\sigma}^2$ .

Para o modelo de Efeitos Aleatórios, o log da função de verossimilhança torna-se

$$\ln L = -\frac{nT}{2} \ln(2\pi\sigma^2) + T \ln |I_{nT} - \rho W_n| - \frac{1}{2\sigma^2} [\ddot{y} - \rho(I_T \otimes W_n) \ddot{y} + \ddot{X} \ddot{\beta}]^2, \quad (4.4)$$

tal que o sobrescrito “ $\ddot{\cdot}$ ” denota que as variáveis foram transformadas na forma descrita acima. Se  $\theta$  for conhecido então (4.4) torna-se similar a (4.3) tornando a o processo de estimação análogo. A estimativa de  $\theta$  pode ser obtida maximizando-se o o log da função concentrada de verossimilhança com respeito a  $\theta$ , o que significa maximizar

$$\ln L = -\frac{nT}{2} \ln [u(\theta)' u(\theta)] + \frac{n}{2} \ln \theta^2,$$

onde  $u(\theta) = y - (1 - \theta) \bar{y} - \rho [(I_T \otimes W_n) y - (1 - \theta) (I_T \otimes W_n) \bar{y}] - (X - (1 - \theta) \bar{X}) \beta$ . O procedimento agora inclui o parâmetro  $\theta$  que é estimado alternativamente juntamente com  $\rho$ ,  $\hat{\beta}$  e  $\hat{\sigma}^2$  até que o critério de convergência seja atendido. A matriz de variância assintótica para o modelo de Efeitos Aleatórios é da forma

$$\widehat{\text{Avar}}(\hat{\beta}, \rho, \theta, \hat{\sigma}^2) = \left[ \begin{array}{ccc} \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \ddot{X}' \ddot{X} & & \\ \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \ddot{X}' (I_T \otimes W_n) \ddot{X} \hat{\beta} & T \text{tr}(\tilde{W} \tilde{W} + \tilde{W}' \tilde{W}) + \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \dot{\beta}' \dot{X}' \tilde{W}' \tilde{W} \dot{X} \dot{\beta} & \\ 0 & -\frac{1}{\hat{\sigma}^2} \text{tr}(\tilde{W}) & n \left(1 + \frac{1}{\theta^2}\right) \frac{nT}{2\hat{\sigma}^2} \\ 0 & \frac{T}{\hat{\sigma}^2} \text{tr}(\tilde{W}) & -\frac{n}{\hat{\sigma}^2} \frac{nT}{2\hat{\sigma}^2} \end{array} \right]^{-1}$$

Um aspecto interessante de incluir a variável dependente espacialmente defasada como variável explicativa do modelo é a possibilidade que decorre dessa formulação de calcular os impactos diretos e indiretos de cada uma das variáveis do modelo. Os impactos diretos fornecem uma medida do quanto se altera a variável independente em função de mudança na variável dependente considerada, incluídos aí os efeitos de *feedback*, ou seja, os impactos que passam através das unidades vizinhas de volta para a unidade que promoveu a mudança. Já os impactos indiretos medem a alteração na variável dependente decorrente da mudança nas variáveis de todas as outras unidades.

Num dado ponto do tempo os impactos de uma determinada variável explicativa sobre a variável dependente podem ser obtidos por meio da seguinte matriz de derivadas parciais:

$$[\partial y/\partial X_1, \partial y/\partial X_2, \dots, \partial y/\partial X_k] = [I_n - \rho W_n]^{-1} (\beta_k I_n). \quad (4.5)$$

Os elementos da diagonal principal representam a influência da observação *it* da variável  $X_k$  sobre a variável dependente na unidade espacial *i*. Por outro lado, os elementos fora da diagonal principal indicam a influência de observação *it* da variável  $X_k$  sobre a variável dependente nas demais unidades espaciais.

De acordo com (LeSage & Pace, 2009) a média dos elementos da diagonal principal da matriz no lado direito de (4.5) representam os efeitos diretos, enquanto que os efeitos indiretos são a média das somas das colunas dos elementos fora da diagonal principal da matriz. Ademais, Elhorst (2010a) observa que a matriz de impactos é independente do tempo, dado que as unidades espaciais são consideradas constantes, segue daí que os cálculos são equivalentes aos dos modelos de corte transversal.

Embora o cálculo dos efeitos diretos e indiretos seja simples, ocorre que não é possível encarar essas medidas como estimativas de coeficientes e, portanto, os erros padrão correspondentes não podem ser obtidos da maneira habitual. Logo não há como decidir se os impactos diretos e indiretos são significativos ou não. Afortunadamente, LeSage & Pace (2009) propuseram uma maneira de simular a distribuição dos impactos, utilizando a matriz de covariâncias das estimativas de máxima verossimilhança. Por este método as distribuições dos parâmetros são obtidas *a posteriori*, simuladas através do método “*Bayesian Markov Chain Monte Carlo*” (MCMC), obtendo assim as dispersões dos impactos. Como demonstrado por Gelfand & Smith (1990), com base nesta abordagem, é possível realizar inferências válidas sobre os impactos.

Basicamente, existem duas abordagens possíveis para a simulação. Uma delas é usar a própria matriz de impactos em cada réplica do experimento. A desvantagem dessa abordagem é que será necessário, a cada réplica, inverter uma matriz de dimensão igual ao tamanho da amostra. A segunda maneira é o traço da matriz de interesse. Neste artigo foi empregada a primeira forma, dado que seu uso não apresentou maiores complicações ou demora no cálculo (Elhorst, 2010a).

## 5. RESULTADOS

Nesta seção serão discutidas as estimativas obtidas para os parâmetros do modelo utilizado na investigação dos determinantes da criminalidade. Tal modelo tem sido recorrentemente empregado por diversos autores que se dedicam ao tema. A única observação a ser feita é a inclusão de uma variável destinada a medir a impunidade que é similar a proposta por Nadevsky et al. (2009).

A princípio adotou-se uma formulação que inclui as variáveis descritas na seção 3, mas desconsidera a possibilidade de dependência espacial. Neste caso, o modelo de regressão tem a seguinte especificação

$$\begin{aligned} \log(\text{homic}_{it}) = & \log(\text{impun}_{it}) + \log(\text{pol}_{it}) + \log(\text{des}_{it}) + \log(\text{PIBpc}_{it}) + \log(\text{gini}_{it}) \\ & + \log(\text{des}_{it}) + \log(\text{analf}_{it}) + \log(\text{dens}_{it}) + \log(\text{ev}_{it}) + \log(\text{tf}_{it}) \\ & + \log(\text{pj}_{it}) + \log(\text{rs}_{it}) + \log(\text{urb}_{it}) + \alpha_i + u_{it}, \end{aligned} \quad (5.1)$$

onde cada observação representa a informação relativa à variável considerada para o estado  $i = 1, \dots, n$  no ano  $t = 1, \dots, T$ . Deste modo a base de dados é formada por observações dos 27 estados brasileiros entre os anos de 2005 e 2009 perfazendo um total de  $nT = 135$  observações.

Os seguintes estimadores foram aplicados ao modelo (5.1): *pooling*, que ignora as características específicas de cada grupo, de Efeitos Fixos que admite características próprias em cada estado e de

Efeitos Aleatórios no qual as características específicas são aleatórias. Esses resultados são mostrados na tabela 1.

No estimador *pooling* percebe-se que os valores estimados para os coeficientes associados a impunidade, despesa per capita com segurança, desigualdade e taxa de fecundidade são significativos, todos com os sinais esperados. Em seguida, os resultados para o estimador de Efeitos Fixos mostram uma alteração na significância dos coeficientes. Com este estimador a densidade populacional e a proporção de jovens assumem importância, mantida a significância da impunidade. Os resultados para o estimador de Efeitos Aleatórios aparecem a direita da tabela 1. Pode-se notar que os coeficientes significativos são similares àqueles reportados pelo estimador de *pooling*. A diferença é que esperança de vida torna-se significativa enquanto que o índice de Gini deixa de ser relevante como variável explicativa. Vale notar que o coeficiente da variável que mede a impunidade é significativo em todos cenários analisados.

O próximo passo é decidir qual dos estimadores deve ser considerado como o mais indicado para a análise. Um teste *F* pode ajudar decidir pela possibilidade ou não de estimar o modelo adequadamente por MQO. Neste caso a estatística de teste indica que é possível rejeitar hipótese nula de não haver efeitos significativos com segurança (valor-*p* de 0.001). Resta então avaliar se esses efeitos devem ser tratados como fixos ou aleatórios. O teste de Hausman, cuja hipótese alternativa indica que o modelo de Efeitos Aleatórios é inconsistente, indica que as diferenças nos coeficientes são sistemáticas, ou seja, os coeficientes do modelo e os Efeitos Aleatórios não são ortogonais.

Dado que é possível rejeitar a hipótese nula (valor-*p* de 0.000) o modelo de Efeitos Aleatórios deve ser preterido pois é inconsistente. Ademais, o teste de Breusch-Pagan conclui pela presença de efeitos específicos significativos. Com o resultado dos testes é possível concluir que não é possível ignorar a presença de efeitos significativos que só podem ser tratados adequadamente através do estimador de Efeitos Fixos. Como consequência os valores dos coeficientes reportados pelos estimadores de Efeitos Aleatórios e *pooling* devem ser considerados apenas a título de comparação, uma vez que esse estimador é inconsistente neste contexto.

Os resultados pelo modelo de Efeitos Fixos indicam que um aumento de 1 ponto percentual na impunidade leva um aumento de aproximadamente 0,2% na taxa de homicídios. O impacto do aumento 1% na densidade populacional ou na proporção de jovens significa um aumento esperado de 3% e 1,4% na taxa de homicídios, respectivamente.

Uma segunda questão a ser considerada é a presença ou não dependência espacial. Esta pergunta não é simples de ser respondida e ainda não há um teste consensual que possa auxiliar na decisão. Neste artigo foi empregado o teste proposto por Pesaran (2004) para averiguar a presença de dependência espacial no modelo (5.1) que é uma variação do teste clássico de Breusch-Pagan.

Outro problema crucial na literatura da econometria espacial diz respeito à construção da matriz de pesos que determinará a estrutura de dependência entre as unidades geográficas. Apesar de muito se discutir sobre o impacto desta medida nos resultados obtidos LeSage & Pace (2010) concluem que não existem evidências que comprovem este fato.

As interligações e a conectividade através dessas unidades são especificados a priori já que não podem ser estimadas através do modelo. Geralmente considera-se que as medidas geográficas moldam o grau de interação entre as unidades. Este também foi o caminho trilhado aqui. A matriz empregada na versão local do teste, e que também será empregada na estimação do modelo com efeitos espaciais foi construída a partir do critério de vizinhança por adjacências. Neste caso, as unidades imediatamente contíguas foram consideradas como vizinhas (1 neste caso e 0 caso contrário). A matriz resultante foi transformada da maneira convencional para que suas linhas somem 1 (ver a propósito LeSage & Pace (2009)).

Em ambas as formulações do teste (dependência global e local) a hipótese nula de não haver dependência entre os Estados é sonoramente rejeitada (valor-*p* de 0.000). De posse desses resultados pode-se concluir que há um efeito significativo do espalhamento da criminalidade pelo território nacional caracterizado pela interdependência entre os Estados. Esta conclusão vai de encontro àquilo que diversos autores têm observado: a criminalidade tem se tornado cada vez mais um problema nacional.

TABELA 2. Resultados para estimação do modelo 5.1 sem efeitos espaciais

	Pooling			Efeitos fixos			Efeitos Aleatórios		
	Estimate	S. E.	Pr (>  z )	Estimate	S. E.	Pr (>  z )	Estimate	S. E.	Pr (>  z )
<i>Constant</i>	-6.214	12.475	0.619	–	–	–	<b>-39.703</b>	<b>13.678</b>	<b>**0.004</b>
<i>log (impun)</i>	<b>0.381</b>	<b>0.067</b>	<b>***0.000</b>	<b>0.172</b>	<b>0.074</b>	<b>*0.021</b>	<b>0.243</b>	<b>0.070</b>	<b>***0.001</b>
<i>log (pol)</i>	0.057	0.111	0.605	0.129	0.117	0.275	0.084	0.110	0.448
<i>log (desp)</i>	0.088	0.079	0.267	0.076	0.055	0.165	<b>0.117</b>	<b>0.055</b>	<b>*0.034</b>
<i>log (PIBpc)</i>	0.258	0.175	0.143	0.189	0.333	0.572	-0.174	0.228	0.445
<i>log (gini)</i>	1.084	0.670	0.108	0.442	0.382	0.250	0.356	0.400	0.375
<i>log (des)</i>	0.059	0.132	0.655	0.042	0.080	0.603	-0.037	0.081	0.653
<i>log (analf)</i>	0.118	0.138	0.395	0.002	0.140	0.988	0.037	0.134	0.782
<i>log (dens)</i>	0.030	0.047	0.519	<b>2.887</b>	<b>0.898</b>	<b>**0.002</b>	0.078	0.058	0.182
<i>log (urb)</i>	0.861	0.546	0.118	0.830	1.279	0.518	0.762	0.815	0.352
<i>log (ev)</i>	-1.675	1.818	0.359	2.633	4.207	0.533	<b>6.857</b>	<b>2.541</b>	<b>**0.008</b>
<i>log (tf)</i>	<b>0.592</b>	<b>0.180</b>	<b>**0.001</b>	0.114	0.122	0.351	<b>0.229</b>	<b>0.121</b>	<b>°0.060</b>
<i>log (pj)</i>	-0.953	0.784	0.226	<b>1.344</b>	<b>0.577</b>	<b>*0.022</b>	0.603	0.582	0.302
<i>log (rs)</i>	<b>3.172</b>	<b>1.750</b>	<b>°0.072</b>	-0.302	1.293	0.816	1.600	1.273	0.211

Signif. codes: 0.000 '\*\*\*' ; 0.001 '\*\*' ; 0.010 '\*' ; 0.050 '°'. Coeficientes significantes em destaque.

Na tabela 3 são apresentados os resultados das estimativas modelos incluída a variável dependente espacialmente defasada (na forma de (4.1)), considerado de três formas distintas: *pooling*, Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios. Dado que pelos resultados dos testes o modelo de Efeitos Fixos é o único indicado ao caso em análise, e tendo em vista as considerações feitas por Elhorst (2011) acerca do uso de modelos de Efeitos Aleatórios com dependência espacial, apenas os resultados do modelo de Efeitos Fixos serão considerados válidos. Os resultados obtidos com os demais estimadores são apresentados apenas a título de comparação.

Numa primeira análise dos resultados percebe-se que o coeficiente associado a impunidade é significativo e tem sinal positivo em todos estimadores. Os coeficientes de correlação espacial e associado a despesa pública são significativos apenas nos modelos que incorporam a heterogeneidade individual. As demais variáveis se alternam em termos de significância a depender do modelo empregado na análise. O coeficiente associado ao componente de “*spatial lag*” tem significância estatística em ambos os estimadores que consideram a heterogeneidade espacial, confirmando o que tem sido defendido por outros autores. A criminalidade no Brasil é um fenômeno com fortes sinais de autocorrelação espacial positiva, ou seja, existem *clusters* regionais onde valores altos (“*high-high*”) ou baixos (“*low-low*”) da variável dependente e dependente espacialmente defasada se correlacionam de maneira direta. Deste modo, há uma associação positiva entre as taxas de homicídios de Estados vizinhos. Seria interessante verificar se caso essa análise fosse feita com regiões tal associação se tornaria negativa.

Os testes de especificação aplicados aos modelos que não incorporam a dependência espacial indicam que modelo apropriado é o de Efeitos Fixos. O teste de Hausman permanece favorecendo este estimador. O valor-*p* obtido no teste que confronta os modelos de Efeitos Fixos e Aleatórios é de 0.000 o que implica em rejeitar a hipótese nula do teste (a mesma da formulação anterior). Por conseguinte conclui-se que o estimador de Efeitos Aleatórios é inconsistente.

Tendo em conta esses resultados, verifica-se que os efeitos “*spillovers*” espaciais “*spatial lag*”, que captam autocorrelação espacial através da variável dependente desfasada, influenciam a dinâmica da taxa de homicídios nos Estados brasileiros. Além disso, existem uma heterogeneidade individual que não pode ser ignorada, sob pena de tornar as estimativas obtidas inválidas. A autocorrelação espacial positiva indica que os valores da taxa de homicídios dos Estados são similares aos verificados por seus vizinhos e que o efeito de uma ação em determinado Estado se dará também nas unidades vizinhas. Isto significa que há, as intervenções feitas na segurança pública devem ser pensadas em termos também regionais ou nacionais. Caso contrário existe risco de “exportar” criminalidade de uma região para outra mantendo-se, contudo, o padrão nacional inalterado como já havia notado Waiselfisz (2011).

A variável construída para captar o grau de impunidade nos estados mostra-se também bastante relevante. Tal variável considera a razão entre a quantidade observada de crimes na década anterior aos últimos dois anos (neste estudo, o homicídio) e o número de prisões efetuadas. Verifica-se que há associação positiva entre as mais elevadas taxas de impunidade penal e a uma maior prevalência de crimes violentos. Isto permite concluir que apesar da impunidade ser um componente pouco estudado é importante para explicar o fenômeno aqui analisado. O coeficiente positivo mostra que unidade com maior impunidade é a que vivenciam os maiores índices de criminalidade. Um aumento de 1% na impunidade, medida da forma aqui descrita, leva a um aumento de 2,5% na taxa de homicídios. Deve-se considerar, contudo, que esta não é uma medida absoluta, devendo ser encarada como indicador.

Contudo, a impunidade não é simplesmente a falta de castigo penal. Em muitos casos a impunidade decorre simplesmente do fato de não haver qualquer sanção a uma conduta inapropriada. Muitas vezes há certa tolerância da população em relação às pequenas infrações, como jogar lixo nas ruas, estacionar em local proibido, etc. Outras vezes o delito é socialmente perdoado porque o infrator é alguém desprovido de condições básicas de sobrevivência. Desta forma, seja pela cultura da esperteza ou pela ideia do crime socialmente justificável, o poder de discernimento e cobrança por parte da população se deteriora lentamente. O discernimento torna-se cada vez mais precário de forma a população se revolta com a corrupção no governo, mas subornam agentes públicos sem qualquer pudor. Por esta razão a solução não é simples nem imediata. Há certamente uma falta de efetividade no combate ao crime, mas não é possível ignorar as raízes do problema (Mendonça, 2001).

TABELA 3. Resultados para estimação do modelo 5.1 com efeitos espaciais

	Pooling			Efeitos fixos			Efeitos Aleatórios		
	Estimate	S. E.	Pr (>  z )	Estimate	S. E.	Pr (>  z )	Estimate	S. E.	Pr (>  z )
$\rho$	-0.090	0.110	0.410	<b>0.252</b>	<b>0.092</b>	** <b>0.006</b>	<b>0.358</b>	<b>0.093</b>	*** <b>0.000</b>
<i>Constant</i>	-8.477	11.769	0.471	-	-	-	<b>-27.174</b>	<b>12.128</b>	* <b>0.025</b>
$\log(\text{impun})$	<b>0.389</b>	<b>0.063</b>	*** <b>0.000</b>	<b>0.163</b>	<b>0.060</b>	** <b>0.007</b>	<b>0.220</b>	<b>0.062</b>	*** <b>0.000</b>
$\log(\text{pol})$	0.064	0.104	0.542	0.122	0.096	0.203	0.067	0.097	0.493
$\log(\text{desp})$	0.106	0.074	0.153	<b>0.073</b>	<b>0.045</b>	° <b>0.100</b>	<b>0.087</b>	<b>0.048</b>	° <b>0.071</b>
$\log(\text{PIBpc})$	0.250	0.165	0.130	0.169	0.272	0.533	-0.074	0.202	0.715
$\log(\text{gini})$	<b>1.050</b>	<b>0.632</b>	° <b>0.096</b>	0.459	0.313	0.142	0.426	0.352	0.226
$\log(\text{des})$	0.063	0.125	0.613	0.015	0.066	0.826	-0.051	0.072	0.475
$\log(\text{analf})$	0.136	0.131	0.297	0.052	0.115	0.648	0.056	0.118	0.637
$\log(\text{dens})$	0.038	0.044	0.388	<b>2.575</b>	<b>0.738</b>	*** <b>0.000</b>	0.059	0.052	0.259
$\log(\text{urb})$	<b>0.937</b>	<b>0.515</b>	° <b>0.069</b>	0.526	1.044	0.614	0.625	0.729	0.391
$\log(\text{ev})$	-1.492	1.715	0.384	1.393	3.460	0.687	<b>4.638</b>	<b>2.257</b>	* <b>0.040</b>
$\log(\text{tf})$	<b>0.605</b>	<b>0.170</b>	*** <b>0.000</b>	0.122	0.099	0.217	<b>0.236</b>	<b>0.106</b>	* <b>0.027</b>
$\log(\text{pj})$	-0.787	0.739	0.287	<b>1.157</b>	<b>0.477</b>	* <b>0.015</b>	0.444	0.514	0.388
$\log(\text{rs})$	<b>3.317</b>	1.650	* <b>0.044</b>	-0.508	1.055	0.630	0.961	1.122	0.392

Signif. codes: 0.000 '\*\*\*' ; 0.001 '\*\*' ; 0.010 '\*' ; 0.050 '°'. Coeficientes significantes em destaque.

O argumento de que é preciso mais investimentos na segurança só faria sentido se (ao menos para o presente estudo) estados com maior gasto per capita neste item verificassem as menores ocorrências criminosas. O resultado, no entanto, vai na direção oposta; estados que mais investem na segurança são também os mais violentos. Este resultado pode ser explicado com base no tipo de política que o Brasil costuma adotar para resolver seus problemas.

Verifica-se ainda que o discurso que prega a necessidade de aparato repressivo mais presente, via aumento do número de policiais, tampouco é significativo. Ao contrário, se esta variável fosse estatisticamente relevante mostraria uma associação positiva com o crime, ou seja, um maior contingente policial estaria associado à maior incidência de crimes. A explicação para este aparente paradoxo é a mesma que encontrada para a despesa com segurança pública.

Em geral, os investimentos públicos só acontecem depois que a situação já se tornou crítica o que demanda um grande volume de recursos para sanar a situação. Com segurança não é diferente. Estados que só recentemente se viram às voltas com o problema da criminalidade necessitam de maiores investimentos neste setor para conter a escala da violência. Mas este aumento só ocorreu porque é justamente nestes estados (até então despreparados para enfrentar tal situação) onde a criminalidade encontra o campo mais fértil.

Outra variável que se mostra importante é a densidade demográfica. Maiores taxas de criminalidade estão associadas às maiores densidades. Este fato já foi notado diversas vezes por diversos autores. Em geral, metrópoles caracterizadas por grandes contingentes populacionais dão ao anonimato a tônica do comportamento coletivo. Não se pode estagnar que essa característica também se manifeste nos crimes, cuja identificação da autoria torna-se por extensão mais difícil.

A proporção de jovens é outra variável demográfica relevante para explicar a o comportamento criminoso. Este aspecto já foi exaustivamente estudado por outros autores, em particular por [Hartung & Pessoa \(2007\)](#). O resultado encontrado aqui corrobora as conclusões deste e de outros autores acerca da relação positiva entre crime e fecundidade.

As demais variáveis não reportam significância estatística o que permite desconsiderar sua influência sobre o crime. No nível aqui considerado destaca-se o fato de que desigualdade, tida como um dos fatores mais importantes para explicar a criminalidade, não se mostra importante aqui. Não está no escopo deste estudo indagar sobre os motivos deste resultado, mas vale notar a observação feita por [Hartung & Pessoa \(2007\)](#) de que “(...) a inclusão das variáveis demográficas numa regressão de criminalidade reduz a importância da desigualdade” de modo que a desigualdade, medida pelo índice de Gini, deixa de ser relevante. Tudo indica que a inclusão de uma medida de impunidade acentua este resultado tornando a desigualdade, ao menos no nível de agregação considerado, um fator menos relevante.

Conforme mencionado anteriormente um grande atrativo do modelo SAR é viabilizar o cálculo dos efeitos diretos e indiretos. Os efeitos diretos medem o impacto da alteração de uma dada variável explicativa do modelo sobre a variável dependente em uma unidade espacial. Os efeitos indiretos medem o impacto de uma mudança em uma variável explicativa em uma determinada localidade sobre a variável dependente em todas as outras unidades. Desta forma os efeitos indiretos indicam se existem ou não efeitos de transbordamento espacial significativos (*spillovers*) em vez de considerar a estimativa do coeficiente associado à variável dependente espacialmente defasada ([Elhorst, 2011](#)).

A próxima análise visa avaliar os impactos diretos e indiretos de cada um dos coeficientes estimados. Conforme a exposição feita anteriormente, o cálculo desses efeitos permitem avaliar os impactos de uma mudança em determinada variável do modelo sobre a variável dependente e as demais variáveis do modelo. Estes resultados são mostrados na tabela 4. As variáveis impunidade, densidade e proporção de jovens tem efeitos diretos significativamente diferentes de zero. O motivo dos efeitos diretos das variáveis explicativas terem valores diferentes das estimativas obtidas no modelo de regressão é o fato de que este coeficiente inclui os efeitos de *feedback* que surgem como resultado dos impactos que passam pelos Estados vizinhos e retornam. Já os efeitos indiretos (que podem ser vistos como o transbordamento espacial) são significativos apenas para a impunidade e a densidade. Ademais, esses efeitos são menores do que o efeito direto, o que faz sentido uma vez que o impacto de uma mudança provavelmente será maior no lugar que deu origem a alteração.

TABELA 4. Impactos diretos e indiretos para o modelo de Efeitos Fixos

	Estimativas		Efeitos Diretos		Efeitos Indiretos		Efeitos Totais	
	Coeficiente	Pr (>  z )	Coeficiente	Pr (>  z )	Coeficiente	Pr (>  z )	Coeficiente	Pr (>  z )
log ( <i>impun</i> )	<b>0.163</b>	** <b>0.007</b>	<b>0.166</b>	** <b>0.007</b>	<b>0.052</b>	<sup>o</sup> <b>0.093</b>	<b>0.218</b>	* <b>0.011</b>
log ( <i>pol</i> )	0.122	0.203	0.124	0.197	0.039	0.310	0.163	0.208
log ( <i>desp</i> )	<b>0.073</b>	<sup>o</sup> <b>0.100</b>	<b>0.075</b>	<sup>o</sup> <b>0.094</b>	0.023	0.213	0.098	0.102
log ( <i>PIBpc</i> )	0.169	0.533	0.173	0.528	0.054	0.581	0.226	0.532
log ( <i>gini</i> )	0.459	0.142	0.467	0.144	0.146	0.261	0.613	0.156
log ( <i>des</i> )	0.015	0.826	0.015	0.833	0.005	0.881	0.019	0.843
log ( <i>analf</i> )	0.052	0.648	0.053	0.645	0.017	0.669	0.070	0.645
log ( <i>dens</i> )	<b>2.575</b>	*** <b>0.000</b>	<b>2.624</b>	** <b>0.001</b>	<b>0.818</b>	<sup>o</sup> <b>0.060</b>	<b>3.442</b>	** <b>0.001</b>
log ( <i>urb</i> )	0.526	0.614	0.536	0.613	0.167	0.655	0.703	0.617
log ( <i>ev</i> )	1.393	0.687	1.419	0.689	0.442	0.748	1.862	0.699
log ( <i>tf</i> )	0.122	0.217	0.125	0.213	0.039	0.319	0.164	0.224
log ( <i>pj</i> )	<b>1.157</b>	* <b>0.015</b>	<b>1.179</b>	* <b>0.015</b>	0.367	0.104	<b>1.546</b>	* <b>0.017</b>
log ( <i>rs</i> )	-0.508	0.630	-0.518	0.638	-0.162	0.682	-0.680	0.643

Signif. codes: 0.000 '\*\*\*' ; 0.001 '\*\*' ; 0.010 '\*' ; 0.050 '°'.

P-Valores obtidos por simulação de Monte Carlo realizada com 10.000 réplicas a partir do modelo de dados em painel de Efeitos Fixos e defasagem espacial da variável dependente. Coeficientes significantes em destaque.

Um fato a ser mencionado é que os autores encontraram estimativas negativas para o coeficiente de associação espacial da taxa de homicídios. Quando este é o caso há uma relação negativa entre as áreas analisadas, de tal modo que um aumento na taxa de homicídios em áreas vizinhas está associado com uma queda na taxa de homicídios na unidade de referência. Neste estudo tal coeficiente é positivo indicando que um aumento na criminalidade em um Estado tende a aumentar a criminalidade no Estado vizinho.

Esta diferença pode ser explicada pela agregação dos dados empregados no dois tipos de análise. Quando são empregados dados mais desagregados (por exemplo, bairros de um município) observa-se a formação de ilhas de segurança formadas pelos moradores com rendas mais elevadas. No caso dos Estados brasileiros a associação positiva se dá entre vizinhos de uma mesma região, de modo que regionalmente a criminalidade permanece alta ou baixa.

É possível notar que o impacto efetivo da impunidade sobre as taxas de homicídio é maior do que havia sido estimado anteriormente. Um aumento de 10% na impunidade do implica um aumento de 2,2% na taxa de homicídio, dado pelo efeito total. Destes, 1,6% se referem ao impacto direto que advém da mudança no próprio Estado. Os 0,5% restantes estão associados ao aumento da impunidade em um Estado vizinho. Este impacto é maior do que o estimado anteriormente no modelo de regressão (0,163).

A densidade populacional em vez de impactar em 2,6% a taxa de homicídios, mostra que o aumento será de 3,4% dada uma elevação de 1% desta variável. Em comparação com coeficientes estimados, o efeito total das variáveis é sempre maior em valor absoluto. Alterações na despesa com segurança e na proporção de jovens na população têm impacto direto, mas não têm impactos indiretos significativos, ou seja, para estas variáveis não se verifica a presença de transbordamentos espaciais.

No geral os efeitos indiretos representam cerca de 25% (quando significativos) dos efeitos totais sugerindo que existem *spillovers* consideráveis. Além disso, o efeito direto é ligeiramente maior em valor absoluto do que o coeficiente de autocorrelação espacial estimado pelo modelo ( $\rho$ ).

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo teve por objetivo contribuir para a análise dos determinantes da violência no Brasil. A técnica de investigação utilizada é bastante recente e possibilitou aferir também as características geográficas deste problema. A contribuição deste estudo reside na tentativa de explorar as causas do crime através da ótica da impunidade, além de procurar evidências acerca dos determinantes mais aparecem nas discussões. Graças ao uso de uma base de dados estadual foi possível avaliar fatores como policiamento e número de presos.

Existem fortes evidências de que os altos índices de violência são sustentados, em grande medida, pela impunidade. Ainda que as limitações desta medida possam resultar em críticas, em todas as especificações analisadas este indicador se mostrou significativo e com impactos diretos e indiretos sobre a violência nos Estados. Neste sentido, seria interessante buscar novas formas de mensurar a impunidade que não obstante carecer de estudos mais detalhados, mostrou ser um fator relevante para a explicar a violência.

Algumas variáveis demográficas também se mostram importantes na explicação do problema. Em particular, a densidade populacional desempenha um papel importante ao aumentar o anonimato dos criminosos e reduzir a fiscalização do comportamento individual. A proporção de jovens mostra-se também um fator importante, corroborando as conclusões de outros estudos. No entanto, estes fatores não fornecem uma explicação cabal para a violência.

Do ponto de vista de políticas públicas, os resultados sugerem que o combate à criminalidade não se dará apenas na esfera social ou demográfica. Há indícios suficientes que levem a crê que o problema no Brasil já superou esta etapa. Se as mazelas sociais foram o motivo de violência no passado, nos dias correntes este argumento não encontra amparo nas evidências empíricas. Argumentos do tipo maior repressão tampouco parecem fazer sentido. O problema atualmente está em reduzir o estímulo a conduta criminosa o que significa reformular, não só o sistema judiciário brasileiro, mas também a própria sociedade.

## REFERÊNCIAS

- Amin, M. C., Comim, F. V. & Iglesias, J. R. (2009), Crescimento econômico e criminalidade: refletindo sobre o desenvolvimento, in 'Anais do XXXVII Encontro Nacional de Economia', ANPEC - Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia.
- Andrade, M. V. & Lisboa, M. B. (2000), Desesperança de vida: homicídio em minas gerais, rio de janeiro e são paulo: 1981 a 1997, in J. ao Antonio de Paula & et alli, eds, 'Anais do IX Seminário sobre a Economia Mineira', Vol. 2, Cedeplar, Universidade Federal de Minas Gerais, pp. 775–808.
- Araújo Jr, A. F. & Fajnzylber, P. (2001), O que causa a criminalidade violenta no brasil? uma análise a partir do modelo econômico do crime: 1981 a 1996, Textos para Discussão Cedeplar-UFMG td162, Cedeplar, Universidade Federal de Minas Gerais.
- Beato Filho, C. C. (1999), 'Políticas públicas de segurança e a questão policial', *São Paulo em Perspectiva* **13**, 13–27.
- Becker, G. S. (1968), 'Crime and punishment: An economic approach', *Journal of Political Economy* **76**, 169.
- Cerqueira, D. & Lobão, W. (2004), 'Determinantes da criminalidade: arcabouços teóricos e resultados empíricos', *Dados* **47**, 233–269.
- Coelho, E. C. (1988), 'A criminalidade urbana violenta', *Dados* **31**(2), 145–183.
- Donohue, J. J. & Levitt, S. D. (1999), 'The impact of legalized abortion on crime', *Quarterly Journal of Economics* **CXVI**, 379–420.
- Elhorst, J. P. (2010a), Matlab software for spatial panels, in 'IVth World Conference of the Spatial Econometrics Association (SEA)', Chicago. URL <http://www.regroningen.nl/elhorst/>.
- Elhorst, J. P. (2010b), *Spatial Panel Data Models*, Vol. C.2, Springer, chapter 2, pp. 377–407.
- Elhorst, J. P. (2011), 'Dynamic spatial panels: models, methods, and inferences', *Journal of Geographical Systems* **14**, 5–28.
- Felson, M. (1994), *Crime and Everyday Life*, The Pine Forge Press social science library, Sage Publications.
- Gelfand, A. E. & Smith, A. F. M. (1990), 'Sampling-based approaches to calculating marginal densities', *Journal of the American Statistical Association* **85**(410), 398–409.
- Gusfield, J. R. (1984), *The culture of public problems: drinking-driving and the symbolic order*, University of Chicago Press.
- Hartung, G. C. & Pessoa, S. (2007), Fatores demográficos como determinantes da criminalidade, in 'Anais do XXXV Encontro Nacional de Economia', ANPEC - Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia.
- Hsiao, C. (2003), *Analysis of panel data*, Cambridge University Press.
- LeSage, J. P. & Pace, R. K. (2009), *Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press.
- LeSage, J. P. & Pace, R. K. (2010), The biggest myth in spatial econometrics, working papers series, Social Science Electronic Publishing.
- Lima, M. L. C., Ximenes, R. A. A., Souza, E. R., Luna, C. F., Fátima, M. & Albuquerque, P. M. (2005), 'Análise espacial dos determinantes socioeconômicos dos homicídios no estado de pernambuco', *Revista de Saúde Pública* **39**, 176–182.
- Mendonça, M. J. C. (2001), Um modelo de criminalidade para o caso brasileiro, in 'Anais do XXIX Encontro Nacional de Economia', ANPEC - Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia.
- Nadanovsky, P., Celeste, R. K., Wilson, M. & Daly, M. (2009), 'Homicide and impunity: an ecological analysis at state level in brazil', *Revista de Saúde Pública* **43**, 733–742.
- Nóbrega Jr, J. M. & Zaverucha, J. (2010), *Violência homicida no nordeste brasileiro: uma refutação às explicações baseadas na desigualdade e na pobreza*, 2009 ed., Edições Tempo Brasileiro.
- Oliveira, C. A. (2005), Criminalidade e o tamanho das cidades brasileiras: Um enfoque da economia do crime, in 'Anais do XXXIII Encontro Nacional de Economia', ANPEC - Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia.
- Pesaran, M. H. (2004), General diagnostic tests for cross section dependence in panels, Cambridge Working Papers in Economics 0435, Faculty of Economics, University of Cambridge.

- Resende, G. M., de Camargo, R. S., Mata, D. D., Carvalho, A. X. Y. & Cerqueira, D. (2007), *Dinâmica dos municípios*, IPEA, Brasília - DF, chapter Evolução Recente da Violência nos Municípios Brasileiros, pp. 209–244.
- Resende, J. P. & Andrade, M. V. (2011), ‘Crime social, castigo social: desigualdade de renda e taxas de criminalidade nos grandes municípios brasileiros’, *Estudos Econômicos (São Paulo)* **41**, 173–195.
- Sampson, R. J. & Lauritsen, J. L. (1994), *Violent victimization and offending: Individual-, situational-, and community-level risk factors*, Vol. 3, National Academy Press, Washington, D.C, pp. 1–114.
- Waiselfisz, J. J. (2011), Mapa da violência 2012: os novos padrões da violência homicida no Brasil, Technical report, Instituto Sangari, São Paulo, SP.
- Wilson, J. Q. (1983), *Thinking about crime*, Basic Books, New York, NY.
- Wooldridge, J. M. (2002), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 1 ed., The MIT Press.

PIMES, UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, CIDADE UNIVERSITÁRIA, RECIFE/PE, BRAZIL  
E-mail address, F. Uchôa: uchoa@email.com

PIMES, UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, CIDADE UNIVERSITÁRIA, RECIFE/PE, BRAZIL  
E-mail address, T. Menezes: tatianedemenezes@gmail.com