



Desenvolvimento Regional em Debate
ISSN: 2237-9029
valdir@unc.br
Universidade do Contestado
Brasil

Testando a hipótese de dependência espacial na taxa de crime dos municípios da Região Sul do Brasil

dos Anjos Júnior, Otoniel Rodrigues; Lombardi Filho, Stélio Coêlho; Ciríaco, Juliane da Silva; Silva, Magno Vamberto Batista da

Testando a hipótese de dependência espacial na taxa de crime dos municípios da Região Sul do Brasil

Desenvolvimento Regional em Debate, vol. 8, núm. 1, 2018

Universidade do Contestado, Brasil

Disponível em: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=570863988007>

DOI: <https://doi.org/10.24302/drd.v8i1.1708>

Testando a hipótese de dependência espacial na taxa de crime dos municípios da Região Sul do Brasil

Testing the space dependence hypothesis on crime rate of the municipalities of the South Region of Brazil

Otoniel Rodrigues dos Anjos Júnior
pbdosanjos@hotmail.com

Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Brasil

Stélio Coêlho Lombardi Filho stelio.filho@hotmail.com

Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Brasil

Juliane da Silva Ciríaco julianeciriac@hotmail.com

Universidade Federal do Ceará, Brasil

Magno Vamberto Batista da Silva magnobs@yahoo.com.br

Universidade Federal da Paraíba, Brasil

Desenvolvimento Regional em Debate,
vol. 8, núm. 1, 2018

Universidade do Contestado, Brasil

Recepção: 28 Janeiro 2018
Aprovação: 12 Março 2018

DOI: <https://doi.org/10.24302/drd.v8i1.1708>

Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=570863988007>

Resumo: Este artigo tem como objetivo testar a hipótese de dependência espacial na taxa de criminalidade dos municípios da região Sul do Brasil, no ano de 2012. Para tanto, utilizaram-se dados relativos aos homicídios provenientes do Sistema de Informação de Mortalidade (SIM-DATASUS), pertencente ao Ministério da Saúde, e variáveis do DATASUS e do Censo Demográfico. As análises descritivas revelaram que a criminalidade segue um determinado padrão comportamental quanto aos municípios em que a mesma ocorre. Com base na Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), observou-se que tanto o indicador de associação global quanto o local apontam indícios de não aleatoriedade do crime no espaço. A partir desse resultado, estimou-se o Modelo Clássico de Regressão Linear visando constatar tal dependência e, em seguida, o modelo econométrico-espacial SAR-MQ2E para a obtenção de estimativas mais precisas e robustas. Os resultados do modelo espacial mostraram que a criminalidade sulista está correlacionada ao crime passado, ao desemprego, à densidade demográfica, ao Índice de Desenvolvimento Humano e às diferenças individuais de cada Estado (captadas pela *dummies* de Estado).

Palavras-chave: Dependência Espacial, Crime, Região Sul.

Abstract: This paper aims to test the spatial dependence hypothesis on crime rate of the municipalities of the south region of Brazil in the year 2012. To this end, it were collected data from the Mortality Information System (SIM-DATASUS), belonging to the Ministry of Health, together with variables from DATASUS and the Demographic Census. Descriptive analyzes revealed that crime follows a certain behavioral pattern regarding the choice of the municipalities in which it occurs. Based on the Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA), it was observed that both the indicator of global and local association show evidence of the non-randomness of crime in space. From this result, it was estimated the Classical Linear Regression Model, aiming to verify such dependency, and then the SAR-MQ2E econometric-spatial model to obtain more accurate and robust estimates. The results of the spatial model showed that southern crime correlates with past crime, unemployment, demographic density, Human Development Index and individual differences in each state (captured by the state dummies).

Keywords: Spatial Dependence, Crime, South Region.

1 INTRODUÇÃO

Os elevados índices de criminalidade brasileira têm incomodado desde as populações mais carentes até aquelas de alto poder aquisitivo. A sensação de segurança não habita as ruas, nem tampouco as residências, e tal fato acaba diminuindo expressivamente o bem-estar dos indivíduos. Ao passo em que os índices de violência aumentam, a vida se torna mais complicada, pois os agentes necessitam fazer novas escolhas acerca de locais para lazer, estudos, trabalho, moradia, etc.

Weiselfisz (2012) usando taxa de homicídios por 100 mil habitantes como métrica para violência, mostra que entre 2000 e 2010, houve um relevante avanço desse indicador na maior parte das regiões do país: Norte (147,1%), Nordeste (96,1%), Sul (67,6%) e Centro-Oeste (24%). Apenas o Sudeste apresentou reduções significativas no decênio (-42,4%). Esse indicador de violência pode ser utilizado como boa medida da criminalidade de determinada região. Com isso em mente, destaca-se, ainda, que o aumento da criminalidade brasileira nesse período foi de aproximadamente 10%. Dados apenas da região Sul do país apontam que, no mesmo espaço de tempo, o estado do Paraná (103,2%) foi o mais afetado pelo incremento da criminalidade, seguido por Santa Catarina (90,3%) e Rio Grande do Sul (24%), respectivamente[1].

Considerando-se apenas as taxas de criminalidade por 100 mil habitantes, nota-se que na região Sul essa aumentou em 53,6%, entre 2000 e 2010, saindo de 15,3 para 23,6. Aparentemente, este avanço da violência foi puxado pelo estado do Paraná, que sofreu um expressivo aumento de 86% em sua taxa de violência no espaço de tempo analisado. Tanto os estados de Santa Catarina (12,9) quanto Rio Grande do Sul (19,3) apresentaram taxas menores que as observadas na região (WEISELFISZ, 2012). Relatórios construídos por órgãos internacionais, tais como a Organização Mundial da Saúde (OMS) e a Organização das Nações Unidas (ONU), sugerem que taxas de homicídios superior à de dez por grupo de 100 mil habitantes estão acima dos índices aceitáveis à boa sobrevivência humana, e se enquadram como epidêmicas.

Ao passo que a criminalidade da região Sudeste apresenta movimento relativamente monótono de declínio na última década, nota-se que as demais regiões passaram por incrementos relevantes com o passar do tempo. Neste contexto, o objetivo desse estudo é buscar encontrar o papel da região Sul nessa nova dinâmica apresentada pela criminalidade brasileira na última década. Colabora-se com a literatura especializada, pois se pretende explicar a problemática da criminalidade a partir de características existentes nos municípios como, por exemplo, as características socioeconômicas e populacional.

Como se sabe, o Brasil é mundialmente conhecido por suas dimensões territoriais. São cinco grandes regiões (Norte, Nordeste, Sul, Sudeste e Centro-Oeste), vinte seis Estados e um Distrito Federal. Em conjunto, formam um país com uma população que ultrapassa 200 milhões de habitantes, distribuídos em mais 5,5 mil municípios ao longo de seu território. Tais características acabam dificultando a implementação

eficiente de parte das políticas públicas e gerando regiões totalmente deficientes de bens públicos essenciais.

O Sul do país é a região que apresenta menor quantidade de Estados, sendo apenas três (Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul)[2]. De acordo com estimativas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2015) essa região concentra aproximadamente 15% da população brasileira[3]. Destaca-se que os Estados do Sul apresentam, atualmente, expressivo Índice de Desenvolvimento Humano (IDH). O menor IDH da região encontra-se no Rio Grande do Sul (0,746), seguido pelo Paraná (0,749) e, por fim, Santa Catarina (0,774). Entre 2000 e 2010 o Estado do Paraná (15,23%) foi o que apresentou o maior crescimento no IDH, sendo seguido por Santa Catarina (14,84%) e Rio Grande do Sul (12,35%), respectivamente.

Dados do IBGE (2014), mostram que a renda nominal mensal domiciliar *per capita* dos Estados dessa região é superior a encontrada na maior parte do país. O Rio Grande do Sul (R\$ 1.318), por exemplo, apresenta a maior renda *per capita* do Sul, seguido por Santa Catarina (R\$ 1.245) e, finalmente, o Estado do Paraná (R\$ 1.210). Em termos nacionais, tem-se que apenas a renda *per capita* do Estado de São Paulo (R\$ 1.432) e do Distrito Federal (R\$ 2.055) se sobrepõe a renda encontrada nos Estados da região Sul do Brasil.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A criminalidade pode ser explicada a partir de diversas correntes diferentes de pensamento. Uma série de pesquisas (MATSUEDA, 1982; BRUINSMA, 1992; MCCARTHY, 1996) defende, por meio da abordagem do Aprendizado Social, que o comportamento dos agentes é determinado tanto por suas experiências pessoais com relação a situações de conflitos, quanto por meio de interações entre indivíduos. Portanto, a decisão do indivíduo entre crime e não crime pode ser influenciada pelo simples contato com técnicas criminosas, existência de amigos envolvidos em atividades ilícitas, falta de supervisão familiar, dentre outros fatores.

Já a teoria do Controle Social (AGNEW, 1991; AGNEW; WHITE, 1992; JUNGER-TAS, 1992), por sua vez, acredita que a convivência individual, juntamente com a crença e os valores vigentes em consonância com o contrato social que vigora na sociedade, são as principais formas de impedimentos da entrada de indivíduos no mundo da criminalidade. Logo, a boa interação entre indivíduo e sociedade *via* contrato social, assim como o envolvimento do indivíduo no sistema social, auxilia no entendimento da abstenção de alguns indivíduos em cometer crimes.

Para a teoria do Autocontrole (GOTTFREDSON; HIRSCHI, 1990; GIBBS; GIEVER; MARTIN, 1998; POLAKOWSKI, 1994) alguns agentes não foram capazes de desenvolver mecanismos psicológicos de autocontrole. Tal fato acaba gerando distorções no comportamento e, conseqüentemente, desencadeia a persistente tendência de agir baseado exclusivamente em seus interesses, sem se preocupar com os custos de suas ações.

A teoria comumente discutida na Ciência Econômica é a chamada Abordagem da Escolha Racional, que defende que o indivíduo é capaz de tomar decisões entre mercado legal e ilegal baseado nos ganhos e nos custos de cada um destes setores. Tal abordagem teve como ponto de partida o artigo de Becker (1968). Em sua pesquisa, o aludido autor, parte da ideia do agente como otimizador, de modo que o indivíduo entra no setor que permitir maiores retornos líquidos de suas ações. A incorporação da racionalidade permitiu a elaboração de diversas pesquisas ao redor do mundo (EHRlich, 1973; HEINEKE, 1978; MESSNER, 1982; GROGGER, 1991; MESSNER; ROSENFELD, 1997; LAFREE, 1999; FAJNZYLBER; LEDERMAN; LOAYZA, 2002; ALMEIDA; HADDAD; HEWINGS, 2005; LOUREIRO; CARVALHO, 2006; ALMEIDA, 2007; SANTOS; KASSOUF, 2007; BORGES, 2009). Nota-se que é um caso especial de maximização de prazer sujeito aos custos de cada tomada de decisão individual. Logo, a bússola que indica em que setor da economia o agente deve implementar maiores energias é justamente o ganho líquido advindo da ação individual.

Para Fernandez e Pereira (2001), a introdução da racionalidade permitiu interpretar a criminalidade como um setor da economia. Assim, torna-se possível incorporar o raciocínio lógico e matemático para quantificar as perdas e ganhos de cada ação individual. Segundo McKenzie e Tullock (1975), a partir dos agentes racionais a quantidade de crime passou a ser determinada da mesma forma que a quantidade de qualquer outra atividade da economia.

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

Nesta seção discutem-se os procedimentos metodológicos empregados na pesquisa, demonstrando brevemente os fundamentos da análise exploratória de dados, os testes e procedimentos que permitem identificar padrões espaciais. Consolidando a análise, demonstram-se os passos empregados na estratégia empírica para estimação de modelos econométricos espaciais. Finalmente, na última parte da seção, traz-se informações sobre dados e variáveis da pesquisa.

3.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS ESPACIAIS

Antes de se fazer qualquer análise estatística mais sofisticada em dados espaciais, orienta-se a realização da chamada Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) (ANSELIN, 1999; FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002; ALMEIDA, 2012). A imbricação entre heterogeneidade e dependência espacial pode tornar o processo de especificação de modelos muito tedioso e, sobretudo, conduzir a especificações incorretas (ALMEIDA, 2012). Nesse contexto, a AEDE permite descrever e visualizar padrões espaciais, identificar localidades atípicas (*outliers* espaciais) e descobrir padrões de associação espacial

(clusters espaciais) (ANSELIN, 1999; ANSELIN, 2005; ALMEIDA, 2012).

A referida análise pode ser realizada a partir da estatística I de Moran. Esse indicador foi elaborado por Moran (1948) utilizando uma medida de autocovariância na forma de produto cruzado. Tal indicador pode ser representado por meio de um valor único representando o grau de associação espacial presente nos dados. Formalmente, o I de Moran Global pode ser expresso da seguinte forma:

$$I = \frac{N}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

Em que N

é o número de regiões, w_{ij}

são os elementos da matriz de pesos espaciais (W), y_{it}

é a observação na região i

no período t

e $\bar{y}_t$

é a média das observações entre as regiões no período t .

Conforme Anselin (1995), a matriz w

contempla as informações referentes à dependência espacial entre as N regiões i

. Os elementos w_{ij}

indicam a associação espacial entre as regiões i

e j

, sendo os elementos na diagonal principal iguais a zero. Tal estatística assume valores entre um (1

) e menos um (-1

), e quanto mais próximo de zero menor é essa dependência. Seu valor esperado igual a:

$$E[I] = -[1/(n-1)] \quad (2)$$

A equação (2) representa o valor obtido quando não há padrão espacial nos dados. Como visto, aproxima-se de zero quando o número de municípios aumenta ($n \rightarrow \infty$

). Nessa estatística, valores positivos de I que excedem $E[I]$

indicam autocorrelação espacial positiva, enquanto que valores I

abaixo do $E[I]$

sinalizam autocorrelação espacial negativa.

Entretanto, vale ressaltar que a utilização do teste de Moran Global pode deixar de captar padrões espaciais (*clusters* e *outliers*) em algumas regiões (ANSELIN, 1994). A análise da autocorrelação espacial local, por sua vez, pode ser efetuada utilizando-se o I de Moran Local, que é um indicador do tipo LISA (*Local Indicator of Spatial Association*). Segundo Anselin (1995), o I de Moran Local fornece indicação de *clusters* ou agrupamentos espaciais significativos de valores semelhantes em torno de certa observação. Neste contexto, o I de Moran Local para cada região i

e período t

pode ser expresso por: $I_i = \frac{(y_i - \bar{y}_t) \sum_j w_{ij} (y_j - \bar{y}_t)}{m_0}$ (3)

em que $m_0 = \frac{\sum_j (y_j - \bar{y}_t)^2}{N}$

Sendo assim, conforme a equação (3)

, valores positivos de I_i

devem indicar presença de agrupamentos de valores similares entre si. Por outro lado, valores negativos indicam presença de agrupamentos de valores relativamente dissimilares. Destaca-se que o resultado do I de Moran Local é um mapa temático composto por cores distintas. Interpreta-se tais resultados considerando os seguintes tipos de associação espacial: i) os *clusters* Alto-Alto, nos quais tem-se regiões que apresentam alto valor da variável em estudo circundadas por uma vizinhança em que o valor médio da mesma variável também é alto; ii) *clusters* Baixo-Baixo, nos quais tem-se regiões que apresentam baixo valor da variável em estudo circundadas por uma vizinhança em que o valor médio da mesma variável também é baixo; e iii) os *outliers* Baixo-Alto e Alto-Baixo.

Neste contexto, a AEDE deve funcionar como ponto de apoio para a estimação econométrica, pois possibilita *ex ante* a constatação de indícios de autocorrelação espacial, sendo que tal fato é devidamente confirmado apenas a partir das estimações dos modelos espaciais.

3.2 ECONOMETRIA ESPACIAL

A econometria tradicional apresenta limitações quando confrontada com problemas espaciais (ANSELIN, 1988). Interações entre regiões acabam ocasionando problemas nas estimativas dos parâmetros por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), de forma que essa dependência espacial redireciona o processo de estimação. Se a dependência atua sobre a variável dependente, então as estimativas serão viesadas e inconsistentes quando estimadas por MQO. No entanto, se afeta os erros, serão não viesadas e consistentes, porém ineficientes (ANSELIN, 1988; ALMEIDA, 2012).

Por outro lado, a econometria espacial difere da econometria convencional por considerar efeitos espaciais tanto na estimação quanto no teste de hipótese e previsão dos modelos (ALMEIDA, 2012). Essa abordagem permite incorporar determinados padrões de interação socioeconômica e certas características estruturais do sistema em estudo (ANSELIN, 1988; ANSELIN, 2003). Almeida (2012) destaca que tal procedimento estatístico é o mais indicado para investigar variáveis espacialmente densas ou intensivas. Nesse contexto, existe na literatura uma gama de processos espaciais globais, locais e mistos que especificam modelos apropriados para cada caso.

3.2.1 Modelo SAR

Os instrumentos da econometria espacial permitem modelar consistentemente os efeitos da interação entre distintas unidades geográficas. Através do modelo *Spatial Auto Regressive* (SAR) pode-se estimar globalmente os efeitos de transbordamentos que atuam sobre a variável dependente. Tal modelagem captura os efeitos advindos do processo de imitação inserido em determinado fenômeno (ALMEIDA, 2012). Kelejian e Prucha (2010) acreditam que esse modelo em sua forma mista exibe uma memória que é amortecida à medida em que o grau de

conectividade entre as regiões vai diminuindo. Logo, os impactos do efeito imitação perdem força ao passo que as unidades geográficas ficam mais distantes entre si.

LeSage e Pace (2009) apontam determinado processo de decomposição do efeito em que uma mudança na variável explicativa numa região afetará a própria região pelo efeito direto, mas poderá afetar também as demais regiões por meio do efeito indireto de maneira circular e realimentadora. Em sua forma algébrica, tem-se que esse modelo é dado por:

$$y = \rho W y + X \beta + \varepsilon \quad (4)$$

em que $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$

Sinteticamente, a variável dependente da região i está correlacionada espacialmente com a variável dependente da região j . Tal processo possui seu transbordamento capturado em ρ

mediante defasagem espacial da variável dependente $W y$.

O modelo SAR representa um equilíbrio de longo prazo de um processo dinâmico em que decisões tomadas por agentes econômicos em períodos passados influenciam as decisões dos agentes no presente (LESAGE; PACE, 2009).

3.2.2 Modelo SEM

Outra forma global de modelar a dependência espacial é o *Spatial Error Models* (SEM). Sua utilidade está associada à incapacidade de modelar toda fonte da dependência espacial (DARMOFAL, 2006). Logo, essa dependência espacial não modelada pode se manifestar no padrão do erro aleatório entre regiões vizinhas. Dessa forma, tem-se que:

$$y = X \beta + \lambda W \varepsilon + \varepsilon \quad (5)$$

em que $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$

Um choque na região i afeta os vizinhos, e os vizinhos dos vizinhos por intermédio das potências de W

, e, algumas vezes, volta a afetar a região i novamente, porém, agora, com efeito amortecido (ALMEIDA, 2012). O coeficiente espacial (λ)

) autorregressivo mede o grau de dependência espacial no termo de erro, e determinado choque se espalha com intensidade decrescente à medida que se afasta do epicentro.

3.2.3 Modelo SAC

O modelo espacial global *Spatial Mixed Regressive Auto-Regressive Complete* (SAC) também possibilita avaliar a dependência espacial. Tal modelo possui características que possibilitam identificar o efeito contágio agindo sobre o processo de transbordamento de determinado fenômeno (ALMEIDA, 2012). Assim, tem-se:

$$y = \rho W_1 y + X \beta + \lambda W_2 \varepsilon + \varepsilon \quad (6)$$

em que $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$

Nesse modelo, os parâmetros $|\rho| < 1$

e $|\lambda| < 1$

evitam comportamento instável. Para determinada matriz w , o fato de $|\lambda| < 1$ permite que a intensidade do processo de determinada variável seja decrescente ao longo da região atingida por um choque.

Como visto, as três especificações expostas anteriormente se destacam por serem capazes de modelar consistentemente os efeitos dos transbordamentos espaciais nos dados. No entanto, deve-se utilizar estatísticas específicas como as de Multiplicador de Lagrange e Multiplicador de Lagrange Robusto para eleger o modelo mais adequado. Caso a dependência esteja agindo sobre a variável dependente do modelo, a especificação mais indicada deverá ser o SAR. Por outro lado, quando a dependência espacial atinge os efeitos não modelados (erros) o mais indicado é o SEM. Por fim, pode-se ter o caso em que a dependência espacial afeta tanto a variável dependente quanto os erros, nesse caso, deve-se utilizar a modelagem SAC.

3.3 BASE DE DADOS

Os dados referentes aos homicídios ocorridos nos municípios sulistas no ano de 2012 são oriundos do Sistema de Informação de Mortalidade (SIM), atrelado ao Ministério da Saúde. Os óbitos aqui considerados são aqueles provenientes de mortes por agressão (X85-Y09) considerando o local de ocorrência. Utiliza-se a variável homicídios como *proxy* para representar a criminalidade, uma vez que tal variável possui expressiva taxa de reportagem comparativamente aos demais delitos. Além disso, uma série de órgãos internacionais, como a Organização Mundial da Saúde (OMS) e a Organização das Nações Unidas (ONU), e nacionais, como a Secretaria Nacional de Segurança Pública (SENASP) e as Secretarias Estaduais de Segurança Pública, usam tal indicador para mensurar o nível de violência:

$$Crime_{rate} = \left(\frac{M_{it}}{N_{it}} \right) * 100 \text{ mil} \quad (7)$$

Em que os subscritos i

e t

representam a região e o tempo respectivamente; $Crime$

é a taxa de morte por 100 mil habitantes do município; M

é o número de mortes do município e N

a população. As demais variáveis utilizadas na pesquisa, suas características, fonte do dado e sinal esperado estão expostas no Quadro 1.

Variável Dependente	Variável	Sinal
Taxa de Criminalidade dos Municípios (<i>TxCrime</i>)	Número de homicídios por 100 mil habitantes (SIM-DATASUS, 2012)	
Variáveis Explicativas	Característica	Sinal
Inércia da Criminalidade (<i>Inércia</i>)	Captar a influência da criminalidade passada sobre a presente (DATASUS, 2011)	+
Taxa de Desemprego (<i>TxDesem</i>)	Captar a influência do mercado de trabalho sobre as taxas de criminalidade (IBGE, 2011).	+
Densidade Demográfica (<i>DenDem</i>)	Captar a influência dos fatores populacionais sobre a criminalidade (IBGE, 2010).	+
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)	Captar a influência dos aspectos relacionados ao longo prazo (renda, educação e saúde) sobre a criminalidade (IBGE, 2010).	-
Dummies-Estaduais (<i>DumSC</i>) e (<i>DumRS</i>)	Captar possíveis diferenças na taxa de criminalidade dos estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul em relação ao Paraná.	-

Quadro 1

– Variáveis da Pesquisa

Fonte: Elaboração dos autores

Primeiramente, a inércia da criminalidade busca verificar como a criminalidade passada afeta a criminalidade no período corrente. Em seguida, tem-se a taxa de desemprego. Como se sabe, maiores oportunidades de emprego reduzem a necessidade de se cometer crimes para adquirir os meios de subsistência. Dessa forma, a fim de mensurar como indicadores do mercado de trabalho influenciam a criminalidade, a taxa de desemprego entre indivíduos maiores de 16 anos de idade, de cada estado, foi considerada neste estudo.

A densidade demográfica, por sua vez, é medida pela razão entre o número de pessoas residentes no município e a sua área total. A inclusão desta variável tem por objetivo identificar se municípios com maior concentração territorial estão associados a taxas de homicídios mais elevadas. Por fim, à inclusão do Índice de Desenvolvimento Humano, busca captar aspectos de qualidade de vida no longo prazo enquanto as *dummies* controlam a heterogeneidade existente entre os Estados.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesta seção são descritos os resultados da pesquisa. Inicialmente, tem-se as estatísticas descritivas e os resultados da AEDE. Em seguida, discutem-se os principais resultados das estimações dos modelos econométricos.

4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA

Avaliar o comportamento criminoso não é nada corriqueiro, uma vez que aquele que cometeu o crime raramente encontra motivações para dar informações detalhadas a seu respeito. Resta aos formuladores de políticas públicas encontrar outros mecanismos de mapear a ação criminoso. Assim, encontrar padrões comportamentais da criminalidade e/ou na forma de agir dos criminosos pode servir como valiosa fonte de informação para *ranquear* áreas de maior ou menor incidência de delitos. A literatura especializada aponta que o comportamento ilícito raramente

é aleatório, e as taxas de crime de determinada região tem forte ligação com o período imediatamente anterior (SAH, 1991).

A Tabela 1 apresenta os dez municípios com maiores taxas de homicídios na região Sul do Brasil. Como pode ser visto, o estado do Paraná apresenta a maior parte, 90% [4], dos municípios mais violentos da região, seguido pelo Rio Grande do Sul (10%). Entre os mais violentos do Paraná, quatro (Pitangueiras, Tamarana, Sarandi, Cafeara) pertencem à mesorregião Norte Central Paranaense, enquanto os demais municípios são espalhados entre as demais mesorregiões do Estado. Já na Tabela 2, tem-se os municípios com as maiores taxas de homicídios por Estado. As taxas de mortalidade de tais municípios são relativamente altas comparadas àquelas indicadas pela OMS, sugerindo que estas podem ser consideradas epidêmicas.

A respeito da dispersão da criminalidade no espaço, é possível constatar que parte relevante dos municípios que apresentam taxas elevadas de criminalidade possuem alguma relação de vizinhança entre si. No estado do Paraná, por exemplo, nota-se que cinco municípios estão situados na mesorregião do Norte Central Paranaense (Pitangueiras, Tamarana, Sarandi, Cafeara e Florestópolis). No Rio Grande do Sul, são três municípios (Alvorada, Cidreira, Capão da Canoa), entre os dez de maior violência, pertencentes à mesorregião Metropolitana de Porto Alegre, e sete (Cotiporã, Protásio Alves, Putinga, Alpestre, Gentil, Vicente Dutra, Itatiba do Sul) na mesorregião Noroeste Rio-grandense. Já no Estado de Santa Catarina, são cinco (Macieira, Jupiá, Bom Jesus, Ponte Serrada, Matos Costa) na mesorregião do Oeste Catarinense, e dois na mesorregião Sul Catarinense (Passo de Torres e Meleiro), respectivamente.

Município	Estado	Mesorregião	Taxa de Homicídio
Campina Grande do Sul	PR	Curitiba	106,59
Pitangueiras	PR	Norte Central Paranaense	104,38
Campina do Simão	PR	Centro-Sul Paranaense	99,18
Tamarana	PR	Norte Central Paranaense	94,88
Guaira	PR	Oeste Paranaense	80,61
Saudade do Iguaçu	PR	Sudoeste Paranaense	78,55
Cotiporã	RS	Nordeste Rio-grandense	77,10
Sarandi	PR	Norte Central Paranaense	76,86
Alto Paraíso	PR	Noroeste Paranaense	75,93
Cafeara	PR	Norte Central Paranaense	73,34

Tabela 1

– Municípios com maiores taxas de homicídios da Região Sul (2012)

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa. Nota: selecionados apenas os dez municípios de maior taxa de homicídios por 100 mil habitantes.

As informações expostas até o presente sugerem existência de comportamento não aleatório nas taxas de criminalidade da região Sul. Em todos os Estados é possível encontrar municípios vizinhos entre si com elevadas taxas de criminalidade. Tal fato merece ser melhor estudado, uma vez que, aparentemente, os criminosos agem, preferencialmente, em determinado grupo de municípios em detrimento de outros. Assim, parece existir um conjunto de municípios que apresentam características que favorecem a prática criminosa. Esses fatos podem ocorrer devido a características locais (nível de renda, demografia, nível

de desenvolvimento, mercado de trabalho, entre outros) ou geográficas (facilidade de fugas como fronteiras, matas e becos) de cada ambiente analisado.

Paraná		Rio Grande do Sul		Santa Catarina	
Município	Taxas	Município	Taxas	Município	Taxas
Campina Grande do Sul	106,59	Cotiporã	77,10	Paial	58,14
Pitangueiras	104,38	Alvorada	70,91	Macieira	55,10
Campina do Simão	99,18	Cidreira	67,98	Campo Belo do Sul	54,07
Tamarana	94,88	Alpestre	65,03	Camboriú	48,84
Guaira	80,61	Gentil	60,13	Jupiã	46,77
Saudade do Iguaçu	78,55	Vicente Dutra	58,16	Passo de Torres	43,08
Sarandi	76,86	Protásio Alves	50,40	Meleiro	42,93
Alto Paraíso	75,93	Capão da Canoa	50,25	Bom Jesus	38,48
Cafeara	73,34	Itatiba do Sul	49,90	Ponte Serrada	36,03
Florestópolis	72,23	Putinga	48,94	Matos Costa	35,92

Tabela 2

– Municípios com maiores taxas de homicídios distribuídos por Estados (2012)

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa. Nota1: selecionados apenas os dez municípios de maior taxa de homicídios por 100 mil habitantes de cada Estado.

O Gráfico 1 foi elaborado considerando as 100 maiores taxas de violência de cada estado da Região Sul. Como visto, os municípios paranaenses apresentam as maiores taxas de mortalidade da região, seguido pelos municípios do Rio Grande do Sul e de Santa Catarina. Mais detalhadamente, as taxas de criminalidade vigentes no estado do Rio Grande do Sul e Santa Catarina, são, respectivamente 60% e 40% das que atingem o estado do Paraná.

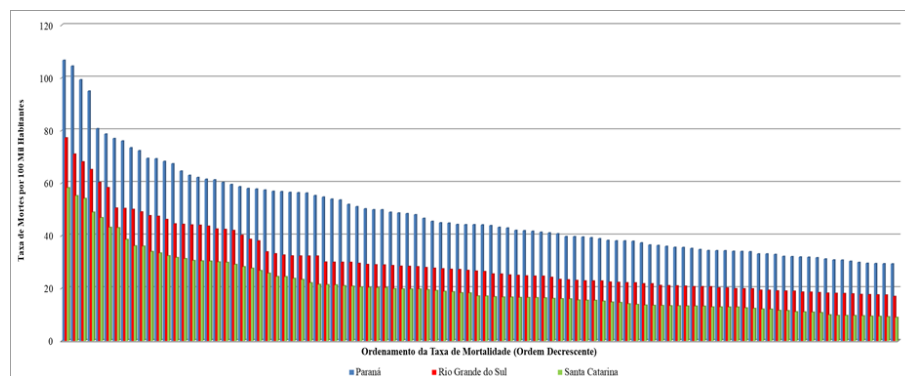


Gráfico 1

– Os 100 municípios mais violentos de cada Estado da região Sul (2012)

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa. Nota1: selecionados os 100 municípios de maior taxa de homicídios por 100 mil habitantes de cada Estado

4.2 TESTANDO A HIPÓTESE DE DEPENDÊNCIA ESPACIAL GLOBAL E LOCAL

Identificar a ocorrência de dependência espacial é um procedimento essencial, dado que fomenta os demais passos da análise estatística avançada. Nesta pesquisa, as estatísticas espaciais (local, global e modelos econométricos) foram obtidas considerando-se uma matriz de vizinhança do tipo *Queen* normalizada na linha[5]. Portanto, utiliza-se a matriz binária de pesos espaciais (.) que atribui valor 1 (um) para o caso em que dois municípios são vizinhos, e valor 0 (zero) no caso contrário.

A Tabela 3 apresenta o valor da estatística do I de Moran Global, referente à taxa de criminalidade dos municípios sulistas. Como pode ser visto, é possível rejeitar a 1% de pseudo-significância a hipótese nula de aleatoriedade espacial dos dados. Dessa forma, essa estatística aponta indícios de dependência espacial da criminalidade.

Indicador	Valor da Estatística	P - valor
Taxa de Crime (por mil habitantes)	0,245	0,000

Tabela 3

– I de Moran Global

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa

Dada a insuficiência do indicador global de capturar padrões locais, recorre-se a um indicador *LISA* (ANSELIN, 1995; ALMEIDA, 2012). Em tempo, salienta-se que o resultado do teste de Moran local é um mapa temático (Figura 1).

Dentre os municípios que apresentaram autocorrelação espacial em sua taxa de criminalidade, a maior parte está no estado do Paraná (44,95%), seguido pelo Rio Grande do Sul (34,49%) e, por fim, Santa Catarina (21,59%). Nota-se que 39,45% dos casos apresentam *clusters* do tipo Alto-Alto, com foco de incidência no Paraná (82,56%). Também é possível observar que 36,7% dos municípios formam *clusters* do tipo Baixo-Baixo, ou seja, municípios com baixas taxas de crime cercados por outros com baixas taxas de crime, tendo a seguinte ordenação: Rio Grande do Sul (52,50%), Santa Catarina (46,25%) e Paraná (0,13%).

Apesar de aparecer com menor intensidade, a relações Baixo-Alto (13,30%) e a Alto-Baixo (10,55%), os chamados *outliers* espaciais, representam municípios com dados relativamente dissimilares entre si. São municípios com baixas taxas de criminalidade circundados por municípios de altas taxas, ou municípios com altas taxas de criminalidade circundados por outros com baixas taxas. A concentração dos municípios do tipo Alto-Baixo se dá da seguinte forma: Rio Grande do Sul (65,22%), Santa Catarina (26,09%) e Paraná (8,70%) respectivamente. Por sua vez, a maior incidência da relação do tipo Baixo-Alto acontece no Paraná (82,76%), Rio Grande do Sul (10,35%) e Santa Catarina (6,90%) nessa ordem.

Os testes realizados até o presente sugerem indícios de autocorrelação espacial tanto global (Tabela 3) quanto local (Figura 1), sinalizando a necessidade de se levar em conta a dependência espacial dos dados[6]. No Paraná, por exemplo, tem-se diversas mesorregiões com municípios formando *clusters* do tipo Alto-Alto: Metropolitana de Curitiba (25 municípios), Oeste Paranaense (19 municípios), Norte Central Paranaense (11 municípios), Centro Sul Paranaense (8 municípios), Noroeste Paranaense (3 municípios), Centro Ocidental Paranaense (3 municípios), Sudeste Paranaense e Sudoeste Paranaense (2 municípios cada).

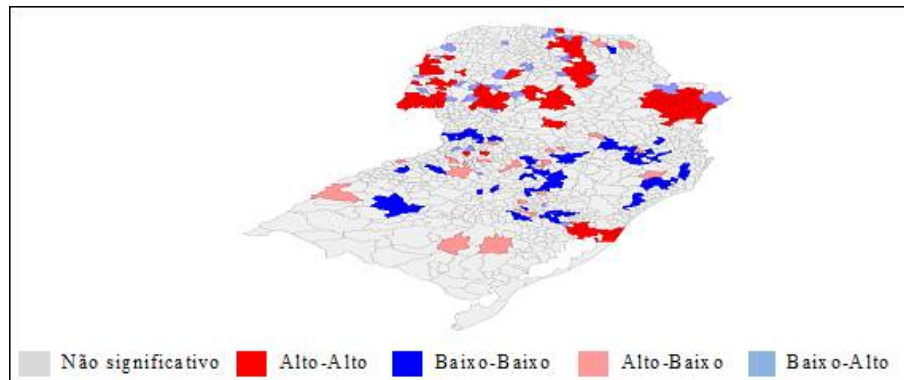


Figura 1

LISA Taxa de criminalidade dos municípios sulistas em 2012

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa

Existe, ainda, uma série de *clusters* de municípios do tipo Baixo-Alto em diferentes mesorregiões do mesmo estado: Centro Ocidental Paranaense (3 municípios), Centro Oriental Paranaense (1 município), Centro Sul Paranaense (1 município), metropolitana de Curitiba (2 municípios), Noroeste Paranaense (3 municípios), Norte Central Paranaense (6 municípios), Norte Pioneiro Paranaense (1 município), Sudoeste Paranaense (1 município) e Oeste Paranaense (6 municípios).

Em Santa Catarina também há focos de municípios em diversas mesorregiões com relação Alto-Baixo: Oeste Catarinense (3 municípios), Norte Catarinense (1 município), Vale do Itajaí (1 município) e na mesorregião Serrana (1 município). Já os pontos Baixo-Baixo estão em municípios das seguintes mesorregiões: Vale do Itajaí (9 municípios), Oeste Catarinense ((14 municípios)), Sul Catarinense (8 municípios), Serrana (4 municípios) e na Grande Florianópolis (2 municípios).

Já o Rio Grande do Sul são diversos municípios do tipo Alto-Baixo ocupando uma série de mesorregiões: Centro Oriental Rio-Grandense (2 municípios), Nordeste Rio-Grandense (2 municípios), Noroeste Rio-Grandense (8 municípios), Sudeste Rio-Grandense (2 municípios) e Sudoeste Rio-Grandense (município).

A relação Baixo-Baixo aparece com significativa frequência na mesorregião Metropolitana de Porto Alegre (14 municípios), mesorregião Noroeste Rio-Grandense (17 municípios), Nordeste Rio-Grandense (5 municípios), Centro Ocidental Rio-Grandense (3 municípios), Centro Oriental Rio-Grandense (2 municípios), respectivamente.

Diante do exposto, destaca-se que a região Sul divide fronteiras com algumas nações (Argentina, Paraguai e Uruguai) do cone Sul, e possui proximidade com diversas Metrôpoles Sul Americanas (São Paulo, Buenos Aires, Assunção, Montevideu entre outras). Portanto, essas estatísticas espaciais devem ser vistas com bastante cautela uma vez que podem estar sendo influenciadas por fatores não incorporados na pesquisa como migração da criminalidade dessas metrôpoles em direção aos municípios do sul do Brasil.

4.3 RESULTADOS DOS MODELOS ESTIMADOS

Na Tabela 4 tem-se os resultados das estimativas dos modelos econométricos. Primeiramente, estimou-se o Modelo Clássico de Regressão Linear (MCRL). Verifica-se que os resultados dessa estimação indicam a presença de autocorrelação espacial nos resíduos ($I = 0,081$

). Neste caso, dada a possível existência de aglomerados espaciais, torna-se necessário a estimação de modelos espaciais de alcance global. O modelo mais adequado será aquele que não apresentar qualquer evidência de autocorrelação espacial em seus resíduos.

Os resultados do teste do Multiplicador de Lagrange são suficientes para identificar se a dependência espacial ocorre na defasagem ou nos erros (ALMEIDA, 2012). No entanto, podem-se utilizar outras técnicas como, por exemplo, considerar adequado o modelo que apresentar menores critérios de informação de Akaike (*AIC*) e Schwarz (*BIC*), bem como maior valor da função de verossimilhança (*LIK*).

A estimação do modelo espacial poderá fundamentar-se na especificação proposta por Kelejian e Prucha (1999) o qual incorpora mecanismos de correção para heterocedasticidade e autocorrelação espacial (HAC). Adicionalmente, para realizar tal procedimento, adota-se uma matriz de Kernel (HAC) do tipo Barlett triangular.

	MCRL	SAR (MV) ¹	SEM (MV)	SAC (MV)	SAR (MQ2E) ²
	Coefficiente	Coefficiente	Coefficiente	Coefficiente	Coefficiente
Constante	14,018* (0,076)	1,207 (0,883)	14,676* (0,079)	2,108 (0,758)	8,326 (0,287)
ρ	-	0,507*** (0,000)	-	0,461*** (0,000)	0,225*** (0,000)
λ	-	-	0,209*** (0,000)	-0,347** (0,003)	-
Inércia da Criminalidade no Tempo	0,248*** (0,000)	0,201*** (0,000)	0,225*** (0,000)	0,216*** (0,000)	0,227*** (0,000)
Taxa de desemprego entre indivíduos maior de 16 anos	1,069*** (0,000)	0,967*** (0,000)	1,170*** (0,000)	0,780*** (0,000)	1,024*** (0,000)
Densidade Demográfica Municipal	0,010*** (0,000)	0,006** (0,003)	0,010*** (0,000)	0,007*** (0,000)	0,010*** (0,000)
Índice de Desenvolvimento Humano	-5,901 (0,596)	0,112 (0,992)	-7,004 (0,555)	1,013 (0,913)	-3,229* (0,0767)
Dummy Santa Catarina	-7,359*** (0,000)	-2,406 (0,135)	-7,433*** (0,000)	-2,990*** (0,000)	-5,158*** (0,000)
Dummy Rio Grande do Sul	-7,096*** (0,000)	-2,245 (0,125)	-7,003*** (0,000)	-2,954*** (0,000)	-4,494*** (0,000)
Estatísticas					
AIC	9520,580	-8692,780	-8701,121	-8688,123	-
BIC	9555,970	-8738,278	-8746,619	-8738,676	-
LIK	-4753,290	4337,390	4341,560	4334,062	-
I de Moran Global do MCRL	0,081*** (0,000)	-	-	-	-

Tabela 4

– Estimativas dos Modelos Econométricos

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa. Notas: *** significante ao nível de 1%. ** significante ao nível de 5%. * significante ao nível de 10%.

A partir do teste de dependência espacial de Moran (Tabela 5) efetuado nos resíduos de cada modelo espacial estimado, percebe-se que o modelo mais robusto para avaliar consistentemente a distribuição espacial da criminalidade nos municípios do Sul é o SAR (MQ2E). Tal modelagem foi a única na qual não é possível rejeitar a hipótese nula de aleatoriedade

espacial, sendo capaz de controlar toda a fonte de dependência espacial dos resíduos, além de levar em conta a heterocedasticidade. Por esta razão, apenas os resultados desse modelo serão discutidos.

Indicador	Valor da Estatística	P-Valor
Resíduos do SAR (MV)	-0,014	0,000
Resíduos do SAR (MQ2E)	-0,117	0,478
Resíduos do SEM	0,087	0,000
Resíduos do SAC	-0,105	0,000

Tabela 5

– Teste de Autocorrelação Espacial dos Resíduos dos Modelos Espaciais Estimados

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

O valor apresentado pelo coeficiente autorregressivo ($\rho = 0,225$) do modelo SAR (MQ2E) sugere, sobretudo, que a criminalidade dos municípios do Sul pode estar sendo influenciada positivamente pelos resultados encontrados em suas respectivas vizinhanças. Com ρ

maior que zero, os dados parecem ser similares entre si. Portanto, ambientes com alta taxa de criminalidade estão, em média, mais próximos a outros municípios que também apresentam altas taxas. Por sua vez, locais de baixa incidência de criminalidade se relacionam, frequentemente, com outros que também apresentam baixa incidência.

O modelo SAR possui coeficientes relativamente complexos de interpretar (ALMEIDA, 2012). LeSage e Pace (2009) afirmam que num modelo com essas características, têm-se que as mudanças na variável explicativa de determinada região afetam a própria região por meio do efeito direto, mas poderá atingir o valor da variável dependente em todas as regiões vizinhas por meio do efeito indireto. Assim, o efeito marginal total, expresso na Tabela 6, é a soma do efeito marginal direto com o indireto.

A partir dos coeficientes estimados na Tabela 4 pôde-se verificar-se que todas as variáveis apresentaram sinal esperado e significância estatística. Começando pelo efeito da inércia sobre a criminalidade, este pode ser entendido como o impacto da criminalidade passada sobre a criminalidade do presente, ou seja, o crime *ex-ante* gerando crime *ex-post*. As decisões tomadas no período corrente podem estar sendo influenciadas por decisões de outros agentes em períodos prévios em uma espécie de efeito imitação. Santos (2009) mostra que o efeito inercial pode transferir aproximadamente metade dos crimes de um ano para outro. Nesse sentido, os achados são consensuais em concordar que parte significativa da criminalidade do período atual é reflexo da criminalidade do período passado (SAH, 1991; FERNANDEZ; PEREIRA, 2001; SACHSIDA; LOUREIRO; GUTIERREZ, 2010). Na presente pesquisa o efeito inercial é significativo, de modo que tanto seu efeito direto (0,227) quanto indireto (0,66) parecem surtir impacto positivo sobre a taxa de criminalidade.

Em relação à taxa de desemprego, a maior parte da literatura acredita na existência de relação positiva com a taxa de criminalidade (FREEMAN, 1994; GOULD; WEINBERG; MUSTARD, 2002; MACHIN; MEGHIR, 2004). De acordo com os resultados do modelo,

a taxa de desemprego parece afetar taxa de criminalidade na região Sul. Esse fenômeno é observado por meio do efeito direto (1,024) e indireto (0,297), gerando um expressivo impacto marginal total (1,321). Em tais circunstâncias, tem-se a taxa de desemprego afetando, por um lado, a taxa de criminalidade do próprio município, mas também dos municípios vizinhos.

Variável Explicativa	Efeito Direto	Efeito Indireto	Efeito Total ⁱ
Inércia da Criminalidade no Tempo	0,227*** (0,000)	0,066** (0,017)	0,293** (0,018)
Taxa de desemprego (pessoas > 16 anos)	1,024*** (0,000)	0,297** (0,018)	1,321** (0,018)
Densidade Demográfica Municipal	0,010*** (0,000)	0,003** (0,017)	0,013*** (0,017)
Índice de Desenvolvimento Humano	-3,229* (0,0767)	-0,937* (0,0878)	-4,166* (0,0878)
Dummy Santa Catarina	-5,158*** (0,000)	-1,498** (0,018)	-6,656** (0,018)
Dummy Rio Grande do Sul	-4,494*** (0,000)	-1,305** (0,017)	-5,799** (0,018)

Tabela 6

– Efeitos Marginais do Modelo SAR (MQ2E)

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da pesquisa. Notas: *** significativo ao nível de 1%.

** significativo ao nível de 5%. * significativo ao nível de 10%. Para encontrar os desvios-padrões dos coeficientes e seus respectivos p-valores foram feitas 1000 amostras aleatórias e supondo distribuição normal.

Conforme esperado, o IDH apresenta relação inversa com a criminalidade. Logo, quanto mais desenvolvido for a localidade nas dimensões renda, educação e saúde, menor tendem a ser as suas taxas de homicídios. Ademais, o coeficiente desta variável apresentou um elevado efeito marginal, tanto direto quanto indireto.

A criminalidade é considerada um fenômeno eminentemente urbano, uma vez que a interação humana no espaço é fundamental no processo de geração e proliferação de crimes. Uma série de estudos apontam aspectos populacionais como primordiais para entender a dinâmica da atividade criminoso (ARAÚJO; FAJNZYLBER, 2001; SANTOS; KASSOUF, 2007; SACHSIDA; LOUREIRO; GUTIERREZ, 2010). Geralmente, entende-se que maiores densidades populacionais estão relacionadas a ambientes mais urbanizados e passíveis de maiores taxas de crimes.

Como visto, a densidade demográfica apresenta valor relativamente baixo em seu efeito marginal (0,013) desencadeando em reduzido efeito marginal direto (0,010) e indireto (0,003). Apesar de baixos, devem ser considerados uma vez que essa variável é bastante destacada na literatura e sua importância não pode ser negligenciada. Nesse sentido, Cano e Santos (2000) apontam que quanto maior a urbanização, menor a probabilidades de identificação e prisão dos criminosos. Em locais maior densidade populacional, aumenta-se as chances de impunidade, uma vez que aumenta a possibilidade de anonimato e fuga. Segundo Glaeser, Sacerdote e Scheinkman (1996), a urbanização facilita a interação entre grupos criminosos e melhora o processo de aprendizagem do crime com as trocas de informações.

Por fim, as *dummies* estaduais em relação ao estado do Paraná sugerem tanto em Santa Catarina quanto no Rio Grande do Sul a existência de diferenciais de criminalidades negativas. Sendo assim, as características locais desses estados parecem afetar negativamente o comportamento

da criminalidade em uma espécie de efeito redutor por fatores não observáveis.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo buscou analisar os determinantes da criminalidade na região Sul do Brasil. Para tanto, empregou-se os procedimentos oriundos da econometria espacial, uma vez que a autocorrelação constatada impossibilitou a utilização dos mecanismos do MCRL.

A dependência espacial pôde ser constatada global e localmente. O indicador LISA apontou que 76,15% das taxas de criminalidade significantes são mais similares entre si. Por outro lado, 39,45% dos municípios significantes possuem relação Alto-Alto e 36,70% Baixo-Baixo. Entre os mais dissimilares entre si (23,85%) tem-se que 10,55% são do tipo Alto-Baixo e os demais 13,30% Baixo-Alto.

Estimou-se os modelos espaciais SAR (MV), SEM, SAC e SAR (MQ2E), e baseado em critérios estatísticos, elegeu-se o último como adequado para tratar os efeitos espaciais agindo sobre a criminalidade dos municípios sulistas. Todas as variáveis explicativas utilizadas no modelo econométrico apresentaram significância estatística e sinal esperado, em conformidade com a literatura especializada. A inércia da criminalidade, a taxa de desemprego e a densidade demográfica parecem impactar positivamente a criminalidade do Sul. Já o IDH, juntamente com as características inerentes tanto ao estado de Santa Catarina quanto do Rio Grande do Sul, aparentemente puxa para baixo suas respectivas taxas de criminalidade.

A abordagem econométrica empregada permitiu avanços e contribuições à literatura atual uma vez que possibilita incorporar à análise os efeitos dos transbordamentos espaciais. Com isso, verificou-se o papel exercido pelo efeito da imitação sobre a criminalidade, em nível municipal e levando em consideração características socioeconômicas e populacional dos municípios. Os achados sugerem que a criminalidade pode estar se espalhando no espaço sulista por meio da influência de grupos criminosos, mas apoiada por pioras nos indicadores econômicos, sociais e demográficos. Além disso, a modelagem permitiu verificar que existe influência de decisões tomadas por agentes no passado, mas que podem estar afetando as decisões entre crime e não crime no presente.

Por fim, destaca-se que as medidas de combate ao crime não podem ser elaboradas sem levar em consideração variáveis socioeconômicas e demográficas como as expressas na presente pesquisa. Não sendo assim, as políticas de segurança pública podem não surtir qualquer efeito ou serem simplesmente incapazes de atingir os resultados necessários.

Para avanços futuros, sugerem-se pesquisas que capturem características fundamentais desse conjunto de estados e compará-las as de estados de outras regiões. No mais, pode-se avançar para análises que possam capturar o impacto das fronteiras internacionais sobre essa criminalidade, pois tais avanços podem permitir entender melhor essa dinâmica do crime na região.

REFERÊNCIAS

- AGNEW, R. A. Longitudinal test of social control theory and delinquency. **Journal of Research in Crime and Delinquency**, v. 28, p. 126-156, 1991.
- AGNEW, R.; WHITE, H. R. An empirical test of general strain theory. **Criminology**, v. 30, n. 4, p. 475-499, 1992.
- ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campinas: Alínea, 2012.
- ALMEIDA, E S.; HADDAD, E. A.; HEWINGS, G. J. S. The spatial patterns of crime in Minas Gerais: an exploratory analysis. **Economia Aplicada**, v. 9, n. 1, p. 1-27, 2005.
- ALMEIDA, M. A. S. **Análise exploratória e modelo explicativo da criminalidade no Estado de São Paulo: interação espacial**. São Paulo, Dissertação (Mestrado em Economia) – UNESP, 2007.
- ANSELIN, L. **Spatial econometrics: methods and models**. Kluwer Academic Publishers: Santa Bárbara, 1988.
- ANSELIN, L. Exploratory spatial data analysis and geographic information systems. In: PAINHO, M. (Ed.). **New tools for spatial analysis: proceedings of the workshop**. Luxemburgo: Euro Stat, p.45-54, 1994.
- ANSELIN, L. Local indicator of spatial association – LISA. **Geographical Analysis**, v.27, n. 3, p. 93-115, 1995.
- ANSELIN, L. Interactive Techniques and Exploratory Spatial Data Analysis. In LONGLEY, P. A.; GOODCHILD, M. F.; MAGUIRE, D. J.; RHIND, D. W. (Eds.). **New developments in geographical information systems: principles, techniques, management and applications**. University of California, Santa Barbara, 1999. p. 253-266
- ANSELIN, L. Spatial externalities, spatial multipliers and spatial econometrics. **International Regional Science Review**, v.26, n. 2, p. 153-166, 2003.
- ANSELIN, L. **Exploring Spatial Data with GeoDa: a workbook**. University of Illinois: Center for Spatially Integrated Social Science, 2005.
- ARAÚJO, A. F.; FAJNZYLBER, P. O que causa a criminalidade violenta no Brasil? Uma análise a partir do modelo econômico do crime: 1981 a 1996. **Texto para Discussão nº.162**, CEDEPLAR/UFMG, 2001.
- BECKER, G. S. "Crime e Punishment: An Economic Approach". **Journal of Political Economy**, v. 76, p. 169-217, 1968.
- BORGES, D. C. A. A pobreza como foco da desordem e da violência. **Revista Virtual LEVS**, v. 4, p. 1-14, 2009.
- BRUINSMA, G. J. Differential association theory reconsidered: an extension and its empirical test. **Journal of Quantitative Criminology**, v. 8, n. 1, p. 29-49, 1992.
- CANO, I.; SANTOS, N. **Violência letal, renda e desigualdade no Brasil**. Rio de Janeiro: Editora 7 Letras, 2000.
- DARMOFAL, D. Spatial Econometrics and Political Science. In: ANNUAL MEETING OF THE SOUTHERN POLITICAL SCIENCE ASSOCIATION; 2006. Atlanta, Geórgia. **Anais do Annual Meeting of the Southern Political Science Association**, Atlanta, 2006.
- EHRLICH, I. Participation in Illegitimate Activities: A Theoretical and Empirical Investigation. **Journal of Political Economy**, v. 81, n.3, p. 521-565, 1973.

- FAJNZYLBER, P.; LEDERMAN, D.; LOAYZA, N. Inequality and Violent Crime. **Journal of Law and Economics**, v. 45, n. 1, p. 1-39, 2002.
- FERNANDEZ, J. C.; PEREIRA, R. Diagnóstico da Criminalidade na Bahia: Uma Análise a Partir da Teoria Econômica do Crime. **Revista Econômica do Nordeste**, v. 32, n. Esp., p. 792-806, 2001.
- FOTHERINGHAM, A. S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M. E. **Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships**. Chichester: Wiley, 2002.
- FREEMAN, R. B. Crime and the job market. **Working Paper n. 4.910**, Cambridge, 1994.
- GIBBS, J. J.; GIEVER, D.; MARTIN, J. S. Parental management and self-control: an empirical test of Gottfredson and Hirschi's general theory. **Journal of Research in Crime and Delinquency**, v. 35, n. 1, p. 40-70, 1998.
- GLAESER, E.; SACERDOTE, B.; SCHEINKMAN, J. Crime and Social Interactions. **Quarterly Journal of Economics**, v. 111, n. 1, p. 507-548, 1996.
- GOTTFREDSON, D. C.; HIRSCHI, T. **A general theory of crime**. Stanford: Stanford University Press, 1990.
- GOULD, E. D.; WEINBERG, B. A.; MUSTARD, D. Crime rates and local Labor opportunities in the United States: 1979–1995. **Review of Economics and Statistics**, v. 84, n. 1, p. 45-61, 2002.
- GROGGER, J. Certainty vs. Severity of punishment. **Economic Inquiry**, v.29, n.2, p. 297-309, 1991.
- HEINEKE, J. M. **Economic models of criminal behavior: an overview**. Amsterdam: North Holland, 1978.
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (Pnad) continua, 2014. Disponível em: <https://ww2.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/trabalhoerendimento/pnad_continua/default_microdados.shtm>. Acesso em: 20 dez. 2017
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). Estimativas populacionais, 2015. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/xtras/temas.php?codmun=0&idtema=130>>. Acesso em 20 dez. 2017
- JUNGER-TAS, J. An empirical test of social control theory. **Journal of Quantitative Criminology**, v. 8, n. 1, p. 9-28, 1992.
- KELEIJIAN, H. H.; PRUCHA, I. R. Specification and estimation of spatial autoregressive models with autoregressive and heteroskedastic disturbances. **Journal of Econometrics**, v. 157, n. 1, p. 53-67, 2010.
- KELEIJIAN, H. H.; PRUCHA, I. R. A Generalized Moments Estimator for the Autoregressive Parameter in a Spatial Model. **International Economic Review**, v. 40, n. 2, p. 509–533, 1999.
- LAFREE, G. A summary and review of cross-national comparative studies of homicide. In: Sourcebook of Social Research. Thousand Oaks, CA: Sage Publications, 1999. p. 125–45.
- LESAGE, J.; PACE, R. K. **Introduction to spatial econometrics**. Nova York: CRC Press: 2009.
- LOUREIRO, A. O. F.; CARVALHO, J. R. O impacto dos gastos públicos sobre a criminalidade no Brasil. In: ENCONTRO DE POLÍTICAS

- PÚBLICAS – CAEN; 2., 2006. Fortaleza, Ceará. **Anais do II Encontro de Políticas Públicas**. Fortaleza, 2006.
- MACHIN, S.; MEGHIR, C. Crime and economic incentives. **The Journal of Human Resources**, v. 39, n. 4. p. 958-979, 2004.
- MATSUEDA, R. L. Testing control theory and differential association: a casual modeling approach. **American Sociological Review**, v. 47, n. 1, p. 489-504, 1982.
- McCARTHY, B. The attitudes and actions of others: tutelage and Sutherland's theory of differential association. **British Journal of Criminology**, v. 36, n. 1, p. 135-147, 1996.
- MCKENZIE, R. B.; TULLOCK, G. **The New World of Economics**. 2. ed. Honiewood: Springer, 1975.
- MESSNER, S. F. Poverty, Inequality, and the urban homicide rate: some unexpected findings. **Criminology**, v. 20, n. 1, p.103–114, 1982.
- MESSNER, S. F.; ROSENFELD, R. Political restraint of the market and levels of criminal homicide: a cross-national application of institutional: anomie theory. **Social Forces**, v. 75, n. 4, p. 393–416, 1997.
- MORAN, P. A. P. The interpretation of statistical maps. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 10, n. 2, p. 243-251, 1948.
- POLAKOWSKI, M. Linking self and social control with deviance: illuminating the structure underlying a general theory of crime and its relation to deviant activity. **Journal of Quantitative Criminology**, v. 10, n. 1, p. 41-78, 1994.
- SACHSIDA, C. M.; LOUREIRO P. R. A.; GUTIERREZ M. B. S. Inequality and criminality revisited: further evidence from Brazil. **Empirical Economics**, v. 39, n. 1, p. 93- 109, 2010.
- SAH, R. Social osmosis and patterns of crime. **Journal of Political Economy**, v. 99, n. 6, p. 1272-1295, 1991.
- SANTOS, M. J. Dinâmica temporal da criminalidade: mais evidências sobre o efeito inércia nas taxas de crimes letais nos estados brasileiros. **Revista EconomiA**, v. 11, n. 1, p. 169-193, 2009.
- SANTOS, M. J.; KASSOUF, A. L. “Uma investigação econômica da influência do mercado de drogas ilícitas sobre a criminalidade brasileira”. **Revista EconomiA**, v. 8, n. 2, p. 187-210, 2007.
- SIM-DATASUS (Sistema de Informações sobre Mortalidade do Sistema Único de Saúde), Ministério da Saúde. Disponível em:<www2.datasus.gov.br/DATASUS>. Acesso em 05 dez. 2017.
- WEISELFISZ, J. J. Mapa da Violência 2012. Os novos padrões da violência homicida no Brasil. 2012. Disponível em:< http://www.mapadaviolencia.org.br/mapa2012.php>. Acesso em: 07 jun. 2017.

Notas

- [1] Número de casos de homicídios: Paraná [2000 (1.766) e 2010 (3.588)]; Santa Catarina [2000 (423) e 2010 (805)] e Rio Grande do Sul [2000 (1.662) e 2010 (2.061)].
- [2] Região formada por 1.191 municípios. No entanto, 41,73% (497) encontra-se localizado no Rio Grande do Sul; 33,5% (399) no Paraná e, por fim, 24,77% (295) municípios estão situados em Santa Catarina.

- [3] Dados recentes apontam que a densidade demográfica (população por KM2) dos Estados do Sul do país são: Paraná (52,4), Santa Catarina (65,27) e Rio Grande do Sul (37,96).
- [4] A média de homicídio apenas dos dez maiores é de 86,74 mortes por grupo de 100 mil habitantes. Já a proporção por mesorregião: Norte Central Paranaense (44,44%), Oeste Paranaense (11,11%), Noroeste Paranaense (11,11%), Centro Sul Paranaense (11,11%) e Sudoeste Paranaense (11,11%) e na mesorregião Metropolitana de Curitiba (11,11%).
- [5] Os testes foram construídos considerando 95% de confiança e 1000 permutações aleatórias
- [6] Foram considerados na análise todos os municípios da região em um total de 1.191 municípios. No entanto, apenas 218 municípios foram significantes para dependência espacial, sendo 98 municípios no Paraná (Alto-Alto: 71; Baixo-Baixo: 1; Baixo-Alto: 24; Alto-Baixo:2), 73 no Rio Grande do Sul (Alto-Alto: 13; Baixo-Baixo: 42; Baixo-Alto: 3; Alto-Baixo:15), 47 no Estado de Santa Catarina (Alto-Alto: 2; Baixo-Baixo: 37; Baixo-Alto: 2; Alto-Baixo:6). Portanto, nota-se que do total significante tem-se: 86 Alto-Alto; 80 Baixo-Baixo; 29 Baixo-Alto e 23 Alto-Baixo.