

DETERMINANTES SOCIOECONÔMICOS DA CRIMINALIDADE NO ESTADO DO PARANÁ: UMA ANÁLISE ESPACIAL

Kézia de Lucas Bondezan¹
Miriã de Sousa Lucas²
Marina Silva da Cunha³

RESUMO:

Este trabalho busca avaliar a dependência espacial da criminalidade nos municípios do estado do Paraná no ano de 2015, bem como seus possíveis determinantes. A taxa de homicídios por agressões é utilizada como *proxy* para a criminalidade e para identificar seus determinantes, foram coletadas variáveis socioeconômicas e demográficas em que as fontes principais são os dados do IBGE, DATASUS e Ipardes. Para a análise empírica, utilizam-se técnicas de econometria espacial como a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e modelos econométricos espaciais. Os resultados encontrados indicam que a taxa de homicídios nos municípios paranaenses não é distribuída aleatoriamente no espaço, sendo possível identificar clusters do tipo Alto-Alto na região Sul do estado, mais precisamente na região metropolitana de Curitiba. Por meio dos modelos de defasagem do termo de erro (SEM) e modelo Durbin espacial do erro (SDEM) identificou-se que as variáveis densidade demográfica, coeficiente de Gini, taxa de desemprego, proporção de jovens do sexo masculino e atraso escolar exerce a maior influência nas taxas de homicídios nos municípios paranaense. Além disso, quando mensurado os impactos diretos e indiretos, identificou-se que variações nas taxas de homicídios de um município têm efeito nas taxas de seus vizinhos, elevando o efeito do impacto da variável desigualdade de renda.

Palavras chave: Taxa de Homicídios, Econometria espacial, Paraná.

ABSTRACT:

The aim of this paper is to analyze the spatial dependence of crime in the municipalities of the State of Paraná in 2015, as well as its possible determinants. The aggression homicide rate is used as a proxy for crime and, to identify its determinants, socioeconomic and demographic variables were collected, the main sources of which are data from IBGE, DATASUS and Ipardes. For empirical analysis, spatial econometric techniques are used, such as the Exploratory Spatial Data Analysis (AEDE) and spatial econometric models. The results indicate that the homicide rate in Paraná municipalities is not randomly distributed in space, and it is possible to identify High-High clusters in the southern region of the state, more precisely in the metropolitan region of Curitiba. Through the Spatial Error Model (SEM) and Spatial Durbin Error Model (SDEM), it was found that the variables demographic density, Gini coefficient, unemployment rate, proportion of young males and school delay influence on homicide rates in the municipalities of Paraná. In addition, when measuring the direct and indirect impacts, it was identified that variations in the homicide rates of a municipality have an effect on the rates of its neighbors, increasing the impact of the income inequality variable.

Key words: Homicide rate, Spatial econometrics, Paraná.

Área temática 3: Economia Regional e Urbana.

Classificação JEL: R1. R23.

¹ Professora Adjunta do Departamento de Economia da Universidade Estadual de Maringá (UEM). E-mail para correspondência: klbondezan@uem.br

² Mestranda em Ciências Econômicas pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Estadual de Maringá (PCE/UEM). E-mail para correspondência: miriaslucas@gmail.com.

³ Professora Titular do Departamento de Economia da Universidade Estadual de Maringá (UEM). E-mail para correspondência: mscunha@uem.br

1. INTRODUÇÃO

As estatísticas referentes à criminalidade no Brasil têm apontado um crescimento expressivo do número de casos. Foram registrados 45.360 homicídios⁴ no Brasil em 2000, já em 2015 esse número aumentou para 58.138, o que representa um aumento de 28,17% ao longo de 16 anos. Trata-se de um problema grave que afeta diretamente a vida dos cidadãos gerando perda de bem-estar, de produtividade, de renda das famílias, comprometendo a segurança do indivíduo, além de gerar custos econômicos para o governo, que precisa alocar cada vez mais recursos para políticas de combate à violência no país.

Os aumentos nas taxas de crime, os elevados custos a elas associados e a crescente importância dada ao assunto têm levado os governos e a sociedade civil a encarar o problema da criminalidade como um dos mais sérios obstáculos ao desenvolvimento econômico e social do país. O maior desafio está em formular e implementar políticas que permitam prevenir e reduzir o crime e a violência. Diante disso, o número de pesquisas nessa temática vem ganhando espaço sendo que muitas delas procuram compreender e mensurar quais são os fatores determinantes da criminalidade e assim colaborar com os formuladores de políticas públicas com o objetivo de fornecer subsídios para traçar estratégias que visam a redução desses indicadores. (FAJNZYLBER; ARAUJO JR., 2001)

Uma das principais teorias para explicação dos atos criminosos é atrelar essa prática às condições sociais do indivíduo, como o desemprego, má qualidade de vida, má distribuição de renda e escolaridade. Esses condicionantes são apontados como os principais determinantes para a criminalidade. Contudo, mesmo com a melhora de vários indicadores econômicos e sociais no Brasil, as taxas de crimes, principalmente as taxas de homicídios por 100 mil habitantes, continuaram a crescer. No Paraná, por exemplo, foco da análise desse trabalho, tomando como base o índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e o Índice de GINI, observa-se que esses indicadores melhoraram, saindo de 0,65 e 0,60 respectivamente em 2000 para 0,75 e 0,53 em 2010, comprovando assim a melhora no desenvolvimento humano e redução da desigualdade de renda, porém mesmo com essa melhoria dos indicadores sociais, a taxa de homicídios por 100 mil habitantes continuou crescendo. (SASS; PORSE; SILVA, 2016)

Considerando um possível comportamento espacial das taxas de criminalidade discutido pela literatura internacional e nacional, o presente artigo tem como objetivos, encontrar padrões espaciais das taxas de homicídios no estado do Paraná, além de explorar os seus determinantes. Para tanto, utiliza-se dados coletados dos 399 municípios paranaenses e aplicam-se técnicas de econometria espacial, tais como a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e os métodos econométricos espaciais (modelo de defasagem da variável dependente (SAR), modelo de defasagem do termo de erro (SEM) e modelo Durbin espacial do erro (SEDM)) em conjunto com os dados disponibilizados do IBGE, Iparde e DATASUS.

O artigo está organizado, além da introdução, em mais 4 sessões. A segunda seção apresenta uma discussão teórica e empírica sobre os determinantes do crime e da existência de dependência espacial desse fenômeno em diferentes regiões do país. Na terceira seção é apresentado o procedimento metodológico utilizado na análise. A quarta seção discorre sobre os resultados da pesquisa, e por fim, na quinta seção apresentam-se as considerações finais.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

A pesquisa em economia do crime passou a ser evidenciada após a publicação de um estudo realizado por Becker (1968), que relacionou a criminalidade com variáveis econômicas. Até então a criminalidade era alvo de investigações sociológicas. O autor relatou em seu estudo que, embora ilegal, o crime é visto como uma alternativa de atividade econômica para os indivíduos. Sendo assim, a pessoa só cometerá um crime se a utilidade a qual ela espera por esse ato exceder a utilidade que teria alocando seu tempo em atividades consideradas legais, ou seja, o ato criminoso decorre de uma avaliação racional acerca dos custos e benefícios esperados pelo crime em comparação aos resultados obtidos caso o indivíduo venha a alocar seu tempo no mercado de trabalho.

⁴ Na base SIM foi utilizado os dados da 10ª versão da Classificação Internacional de Doenças (CID 10) Cap XX causas externas – Agressões e Homicídios Dolosos, que correspondem aos códigos X85 a Y09.

Becker (1968) também apontou que a escolaridade tem impacto sobre a criminalidade, ou seja, o nível escolar altera o custo de oportunidade da atividade ilícita, pois, quanto mais educado for um indivíduo, melhores oportunidades no mercado de trabalho ele obtém, auferindo maiores salários e melhores empregos, o que aumenta o custo de cometer um crime. Outro fator importante a ser avaliado, é que a punição pode ser mais custosa para indivíduos com maior escolaridade, visto que, quando preso, o tempo fora do mercado de trabalho pode lhe custar graves consequências quando esse retornar.

Visando realizar uma aplicação empírica sobre a criminalidade, Andrade e Lisboa (2000) através de modelos *logit* analisaram o comportamento da taxa de homicídio na população masculina e sua relação com variáveis econômicas nos estados de Minas Gerais, Rio de Janeiro e São Paulo entre os anos de 1981 e 1997. Os principais resultados do trabalho indicaram que, como esperado, um aumento do salário real e uma queda da desigualdade de renda reduzem a taxa de homicídios, com impacto relativamente maior sobre a coorte de homens de 15 a 40 anos de idade.

Nesse sentido, a evidência parece apontar para a existência de um perfil mais propenso ao envolvimento em homicídios, o de homens jovens, para os quais a falta de oportunidade no mercado de trabalho legal é mais decisiva na sua opção de atuar, ou não, na criminalidade. (SARAIVA; CONCEIÇÃO; FRANÇA, 2017).

Por sua vez, Gutierrez et al. (2004) buscaram esclarecer os determinantes da criminalidade no Brasil. Utilizando modelo econométrico de dados em painel para diferentes estados brasileiros, os autores puderam observar que a desigualdade de renda desempenha um papel fundamental na determinação da criminalidade, além disso, taxas de desemprego e a grau de urbanização estão relacionados de forma positiva com a criminalidade.

A importância de avaliar o impacto da educação sobre a criminalidade foi observada por Teixeira (2011) que buscou verificar a relação da criminalidade com a educação avaliando o impacto da taxa de abandono escolar dos alunos da primeira série do segundo grau, defasada em um período, sobre a criminalidade no Brasil, para os anos entre 2001 e 2005. Utilizando dados em painel, foi possível observar que, existe relação significativa entre a taxa de abandono escolar defasada e as taxas de homicídios nos estados brasileiros, ou seja, após abandonar a escola, no início do ensino médio, há maior probabilidade de um jovem ingressar no “mundo do crime”.

Utilizando modelo de dados em painel, Mendonça e Sachside (2012) buscaram analisar os efeitos de políticas de repressão sobre as taxas de homicídios no Brasil. Para isso, o autor dividiu políticas de repressão em duas partes: incapacitação, que visa avaliar as taxas de encarceramento no país; e detenção, que compreende uma avaliação dos efeitos de um aumento no policiamento, tanto civil quanto militar como determinante da redução do crime no país. Em sua análise realizada para os municípios brasileiros entre 2001 e 2009 o autor concluiu que prender mais bandidos e aumentar o número de policiais civis e militares reduz a taxa de homicídios no Brasil, independente do que ocorra com outras variáveis socioeconômicas.

Os autores constataram que existe um impacto inercial da taxa de homicídios, ou seja, um aumento de 10% na taxa de homicídios em um ano implica um aumento de 9% da taxa de homicídios no ano seguinte; além disso, quando analisou as variáveis socioeconômicas, foi possível observar que uma redução na desigualdade de renda não garante redução da taxa de homicídios; uma elevação da população jovem masculina pode implicar um aumento nas taxas de homicídios e por fim, não foi possível constatar que uma redução na taxa de desemprego causa redução nas taxas de homicídios. (MENDONÇA; SACHSIDA, 2012)

Becker e Kassouf (2017) procuraram verificar se gastos com educação contribui para redução nas taxas de homicídios no Brasil. Em um estudo para os 26 estados brasileiros e o Distrito Federal entre os anos de 2001 a 2009 e utilizando análise de dados em painel foi possível constatar que, se os gastos com educação aumentar em 10%, a taxa de homicídios reduz 1% no período seguinte, verificou-se também que, um aumento de 10% nos gastos com segurança pública, implica uma redução de 7,8% na taxa de homicídios, no caso do índice de Gini, um aumento de 10% nesse indicador pode acarretar um aumento na taxa de homicídios de 7,8% no curto prazo e 5,8% no longo prazo. Quanto a variável desemprego, foi possível constatar que, essa afeta os custos de oportunidade do crime, contudo a relação não é imediata, visto que a decisão do indivíduo de participar de atividades ilícitas não ocorre logo após a demissão e por fim, a variável urbanização também apresentou relação positiva e significativa com a taxa de homicídios no Brasil.

Considerando que violência apresenta uma distribuição geográfica não randômica no espaço, ou seja, regiões que estão geograficamente próximas de comunidades violentas, tendem a apresentar altos graus de violência, vários estudos têm introduzido em suas análises componentes espaciais para compreender os determinantes das criminalidades em diversas localidades. (GRIFFITH; CHAVEZ, 2004)

Oliveira (2008), empregou técnicas de econometria espacial para analisar os determinantes da criminalidade no estado do Rio Grande do Sul para o ano de 2000. O autor estimou modelos econométricos para três variáveis dependentes, sendo elas: crime contra a pessoa, crime contra o patrimônio e taxa de homicídios. Os resultados obtidos mostram que problemas na estrutura familiar (dada pelo percentual de famílias cuja única fonte de renda é originária de indivíduos do sexo feminino) e a ineficiência do ensino no Estado afetam positivamente a criminalidade.

Gaulez e Maciel (2015) ao analisar os determinantes da criminalidade para o estado de São Paulo no ano de 2011, utilizaram com *proxy* para a criminalidade a variável de crimes contra o patrimônio (que inclui todos os tipos de furtos e roubos). Os autores fizeram uso de técnicas de econometria espacial e constataram que o crime contra o patrimônio ocorre em regiões onde o retorno esperado é maior, ou seja, a densidade demográfica, grau de urbanização e maior nível de renda, afetam positivamente a criminalidade, sendo que, grau de urbanização apresenta maior impacto na criminalidade, onde um aumento de 1% dessa variável aumenta em 12,4% a criminalidade.

Sass, Porse e Silva (2016), investigaram os determinantes da criminalidade para os municípios do estado do Paraná no ano de 2012 através de técnicas de econometria espacial. Os resultados obtidos apontaram que o grau de urbanização e a taxa de pobreza elevam a taxa de homicídios nos municípios do estado. Além disso, ao estimar modelos espaciais com efeito local, o modelo sugeriu que o aumento do efetivo policial teria algum efeito sobre os crimes dessa região, tal efeito não foi possível observar nos modelos estimados globalmente, com isso, foi possível concluir que políticas de segurança pública devem ser implementadas avaliando as características de cada região para que venham a surtir o efeito desejado.

A análise espacial acerca da criminalidade também foi estudada por Moreira e Fochezatto (2017) que procuraram identificar os fatores capazes de explicar a dinâmica da violência e o padrão de organização espacial nos municípios do estado da Bahia no ano de 2014. Em sua análise, os autores criaram um Índice de Criminalidade dos Municípios Baiano (IcrimeBA), composto pelos principais delitos ocorridos, a fim de se obter a totalidade de ocorrências. Os principais resultados apontaram a existência de um processo de difusão da criminalidade entre os municípios e as regiões vizinhas, além disso, foi possível constatar também que municípios com maior densidade demográfica apresentam maiores taxas de criminalidade.

Por fim, Plassa, Paschoalino e Santos (2017) analisaram a distribuição espacial e os determinantes socioeconômicos da taxa de homicídio no Nordeste brasileiro para o ano de 2014. Como procedimento metodológico os autores utilizaram Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e modelos econométricos espaciais. Os resultados da análise apontaram que a desigualdade de renda exerce a maior influência nas taxas de homicídios nos municípios da região Nordeste. Além disso, foi possível observar também que a densidade populacional, grau de urbanização e taxa de analfabetismo também apresentaram significância estatística para explicar a taxa de homicídios na região.

Diante do exposto constata-se a importância de estudos com enfoque geográfico para compreender os determinantes da criminalidade nas mais diversas localidades. Analisar a perspectiva espacial da evolução do crime é fundamental para identificar as regiões mais afetadas e promover subsídios para a elaboração de políticas públicas que visem modificar a presente realidade.

3. DADOS E METODOLOGIA

3.1 Dados

A variável que o presente artigo busca explicar é a taxa de homicídio nos municípios paranaenses que foi utilizada como uma *proxy* da violência observada nessa região. A justificativa para o uso dessa variável é que além de haver uma elevada taxa de sub-registro em outros tipos de crimes, não há dados suficientes que permita uma análise deste estudo com outra mensuração para a criminalidade (SANTOS; FILHO 2011; SASS; PORSE; SILVA, 2016).

Com intuito de amenizar algum efeito externo aleatório que tenha impactado a taxa de homicídio em determinado ano, será considerada a média aritmética dessas taxas referente aos anos 2013, 2014 e 2015. A base dos dados de óbitos foi coletada do SIM-DATASUS e realizado o cálculo da taxa de homicídio por 100 mil habitantes utilizando estimativas intercensitárias disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

As variáveis explicativas foram selecionadas conforme estudos realizados por diversos autores sobre os determinantes da criminalidade em diversas regiões do país. Uma vez que as taxas de violência e criminalidade não são distribuídas aleatoriamente no espaço, mas concentram-se em áreas com maior grau de urbanização, pode-se constatar que relação entre essa distribuição está diretamente relacionada às estruturas físicas e sociais dos ambientes (GRIFFITH; CHAVEZ, 2004). Diante disso, utilizando como base a teoria da desorganização social⁵, as variáveis explicativas foram selecionadas para representar características estruturais e socioeconômicas que afetam as taxas de criminalidade em uma determinada localidade.

As variáveis coeficiente de Gini, taxa de desemprego e o percentual da população considerada extremamente pobres são frequentemente introduzidas em análises que buscam compreender os determinantes da criminalidade, visto que, várias teorias sugerem que há efeitos da desigualdade de renda sobre a criminalidade. A teoria da desorganização social, por exemplo, enfatiza que a pobreza e a desigualdade seriam responsáveis pela insegurança e pela instabilidade social e, assim, levariam a um aumento nas taxas de crimes (Wang; Arnold, 2008). Além disso, apoiando-se nas reflexões de Briceño-León (2002), que afirmam que o empobrecimento e a desigualdade são responsáveis pelo incremento da criminalidade, o índice de Gini representa uma importante medida de concentração de riquezas e, portanto, uma variável relevante para captar a incidência criminal.

Já a variável densidade populacional foi inserida na análise com objetivo de captar o efeito urbano sobre as taxas de homicídios. Segundo Glaeser e Sacerdote (1999), menores probabilidades de prisão e menor probabilidade de reconhecimento são características da vida urbana e estão entre os fatores que ligam o efeito urbano às taxas de crimes. Para testar o efeito da educação sobre os homicídios, considerou-se a taxa de atraso escolar, mensurada pela distorção idade série dos alunos matriculados no ensino fundamental. Menores taxas de analfabetismo podem reduzir crimes visto que a punição pode ser mais custosa para indivíduos com maior escolaridade (BECKER, 1968). Por fim, o percentual de jovens do sexo masculino na população foi empregado como uma variável de controle pois conforme apontado pelo Mapa da Violência de 2016 uma das características marcantes dos homicídios por armas de fogo no Brasil é sua predominância na população jovem masculina entre 15 e 29 anos.

Diante da incompatibilidade cronológica de produções estatísticas, uma vez que os censos brasileiros são realizados a cada período de dez anos, as variáveis: taxa de desemprego, coeficiente de Gini e proporção da população extremamente pobres, referem-se à última divulgação censitária, ou seja, o ano de 2010. A opção por variáveis do ano de 2010 para análise da criminalidade violenta registrada entre os anos de 2013 e 2014 é justificada pelo fato de que a criminalidade pode ser entendida como um processo que se desenvolve num cenário socioeconômico que necessita de um intervalo de tempo para ser construído (BATELLA; DINIZ, 2010). As variáveis densidade demográfica e a taxa de atraso escolar foram obtidas através do Ipardes (2015) e a proporção de jovens do sexo masculino (entre 15 e 29 anos) foi estimado a partir dos dados de 2015, informações também obtidas através do IBGE.

A amostra compreende 399 municípios pertencentes ao estado do Paraná. As variáveis utilizadas neste artigo, suas definições e estatística descritiva são apresentadas na Tabela 1. É importante destacar que para as especificações econométricas foi aplicado o logaritmo das variáveis para que a análise dos

⁵ A teoria da desorganização social refere-se a uma abordagem sistêmica cujo enfoque gira em torno das comunidades locais, sendo estas entendidas como um complexo sistema de redes de associações formais e informais, de relações de amizade, parentesco e outras que, de alguma forma, contribuam para o processo de socialização e aculturação do indivíduo. Essas relações seriam condicionadas por fatores estruturais, como status econômico, heterogeneidade étnica e mobilidade residencial. Assim, a criminalidade surge como efeito como consequência de efeitos indesejáveis presentes na organização dessas relações comunitárias e de vizinhança (CERQUEIRA; LOBÃO, 2004).

coeficientes encontrados seja feita através de termos percentuais e assim facilitar a compreensão dos resultados obtidos.

Tabela 1: Definição das variáveis e estatísticas descritivas

Variável	Definição	Média	DP	Mín.	Máx.
Taxa média de homicídios ¹	Taxa média de homicídios por 100 mil/ habitantes dos anos de 2013 a 2015.	18,853	14,098	0,000	80,304
Coefficiente de Gini	Índice de Gini da renda domiciliar per capita segundo município em que 0 (zero) denota não desigualdade e 1 (um) que existe desigualdade extrema.	0,466	0,057	0,330	0,660
Taxa de desemprego	Proporção (%) da população residente economicamente ativa de 18 anos ou mais que se encontra sem trabalho na semana de referência.	4,098	1,667	0,360	10,130
Jovens homens (%)	Proporção de indivíduos homens entre 15 a 29 anos em relação à população total.	12,281	1,167	8,432	15,699
Atraso escolar	É a proporção de alunos, em cada série / ano, do ensino fundamental, com idade superior à idade recomendada que é de 14 anos (anos iniciais de 6 a 10 anos e anos finais de 11 a 14 anos de idade).	13,573	4,778	4,700	33,300
Extremamente pobres ²	Proporção (%) da população residente com renda domiciliar mensal <i>per capita</i> de até R\$ 70,00 mensais, em reais de agosto de 2010.	3,403	3,450	0,000	18,880
Densidade demográfica	Relação entre a população e a área geográfica municipal.	66,402	259,046	2,940	4315,450

¹ Na base SIM foram utilizados os dados da 10ª versão da classificação Internacional de Doenças (CID-10), capítulo XX (Causas externas – Óbitos por agressões) que correspondem aos códigos X85 a Y09.

² Valor definido conforme metodologia do IBGE.

Fontes: SIM-DATASUS para dados sobre homicídios (2013-2015), Atlas do Desenvolvimento Humano (Censo 2010) para dados do coeficiente de Gini, taxa de desemprego e extremamente pobres, Ipardes para dados de densidade demográfica e taxa de atraso escolar, por fim, estimativas populacionais para o ano de 2015 do IBGE enviadas para o TCU para cálculo da proporção de jovens homens de 15 a 29 anos. Elaboração própria.

Observa-se Tabela 1 que a taxa de homicídios por 100 mil apresenta uma média de 18,85, mas chegam até 80,30 óbitos por 100 mil habitantes, ou seja, a criminalidade não é distribuída de modo uniforme no estado. Além disso, a heterogeneidade dos valores também pode ser observada nas variáveis

socioeconômicas e demográfica selecionadas. A partir dessas variáveis e com base nas discussões realizadas anteriormente, apresenta-se na próxima seção a metodologia adotada para a análise do presente estudo.

3.2 Metodologia

Para identificar os determinantes da criminalidade nos municípios do estado do Paraná e analisar sua distribuição geográfica, são utilizadas nesta pesquisa, técnicas de econometria espacial. Inicialmente é realizada a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), que se trata de uma coleção de técnicas para identificar padrões espaciais nos dados. A partir da existência de autocorrelação espacial, são utilizados modelos econométricos que empregam componentes espaciais na análise.

3.2.1 Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE)

Conforme Almeida (2012), Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) trata-se de uma coleção de técnicas para análise estatística de informação geográfica e tem por objetivo descrever e visualizar distribuições espaciais, identificar observações discrepantes no espaço, descobrir padrões de associação espacial e sugerir *clusters* espaciais. Para implementá-la é necessário primeiramente definir uma matriz de ponderação espacial ou matriz de pesos espaciais (W), que representa o grau de conexão entre as regiões segundo algum critério de proximidade. Dessa forma, para cada ponto do espaço, é definido um conjunto de vizinhança relevante que, potencialmente, interage com ele. (ANSELIN, 1999)

Após determinar a matriz de pesos espaciais, é necessário verificar se as variáveis são distribuídas aleatoriamente ou se são autocorrelacionadas no espaço. Para isso, utiliza-se a estatística I de Moran global, um coeficiente de associação linear que algebricamente é dado por:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (1)$$

em que: n refere-se ao número de unidades espaciais, z denota os valores da variável de interesse padronizada; Wz representa os valores médios da variável de interesse padronizada nos vizinhos, definidos segundo uma matriz de ponderação espacial W e S_0 significa a soma de todos os elementos das matrizes espaciais W . (ALMEIDA, 2012)

O valor esperado do I de Moran, sob a hipótese nula de não haver autocorrelação espacial é de $-[1/(n-1)]$. Assim, valores próximos de zero indicam a ausência de um padrão espacial dos dados, apontando a inexistência de autocorrelação. Se valor calculado for maior que o valor esperado, há indícios de autocorrelação espacial positiva, ou seja, se a variável analisada apresentar valor alto (baixo) em um local, apresentará valor alto (baixo) da mesma variável nas localizações vizinhas. Por sua vez, se o I de Moran calculado obtiver valor menor que o esperado, há indícios de autocorrelação negativa. (ALMEIDA, 2012)

Uma abordagem alternativa para visualizar a autocorrelação espacial é baseada no diagrama de dispersão de Moran. Contudo, a autocorrelação global pode camuflar padrões locais de associação espacial estatisticamente significativo (como *clusters* ou *outliers*), sendo assim, um dos indicadores utilizados na literatura capaz de capturar esses efeitos é o I de Moran local, denominado por Anselin (1995) indicador LISA (*Local Indicator of Spatial Association*). Segundo o autor, um “*Local Indicator of Spatial Association* (LISA)” será qualquer estatística que satisfaça a dois critérios: a) possuir para cada observação uma indicação de *clusters* espaciais significantes de valores similares em torno da observação e b) o somatório dos LISAs para todas as regiões é proporcional ao indicador de autocorrelação espacial global.

O coeficiente I_i de Moran local faz uma decomposição do indicador global de autocorrelação na contribuição local de cada observação em quatro categorias (AA, BB, AB e BA), cada uma individualmente correspondendo a um quadrante no diagrama de dispersão de Moran. O coeficiente de I_i de Moran local, para uma variável y padronizada, observada na região i , z_i , pode ser expresso como:

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^j w_{ij} z_j \quad (1)$$

Para que I_i seja um indicador LISA é necessário obter a soma dos indicadores locais do I de Moran, conforme critério acima citado. Sendo assim, para cada observação é computado um I_i . Assim, obtém-se n computações da estatística I_i e os seus respectivos níveis de significância, sendo que, uma forma eficiente de apresentar esse conjunto de estatísticas é mapeá-las obtendo então o mapa de *cluster* LISA.

O mapa de *cluster* LISA combina a informação do diagrama de dispersão de Moran e a informação do mapa de significância das medidas de associação local I_i . Além disso, o mapa ilustra a classificação das quatro categorias de associação espaciais estatisticamente significativas. (ALMEIDA, 2012)

3.2.3 Modelos econométricos espaciais

Após a Análise Exploratória dos Dados Espaciais (AEDE), caso se confirme a presença de dependência espacial, os modelos propostos para avaliar os determinantes da criminalidade no estado do Paraná devem incorporar os componentes espaciais. No presente trabalho foram estimados o Modelo de Defasagem Espacial (SAR), que adiciona a defasagem da variável dependente na regressão, Modelo de Defasagem Espacial (SEM), que considera a defasagem do termo de erro na regressão e por fim o modelo Durbin Espacial do erro (SDEM), que contempla defasagens das variáveis independentes e do termo de erro.

Para a escolha do modelo mais adequado, o primeiro passo é estimar o modelo clássico de regressão linear por meio do método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Através desse, realiza-se o teste de I de Moran dos resíduos. Esse teste é feito com o intuito de encontrar uma possível existência de autocorrelação espacial. Se não for possível rejeitar a hipótese nula do teste, de que os resíduos são distribuídos aleatoriamente no espaço, não existe a confirmação da existência de autocorrelação espacial e, portanto, opta-se pelo modelo MQO:

$$y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (1)$$

em que y é um vetor $n \times 1$ de observações sobre a variável dependente, X é uma matriz $n \times k$ de observações sobre as variáveis explicativas exógenas (mais a constante) com um vetor associado $k \times 1$ de coeficiente de regressão β e ε é um vetor $n \times 1$ de termos de erro aleatório, com média zero e variância constante.

Contudo, se a hipótese nula do teste de I de Moran for rejeitada, confirma-se a presença de autocorrelação espacial e, portanto, é necessário encontrar o formato que a autocorrelação assume. Para isso, aplicar-se o teste do Multiplicador de Lagrange, onde $ML\rho$, analisa a defasagem espacial da variável dependente, e tem como hipótese nula $\rho = 0$ e $ML\lambda$, analisa a autocorrelação espacial no termo de erro, e tem como hipótese nula $\lambda=0$; caso ambos os testes não sejam significativos, são mantidos os resultados do modelo estimado por MQO, caso contrário, segue-se para o próximo passo.

Se somente $ML\rho$ for significativo, o modelo mais adequado é o de Defasagem Espacial (SAR), que assume o seguinte formato:

$$y = \rho W y + X \beta + \varepsilon \quad (2)$$

em que $W y$ é a variável dependente defasada pela matriz de pesos espaciais, ρ é o coeficiente autorregressivo espacial, que mede a influência média dos vizinhos sobre a observação no vetor y indicando a proporção da variação total em y explicada pela dependência espacial, X é uma matriz de variáveis explicativas exógenas, β são os coeficientes da regressão e ε é o erro aleatório.

No entanto, se somente $ML\lambda$ for significativo, o modelo apropriado é o de Erro Espacial (SEM), que pode ser especificado da seguinte forma funcional:

$$y = X \beta + \xi \quad (3)$$

em que X é uma matriz de variáveis explicativas exógenas, β são os coeficientes da regressão, $\xi = \lambda W\xi + \varepsilon$, no qual o coeficiente λ é o parâmetro do erro autorregressivo espacial que acompanha a defasagem $W\xi$ mais o erro.

Contudo, se ambos forem significativos, é necessário verificar as extensões do teste, ou seja, o Multiplicador de Lagrange robusto, sendo eles: $ML*\rho$ e $ML*\lambda$, o mais significativo indica o modelo mais apropriado. (ALMEIDA, 2012).

Para fins de comparação, é estimado também o Modelo Dublin Espacial do erro (SDEM). A justificativa para a estimação desse modelo é o fato dele possuir um alcance global, dado pelo multiplicador espacial da variável dependente, e um alcance local, dado pelas defasagens espaciais do termo de erro:

$$y = X\beta + WX_{\tau} + \xi \quad (3)$$

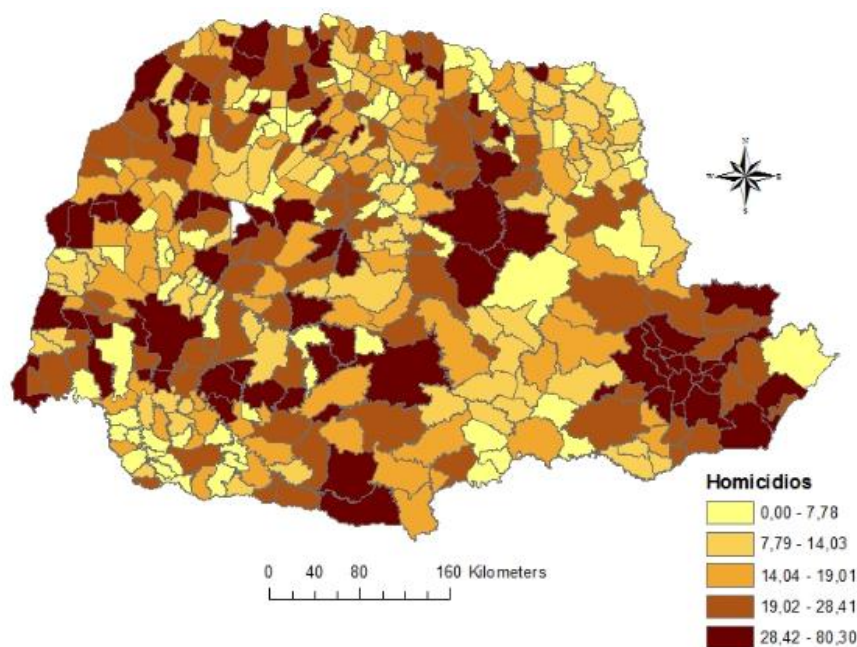
em que X é uma matriz de variáveis explicativas exógenas, β são os coeficientes da regressão, WX_{τ} representa as defasagens espaciais para as variáveis explicativas exógenas, onde τ é um vetor ($k-1$ por 1) e $\xi = \lambda W\xi + \varepsilon$, representa o termo de erro, no qual o coeficiente λ é o parâmetro do erro autorregressivo espacial que acompanha a defasagem $W\xi$.

4. RESULTADOS

4.1 Distribuição das taxas de homicídio

A distribuição espacial das taxas de homicídios por agressões nos municípios pertencentes aos estados do Paraná pode ser observada através da Figura 1. O que se pretende descobrir é se os dados referentes às taxas de homicídios são distribuídos aleatoriamente no espaço ou seguem um padrão espacial sistemático.

Figura 1 – Distribuição das taxas de homicídio no Estado do Paraná: 2013-2015



Fonte: Elaboração própria a partir do software Arcgis

Nos pontos mais escuros do mapa encontram-se as regiões com maiores taxas de homicídio por 100 mil habitantes, por sua vez, nos pontos mais claros são encontrados os municípios com as menores taxas. De fato, a impressão é que, na região mais ao Sul do estado, encontram-se os municípios com maiores taxas de homicídios, sugerindo a existência de *clusters* espaciais. Todavia, conforme destacado por Almeida

(2012) é necessário usar alguma estatística de teste que averigue a aleatoriedade da distribuição espacial da variável sob estudo de forma global. A possível constatação desse fato é apresentada nas próximas seções.

4.2 Teste de autocorrelação global e local

O objetivo desta seção é investigar a existência de uma possível dependência espacial da taxa de homicídio nos municípios paranaenses. Nesse sentido, o trabalho fará uso dos testes de autocorrelação global e local, disponibilizados da AEDE. A Tabela 1 refere-se à primeira etapa da AEDE, que corresponde a testar se os dados estão distribuídos aleatoriamente no espaço ou apresentam autocorrelação espacial. Para isso, calcula-se a estatística I de Moran com diferentes matrizes de pesos espaciais, a saber: rainha, torre, 5 vizinhos mais próximos (K5) e 8 vizinhos mais próximos (K8).

Tabela 1: Estatísticas Globais I de Moran para a variável correspondente à taxa de homicídio

Convenção	I	p-valor	Z-valor
Rainha	0,241	0,001	7,784
Torre	0,241	0,001	7,755
K5	0,259	0,001	8,648
K8	0,241	0,001	9,918

Fonte: Elaboração própria.

O I de Moran tem um valor esperado $E(I)$ de $-[1/n-1]$. Pela fórmula nota-se que $E(I)$ para os 399 municípios paranaenses é de $-0,0025$. Assim, valores acima de $E(I)$ indicam autocorrelação positiva. É possível observar que os valores de I estimados excedem $E(I)$ e são significativos a 1%. Isso significa que, municípios que possuem altas (baixas) taxas de homicídios são circundados por regiões que também apresentam altas (baixas) taxas de homicídios, isto é, há similaridade entre valores de uma determinada região e seus vizinhos. Outra observação feita é que os dados não foram sensíveis às diferentes convenções de matrizes de pesos espaciais utilizadas. Os valores, em geral, foram bem próximos e todos apresentaram significância estatística.

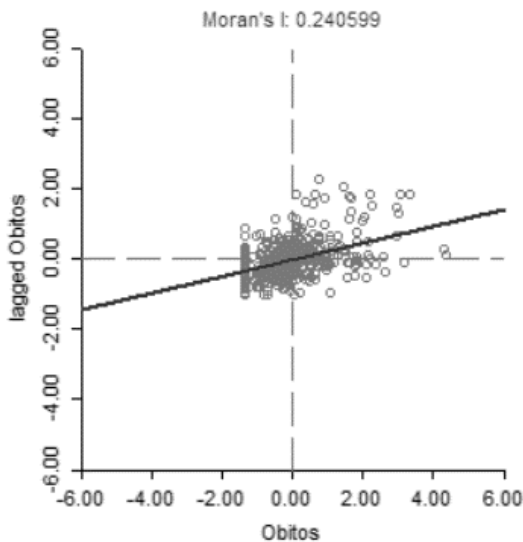
Após a constatação da significância da estatística global, procura-se identificar padrões de associação linear espacial localizada através do I_i de Moran local. Sendo assim, para cada observação é computado um I_i . Assim, obtém-se n computações da estatística I_i e os seus respectivos níveis de significância, sendo que, uma forma eficiente de apresentar esse conjunto de estatísticas é mapeá-las obtendo então o mapa de cluster LISA, que combina a informação do diagrama de dispersão de Moran e a informação do mapa de significância das medidas de associação local I_i . (ALMEIDA, 2012)

O diagrama apresenta quatro categorias: alto-alto (AA), baixo-baixo (BB), baixo-alto (BA) e alto-baixo (AB). O agrupamento AA apresenta as unidades que possuem elevado indicador da taxa de criminalidade e a média dos vizinhos também é alta, já as aglomerações BB refere-se aos municípios com baixa taxa de criminalidade e a média das unidades vizinhas está na mesma situação. Os clusters BA representam as unidades com baixa taxa de criminalidade e o indicador médio dos municípios vizinhos é alto e as unidades caracterizadas como AB representa o grupo de municípios com elevado indicador de criminalidade, mas a média das unidades contíguas é baixa (Figura 2).

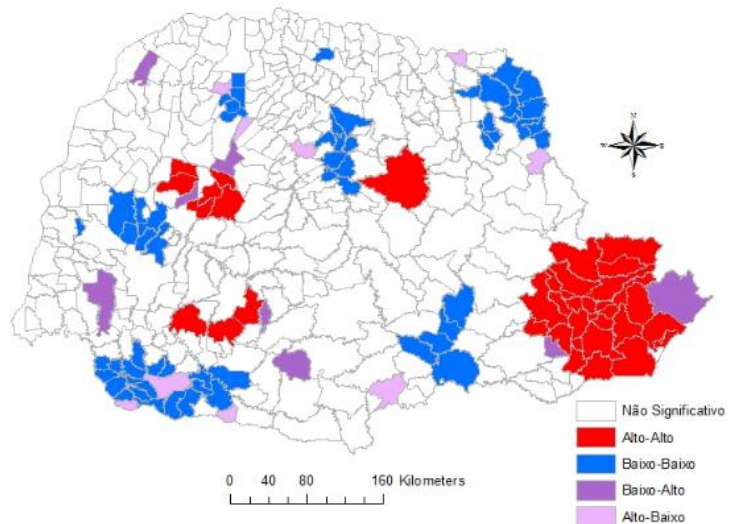
Para facilitar a visualização geográfica das informações apresentadas no diagrama, realiza-se o mapa de *cluster* LISA, representado na Figura 2 onde a estatística local I_i de Moran é aplicada a partir da matriz de pesos espaciais convenção K8, as outras convenções apresentaram resultados similares. Nas áreas representadas pela cor vermelha estão as aglomerações de municípios que apresentam altas taxas de homicídios e que são cercadas por municípios com as mesmas características (Alto-Alto). A cor azul identifica o grupo de associação espacial cujas regiões mostram valores baixos da taxa de homicídio rodeadas por municípios também com baixas taxas dessa variável (Baixo-Baixo). Os agrupamentos espaciais do tipo Alto-Baixo e Baixo-Alto, apresentam-se dispersos pelo mapa.

Figura 2 – Diagrama de dispersão de Moran e mapa de *clusters* LISA para as taxas de homicídio por agressões no Estado do Paraná: 2013-2015

(a) Diagrama de dispersão de Moran



(b) Mapa de *cluster* LISA



Fonte: Elaboração própria

Nota 1: Diagrama de dispersão de Moran elaborado a partir do software Geoda.

Nota2: Mapa de cluster LISA elaborado a partir do software Arqgis.

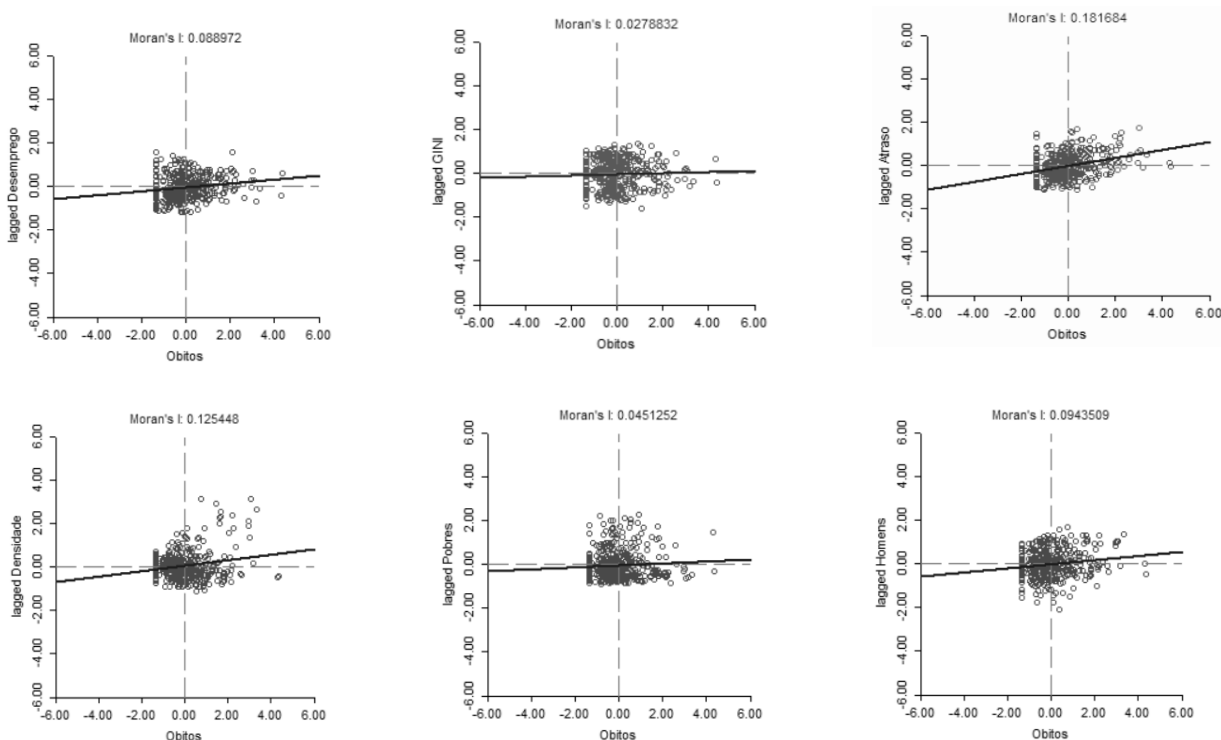
É importante destacar que o maior agrupamento observado, Alto-Alto é composto por alguns municípios da Região Metropolitana de Curitiba (RMC). Enquanto a capital paranaense apresenta bons indicadores socioeconômicos, como por exemplo, baixa taxa de pobreza e alto índice de desenvolvimento humano, diversos municípios que estão ao seu redor enfrentam situação oposta. Sendo assim, essa disparidade socioeconômica pode ser um dos fatores que levam à concentração do crime nessa região. (SASS; PORSE; SILVA, 2016).

Na análise multivariada a variável de interesse (taxa de homicídios por agressões) é relacionada com diversas variáveis selecionadas para o modelo que representam características socioeconômicas e demográficas dos municípios paranaenses, a saber: taxa de desemprego, índice de Gini, taxa de atraso escolar, densidade demográfica, população em extrema pobreza e homens jovens entre 15 e 29 anos. A Figura 3 apresenta o diagrama de dispersão de Moran bivariado⁶, onde o indicador taxa de homicídios por agressões está plotado no eixo horizontal e as demais variáveis são representadas no eixo vertical

No quadrante AA estão concentradas as unidades que apresentam alto valor da taxa de homicídios e das variáveis selecionadas para a análise. Já o quadrante BA engloba as unidades com baixo valor da taxa de homicídios e alto valor das demais variáveis. O quadrante BB é concernente com as unidades com baixo valor da taxa de homicídios e as variáveis selecionadas também apresentam baixos valores, por fim, no quadrante AB são concentrados os municípios onde a taxa de homicídio é alta e as variáveis selecionadas apresentam baixos valores.

⁶ A análise espacial global pode ser averiguada também num contexto bivariado. A ideia intuitiva é descobrir se os valores de uma variável observada numa região guardam uma associação com os valores de outra variável observada em regiões vizinhas (ANSELIN et al., 2003; ALMEIDA, 2012).

Figura 3 – Diagrama de dispersão de Moran bivariado para a taxa de homicídios no Paraná e demais variáveis



Fonte: Elaboração própria a partir do software Geoda.

Pelos diagramas dispersão de Moran bivariado apresentados no Figura 3 é possível visualizar que a criminalidade está relacionada positivamente com as variáveis selecionadas. Os resultados são reforçados pela inclinação positiva da reta de regressão, nesse sentido, é possível afirmar que as unidades municipais com elevada taxa de homicídios por agressões estão cercadas por municípios vizinhos com taxa de desemprego, índice de Gini, taxa de atraso escolar, densidade demográfica, homens jovens entre 15 e 29 anos e população em extrema pobreza, acima da média dos municípios

4.3. Resultados dos modelos espaciais

Após a Análise Exploratória dos dados, neste tópico são apresentadas e discutidas as estimativas dos modelos econométricos. Portanto, é analisado como os fatores socioeconômicos e demográficos explicam as taxas de homicídios por 100 mil habitantes nos municípios do estado do Paraná para 2015. Primeiramente é necessário identificar uma possível autocorrelação espacial e qual seu formato, para isso, realiza-se o teste *I* de Moran com os resíduos do MQO.

Através da Tabela 2 é possível observar que o teste *I* de Moran indica que há autocorrelação espacial nos erros para as quatro convenções de matrizes utilizadas (rainha, torre, K5 e K8), esse resultado mostra que os modelos econométricos espaciais apresentam melhores ajustes aos dados. Ao analisar as convenções de matrizes espaciais, observa-se que a matriz de oito vizinhos mais próximos (K8) apresentou resultados mais significativos em relação às demais, por esse motivo, essa será a matriz adotada na estimação do modelo. Através dos $ML\rho$ e $ML\lambda$, ambas estatisticamente significativas a 1%, não foi possível identificar o modelo espacial a ser estimado, sendo assim, observa-se os resultados da extensão do teste Multiplicador de Lagrange, ou seja, os testes Multiplicador de Lagrange robusto. O teste $ML\lambda$ robusto é mais significativo que o teste $ML\rho$ robusto, indicando que a autocorrelação espacial assume a forma no termo de erro.

Tabela 2 - Diagnóstico para autocorrelação espacial

Diagnóstico	Rainha	Torre	K5	K8
I de Moran dos erros	4,763*** (0,000)	4,753*** (0,000)	4,120*** (0,000)	4,924*** (0,000)
ML (Defasagem)	9,826*** (0,002)	9,829*** (0,002)	9,288*** (0,002)	10,796*** (0,001)
ML (Defasagem) robusto	0,170 (0,680)	0,173 (0,6771)	0,541 (0,462)	1,040 (0,308)
ML (Erro)	19,781*** (0,000)	19,714*** (0,000)	14,397*** (0,000)	20,018*** (0,000)
ML (Erro) robusto	10,124*** (0,002)	10,058*** (0,002)	5,651** (0,017)	10,262*** (0,001)

Nota: Em parênteses está o valor da probabilidade. *** $p \leq 0,01$, ** $p \leq 0,05$.

Fonte: Elaboração própria.

Após a definição da matriz a ser adotada na análise, é necessário observar os resultados dos testes de diagnóstico para o modelo de regressão estimado por MQO. Há evidências de heteroscedasticidade verificada através dos testes Breush-Pagan e Koenker-Bassett (onde a hipótese nula de homocedasticidade é rejeitada em ambos os testes com significância de 1%). Além disso, observa-se também, através do teste *Condition Number* que o modelo apresenta sinais de multicolinearidade. O teste de multicolinearidade indica que não há graves problemas de multicolinearidade no modelo. Além disso, o teste Jarque-Bera aponta que a regressão apresenta erros não normais ao nível de significância de 1%.

Tabela 3 - Diagnóstico da regressão estimada por OLS

Teste	DF	Valor	P-Valor
<i>Condition Number</i> (Multicolinearidade)	-	89,763	-
Jarque Bera (Normalidade)	2	65,412***	(0,000)
Breush-Pagan (Heterocedasticidade)	6	65,509***	(0,000)
Koenker-Bassett (Heterocedasticidade)	6	47,490***	(0,000)

Nota: *** $p \leq 0,01$.

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados apresentados na Tabela 3 são necessários para a decisão de qual método utilizar na estimação dos modelos propostos, devido a não normalidade dos erros o Método da Máxima Verossimilhança (MV) não é o mais indicado na estimação, dessa forma, para o modelo SAR o método utilizado será o de Variáveis Instrumentais (estimador GS2SLS) e, para o SEM e SDEM, será utilizado o Método Generalizado dos Momentos (GMM). No presente trabalho, as variáveis estão apresentadas em logaritmo, em que a variável dependente refere-se à taxa de homicídios por agressões (por 100 mil habitantes) e as variáveis adotadas como explicativas são as seguintes: densidade demográfica, coeficiente de Gini, taxa de desemprego, taxa de atraso escolar, percentual de homens jovens entre 15 e 29 anos e percentual da população em extrema pobreza. Assim, as interpretações dos coeficientes serão dadas por suas elasticidades.

Os resultados dos modelos estimados são apresentados na Tabela 4, de modo geral, observa-se que os coeficientes estimados nos modelos seguem a mesma direção com intensidade maior ou menor

dependendo do modelo abordado. Contudo, o modelo SDEM mostrou-se mais ajustado aos dados, serão comentados apenas seus resultados.

Tabela 4 – Resultados das Regressões

Variáveis	SAR	SEM	SDEM
Constante	5,370*** (0,002)	6,579*** (0,000)	-2,739 (0,376)
Densidade demográfica	0,257*** (0,000)	0,276*** (0,000)	0,303*** (0,000)
Coefficiente de GINI	1,029** (0,028)	1,129** (0,016)	0,852* (0,082)
Taxa de desemprego	0,345*** (0,002)	0,299*** (0,010)	0,234* (0,052)
Atraso escolar	0,590*** (0,000)	0,503*** (0,000)	0,502*** (0,001)
% Homens de 15 a 29 anos	2,233*** (0,000)	2,754*** (0,000)	3,136*** (0,000)
% Extremamente pobres	0,058 (0,347)	0,034 (0,592)	0,025 (0,703)
ρ	0,001 (0,994)		
λ		0,367*** (0,000)	0,332*** (0,000)
W (Densidade demográfica)			-0,001 (0,996)
W (Coeficiente de GINI)			-2,562* (0,084)
W (Taxa de desemprego)			0,086 (0,767)
W (Atraso escolar)			0,591* (0,094)
W (% Homens de 15 a 29 anos)			-2,873** (0,014)
W (% Extremamente pobres)			0,385** (0,027)
Nº de observações	399	399	399
Pseudo R ²	0,23	0,23	0,27

Nota: Em parênteses está o valor da probabilidade. *** $p \leq 0,01$, ** $\leq 0,05$, * $\leq 0,10$.

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os resultados do modelo SDEM, que incorpora componentes de transbordamento espacial de alcance global e local, foi possível observar que existe uma relação espacial global positiva entre as taxas de homicídios por 100 mil habitantes no estado do Paraná, e as variáveis densidade demográfica, coeficiente de Gini, taxa de desemprego, atraso escolar e homens jovens entre 15 e 29 anos.

A variável coeficiente de Gini, com sinal positivo, conclui na análise que quanto mais concentrada a renda nos municípios paranaenses, maior a criminalidade nessa região, ou seja, uma elevação de 1% desse indicador, aumenta em aproximadamente 0,85% a taxa de homicídios. Resultado similar foi encontrado por Becker e Kassouf (2017) que, ao testar a influência da desigualdade social sobre a criminalidade para os

estados brasileiros e o Distrito Federal no período 2001 a 2009, constataram que a desigualdade social, representada pelo índice de Gini, tem efeito positivo sobre a criminalidade.

Além disso, foi possível observar também que uma elevação de 1% na taxa de desemprego, aumenta em 0,23% as taxas de homicídios nos municípios paranaenses, corroborando com os resultados encontrados por Gutierrez *et al* (2004), numa análise para os estados brasileiros, e Plassa, Paschoalino e Santos (2017), em uma análise para a região Nordeste, onde constataram que a desigualdade de renda, taxas de desemprego e a grau de urbanização estão relacionados de forma positiva com a criminalidade.

As variáveis densidade demográfica e percentual da população jovem masculina entre 15 e 29 anos contribuem para um aumento das taxas de homicídios. As estimativas sugerem que 1% de aumento nessas variáveis, elevam as taxas de homicídio em 0,30% e 3,16%, respectivamente. Destaca-se que a variável que apresentou maior impacto sobre a criminalidade foi a proporção de jovens masculinos, e pode ser explicado por ser um público que, pela falta de oportunidades no mercado de trabalho legal, são mais propensos a se envolverem com a criminalidade. (SARAIVA; CONCEIÇÃO; FRANÇA, 2017).

Por fim, o atraso escolar, foi aproximadamente 0,50 e estatisticamente significativo a 1%, o que ressalta a relevância da educação para redução das taxas de violência nos municípios paranaenses. Esse resultado vai ao corrobora com os encontrados por Oliveira (2008) e Teixeira (2011) ao avaliar o impacto da educação sobre a criminalidade. Ambos os autores constataram uma relação significativa entre educação e criminalidade, sendo que esse, encontrou evidências de que o abandono escolar provoca um aumento na criminalidade e aquele que a ineficiência no ensino contribui para aumentos nas taxas de criminalidade.

Destaca-se que o coeficiente do erro autorregressivo espacial (λ) apresentou significância estatística de 1% e sinal positivo (0,33), indicando que os efeitos não captados pelo modelo apresentam autocorrelação espacial positiva. Sendo assim, altos (baixos) valores desses efeitos não modelados provocam choques de altos (baixos) valores na vizinhança.

Por sua vez, ao analisar o efeito local do modelo, a defasagem nas variáveis coeficiente de Gini (W_Coeficiente de GINI), atraso escolar (W_Atraso escolar), proporção de jovens masculinos entre 15 e 20 anos (W_% Homens de 15 a 29 anos) e percentual da população em extrema pobreza (W_% Extremamente pobres) apresentaram significância estatística. Assim, quanto mais concentrada a renda e maior a população jovem nos municípios vizinhos, menor será a taxa de homicídios nos municípios em análise. Já, o atraso escolar e a população em extrema pobreza dos municípios vizinhos, impactam positivamente a taxa de homicídio nos municípios analisados.

Esses resultados ressaltam a importância de se considerar o espaço em análises que procuram investigar os determinantes das taxas de homicídios em uma determinada região visto que, as características socioeconômicas e demográficas dos municípios podem impactar na disseminação da criminalidade em seu território como também em municípios vizinhos.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo do presente artigo foi analisar a distribuição espacial bem como os determinantes socioeconômicos e demográficos da taxa de homicídios por agressões nos municípios paranaenses, em 2015. Para tanto, utilizou-se a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), a especificação dos modelos econométricos espaciais (SEM e SDEM).

De acordo com os resultados foi possível verificar a existência de dependência espacial da taxa de homicídios por agressões nos municípios paranaenses, sendo observadas aglomerações do tipo Alto-Alto na região Sul do estado, mais precisamente na região metropolitana de Curitiba. Observou-se associação positiva da densidade demográfica, coeficiente de Gini, taxa de desemprego, atraso escolar e homens jovens entre 15 e 29 anos sobre a taxa de homicídios por agressões nos municípios paranaenses.

Através desses resultados é possível afirmar que regiões mais urbanizadas, com elevado percentual da população jovem masculina, regiões com grande nível de desigualdade econômica, altas taxas de desemprego e atraso escolar tendem a apresentar as maiores taxas de homicídios. Resultados que corroboram com a literatura sobre o tema que diz que a violência se destaca em grandes centros urbanos e que a educação e o desemprego impactam sobre os indicadores da criminalidade.

Quando analisada a significância das defasagens espaciais das variáveis explicativas, observa-se a importância das características da vizinhança sobre as taxas de homicídios de determinado município. Reduzir a desigualdade econômica e o atraso escolar é uma das principais ações a serem tomadas com o objetivo de reduzir a criminalidade nos municípios paranaenses, conforme apontado pelos modelos econométricos estimados.

Diante do exposto, este trabalho contribuiu para identificar alguns dos condicionantes do crime nos municípios paranaense e procurou fornecer subsídios para que políticas de combate à criminalidade sejam discutidas a fim de reduzir as taxas de homicídios no estado. Portanto, destaca-se que políticas que tenham como foco a redução da desigualdade socioeconômica, aumento na oferta de empregos e qualidade da educação terão como contrapartida uma possível redução da taxa de homicídios por agressões na região analisada.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, E. *Econometria Espacial Aplicada*. Alínea: Campinas-SP, 2012.

ANSELIN, L. Spatial econometrics. *A companion to theoretical econometrics*, v. 310330, 1999.

ANSELIN, L. Spatial externalities, spatial multipliers and spatial econometrics. *International Regional Science Review*, v. 26, n. 3, 2003.

ANDRADE, M. V., & DE BARROS LISBOA, M. (2000). Desesperança de vida: homicídio em Minas Gerais, Rio de Janeiro e São Paulo: 1981 a 1997. In: *Anais do IX Seminário sobre a Economia Mineira [Proceedings of the 9th Seminar on the Economy of Minas Gerais]* (Vol. 2, pp. 775-808). Cedeplar, Universidade Federal de Minas Gerais.

BARBOSA, W. B.; ALVES, A. M. D. Análise espacial dos condicionantes da criminalidade violenta no estado de Minas Gerais. *Sociedade & Natureza*, v. 22, n. 1, 2010.

BRASIL. IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo demográfico, v. 2010. 2010.

BRASIL. Ministério da Saúde. SIM-DATASUS. 2018. Disponível em: <<http://datasus.saude.gov.br>>. Acesso em: 13 jul. 2018.

BRICEÑO-LEÓN, R. La nueva violencia urbana de América Latina. *Sociologias*. Porto Alegre, ano 4, n.8, p.34-51, jul./dez. 2002.

BECKER, G. S. Crime and punishment: an economic approach. *Journal of Political Economy*, v.76, n. 1, p. 169-217, 1968.

BECKER, K. L.; KASSOUF, A. L. Uma análise do efeito dos gastos públicos em educação sobre a criminalidade no Brasil. *Economia e Sociedade* (UNICAMP), v. 26, p. 215-242, 2017.

Cerqueira, D., Lobão, W. (2004). Determinantes da criminalidade: arcabouços teóricos e resultados empíricos. *DADOS-Revista de ciências sociais*, 47(2).

DOS SANTOS, M. J.; DOS SANTOS FILHO, J. I. Convergência das taxas de crimes no território brasileiro. *Revista Economia*, 2011.

FAJNZYLBER, P.; ARAUJO JR, A. Violência e criminalidade. *Microeconomia e sociedade no Brasil*, p. 333-394, 2001.

Gaulez, M. P.; Maciel, V. F. (2015). Determinantes da criminalidade no Estado de São Paulo: uma análise espacial de dados em cross-section. *Anais do XLIII Encontro Nacional de Economia*, 8.

GLAESER, E. L.; SACERDOTE, B. Why is there more crime in cities? *Journal of political economy*, v. 107, n. S6, p. S225-S258, 1999.

GRIFFITH, E.; CHAVEZ, J. M. Communities, street guns and homicide trajectories in Chicago, 1980-1995: Merging methods for examining homicide trends across space and time. *Criminology*, v. 42, p. 941, 2004.

GUTIERREZ, M. B. S., MENDONÇA, M. J. C., SACHSIDA, A., LOUREIRO, P. R. A. (2004). Inequality and criminality revisited: further evidence from Brazil. In: *Anais do XXXII Encontro Nacional de Economia [Proceedings of the 32nd Brazilian Economics Meeting]* (No. 149). ANPEC-Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia [Brazilian Association of Graduate Programs in Economics].

MOREIRA, Romilson do Carmo; FOCHEZATTO, Adelar. ANÁLISE ESPACIAL DA CRIMINALIDADE NO ESTADO DA BAHIA. *Revista de Desenvolvimento Econômico*, v. 3, n. 38, 2018.

OLIVEIRA, C. A. de. Análise espacial da criminalidade no Rio Grande do Sul. 2008.

PARANÁ. Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico e Social (IPARDES). Banco de Dados do Estado. Disponível em: <<http://www.ipardes.pr.gov.br/imp/index.php>>. Acesso em: 13 jul. 2018.

PLASSA, W.; PASCHOALINO, P. T. ; SANTOS, M. P. Determinantes socioeconômicos das taxas de homicídios no nordeste brasileiro: uma análise espacial. *Anais do XIII Encontro de Economia Baiana*, 2017.

Sachsida, A., Mendonça, M. J. C. (2013). *Evolução e determinantes da taxa de homicídios no Brasil* (No. 1808). Texto para Discussão, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA).

SARAIVA, M. V.; CONCEIÇÃO, O. C.; FRANÇA, M. T. A. Os determinantes da criminalidade nos municípios gaúchos: evidências de um modelo econométrico espacial. *Ensaio FEE*, v. 38, n. 3, p. 521-552, 2017.

SASS, K. S.; PORSSE, A. A.; SILVA, E. R. H. Determinantes das taxas de crimes no Paraná: uma abordagem espacial. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, v. 10, p. 44-63, 2016.

TEIXEIRA, E. C. *Dois ensaios acerca da relação entre criminalidade e educação* - Tese apresentada para a obtenção do título de Doutor em Ciências- Área de concentração: Economia aplicada - Ano de obtenção: 2011.

WANG, F.; ARNOLD, M. T. Localized income inequality, concentrated disadvantage and homicide. *Applied Geography*, v. 28, n. 4, p. 259-270, 2008.

WAISELFISZ, J. J. *Mapa da violência 2016: homicídios por armas de fogo*. Secretaria Nacional de Juventude, 2016.