

ARTIGO

PADRÕES ESPACIAIS E CONVERGÊNCIA DA TAXA DE HOMICÍDIOS NO ESTADO DE SÃO PAULO¹

GUSTAVO NAVARRO MARTINS FONSECA

Graduado em Ciências Econômicas pela Universidade Federal de São Carlos (UFSCar)

País: Brasil **Estado:** São Paulo **Cidade:** Sorocaba

E-mail: gustavofonseca633@gmail.com

ALEXANDRE LOPES GOMES

Doutor em Economia Aplicada pela Universidade de São Paulo, é Professor Titular do Departamento de Economia da UFSCar. Seus interesses de pesquisa se concentram em Economia Aplicada, com ênfase em Equilíbrio Geral Computável e Modelos de Insumo-Produto.

País: Brasil **Estado:** São Paulo **Cidade:** Sorocaba

E-mail: algomes@ufscar.br **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-7758-3134>

GUSTAVO CARVALHO MOREIRA

Professor da Esalq/USP, economista com mestrado pela UFV, doutorado pela USP e pós-doutorado no KTH (Suécia). Especialista em métodos quantitativos e análise de dados para Ciências Sociais.

País: Brasil **Estado:** São Paulo **Cidade:** Piracicaba

E-mail: gustavocmoreira@usp.br **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-9526-0267>

Contribuições dos autores: Gustavo Navarro Martins Fonseca atuou na concepção e delineamento do estudo; Revisão bibliográfica e fundamentação teórica; Redação do manuscrito; Análise e interpretação dos dados. Alexandre Lopes Gomes atuou na concepção e delineamento do estudo; Análise e interpretação dos dados; Revisão crítica do conteúdo. Gustavo Carvalho Moreira atuou na coleta e organização dos dados; Análise e interpretação dos dados; Revisão crítica do conteúdo.

Data de Recebimento: 29/10/2023 **Data de Aprovação:** 28/11/2024

DOI: 10.31060/rbsp.2025.v19.n2.2090

RESUMO

Este estudo investigou os padrões espaciais das taxas de homicídios e avaliou a hipótese de convergência em microrregiões do estado de São Paulo. Utilizando ferramentas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e o modelo espacial de β -convergência com dados em painel, examinou-se a dinâmica dos homicídios em 63 microrregiões paulistas de 1980 a 2020. Os indicadores LISA evidenciaram a redução de clusters Baixo-Baixo e o surgimento de clusters Alto-Alto e Alto-Baixo no interior do estado, indicando um movimento de interiorização dos homicídios. Além disso, o modelo de β -convergência indicou uma tendência à homogeneização das taxas de homicídio entre as microrregiões. Esses resultados ressaltam a importância de estratégias de segurança pública focalizadas na redução dos homicídios em áreas

¹ Esta pesquisa constitui uma adaptação da monografia de conclusão de curso do primeiro autor, elaborada no âmbito do curso de Ciências Econômicas na Universidade Federal de São Carlos (UFSCar-Sorocaba). Foi aprovada em agosto de 2023, sob a orientação e contribuição dos coautores.

persistentemente afetadas, bem como medidas preventivas em regiões com maior suscetibilidade a taxas elevadas de homicídio, considerando a tendência observada de convergência.

Palavras-chaves: Padrões espaciais da violência. Convergência de crimes. Prevenção de crimes. Criminalidade e violência.

SPATIAL PATTERNS AND CONVERGENCE OF HOMICIDE RATES IN THE STATE OF SÃO PAULO

ABSTRACT

This study investigated the spatial patterns of homicide rates and assessed the convergence hypothesis in microregions of the state of São Paulo. Using tools of Spatial Exploratory Data Analysis and the spatial β -convergence model with panel data, the dynamics of homicides were examined in 63 microregions of São Paulo from 1980 to 2020. The LISA indicators revealed a reduction in Low-Low clusters and the emergence of High-High and High-Low clusters in the interior of the state, indicating a movement of homicides inward. Additionally, the β -convergence model indicated a tendency toward homogenization of homicide rates among microregions. These results highlight the importance of targeted public safety strategies to reduce homicides in consistently affected areas, as well as preventive measures in regions with higher susceptibility to elevated homicide rates, considering the observed convergence trend.

Keywords: Spatial patterns of violence. Crime convergence. Crime prevention. Criminality and violence.

INTRODUÇÃO

O crime e a violência são preocupações constantes na sociedade brasileira, sendo um tema central em diversas discussões políticas e econômicas, pelo fato de que tais fenômenos impactam diretamente o bem-estar da sociedade e representam um obstáculo ao desenvolvimento econômico. Os custos associados a esses problemas abrangem diversas dimensões, tanto financeiras quanto não financeiras. Incluem-se aqui despesas significativas do setor público e privado voltadas para o combate ao crime, a redução do turismo, a diminuição da atratividade de investimentos, a deterioração da qualidade de vida, os impactos psicológicos decorrentes do trauma e, nos casos mais extremos, a perda de vidas em homicídios, entre outros aspectos (Justus; Kassouf, 2008).

No que diz respeito aos homicídios, um delito que causa danos irreparáveis, o Brasil se destaca de maneira desfavorável no âmbito global. Ao longo de sua história, o país tem sido notório por apresentar taxas elevadas de homicídios, mantendo-se acima de 20 mortes a cada 100 mil habitantes entre 1992 e 2020 (Ipea, 2023). Entre os anos de 1980 e 2022, o país atingiu o ponto mais alto dessas estatísticas em 2018, registrando uma taxa de homicídios de 31,1, o que o tornou o país com o maior número absoluto de mortes no mundo naquele ano (OMS, 2023).

Dada a gravidade do fenômeno, a literatura empírica sobre o tema tem apresentado contribuições para entender as causas e consequências da criminalidade no Brasil, bem como estratégias para o combate e a prevenção. De modo geral, há o entendimento da necessidade de uma abordagem sistêmica para amenizar esse complexo problema, convergindo para uma visão multidisciplinar que envolva investimentos em educação, cultura, emprego e renda, na tomada de decisão baseada em evidências, no aparato da

segurança pública, na repressão qualificada, dentre outros aspectos (e.g. Kahn, 1999; Cerqueira; Lobão, 2004; Shikida *et al.*, 2006; Justus; Kassouf, 2012, 2013; Oliveira; Arcaro, 2016; Ferreira; Mattos; Terra, 2016; Becker; Kassouf, 2017; Loureiro *et al.*, 2018; Barros *et al.*, 2019).

Uma estratégia de particular interesse para os formuladores de políticas públicas diz respeito à análise da dinâmica espacial dos crimes. Isso porque, reconhecidamente, os crimes tendem a se concentrar no espaço, tornando algumas regiões como *hotspots* ou aglomerações do crime (Farrell, 2015). Entender a dinâmica espacial dos crimes permite aos formuladores de políticas de segurança pública uma alocação mais eficiente de recursos, prevenção orientada a problemas, intervenções eficazes e, como consequência, melhoria do bem-estar da população.

Por essa razão, o objetivo deste artigo consistiu em analisar os padrões espaciais relacionados às taxas de homicídios nas 63 microrregiões do estado de São Paulo durante os anos de 1980 a 2020. Especificamente, pretendeu-se: i) Identificar agrupamentos de homicídios entre as microrregiões do estado, bem como observar a dinâmica dessas concentrações ao longo do tempo; e ii) Avaliar se houve um processo de convergência das taxas de homicídio entre as microrregiões do estado, onde as áreas previamente mais afetadas pela violência se tornaram menos violentas ao longo do tempo.

O estado de São Paulo representa um estudo de caso significativo no âmbito nacional. Isso ocorre devido ao fato de que, durante a década de 1980, São Paulo figurava como um dos cinco estados com as mais elevadas taxas de homicídio no país. Contudo, essa tendência foi revertida a partir dos anos 2000 e, desde 2005 até 2020, tem consistentemente figurado entre os estados com as menores taxas de homicídio no Brasil (Ipea, 2023). Isso tem contribuído, por hipótese da presente pesquisa, para tornar os índices de homicídio mais uniformes entre as diferentes regiões geográficas do estado. A literatura menciona uma variedade de fatores que desempenharam um papel nessa transformação em São Paulo, tais como aspectos socioeconômicos, políticas públicas, programas sociais e elementos demográficos (Mello; Schneider, 2007; Hartung, 2009; Biderman; Mello; Schneider, 2010; Justus; Kassouf, 2012; Cerqueira, 2014; Cerqueira; Moura, 2014; Mello, 2015; Cabral, 2016; Justus *et al.*, 2018).

Esta pesquisa contribui para a literatura ao analisar os padrões espaciais das taxas de homicídios nas microrregiões do estado de São Paulo ao longo de um extenso período, de 1980 a 2020. O foco no estado de São Paulo como estudo de caso é especialmente relevante devido ao notável progresso na redução das taxas de homicídios ao longo do tempo. Essa escolha possibilita uma contribuição adicional para a literatura ao examinar essa mudança de dinâmica e suas particularidades espaciais, oferecendo evidências que podem favorecer tanto a manutenção quanto a melhoria dos resultados obtidos, além de auxiliar outras regiões que enfrentam desafios semelhantes.

Este trabalho está organizado em quatro seções, além desta introdução. A segunda seção aborda a revisão da literatura sobre pesquisas relacionadas à criminalidade e espaço, com foco em estudos que aplicaram a metodologia AEDE e investigaram a convergência de diferentes indicadores de criminalidade. A terceira seção descreve a metodologia utilizada neste estudo. A quarta seção apresenta os resultados e a discussão da análise exploratória espacial e do teste de convergência. A quinta seção conclui o estudo com considerações finais e sugere análises adicionais para aprofundar a compreensão dos fenômenos abordados.

REVISÃO EMPÍRICA DA CONVERGÊNCIA ESPACIAL DA CRIMINALIDADE

Esta seção tem como finalidade apresentar uma breve revisão de estudos conduzidos sobre o tema da criminalidade e sua evolução no contexto espacial. Portanto, apresentam-se pesquisas que se debruçaram sobre a violência em níveis regional e municipal, com ênfase em estudos que empregaram a metodologia AEDE em suas análises e abordam a questão da convergência sobre as taxas de criminalidade.

Messner *et al.* (1999) examinaram a distribuição de homicídios em 78 condados da região metropolitana de St. Louis, nos EUA. Os autores conduziram análises exploratórias de dados em dois períodos (1984-1988 e 1988-1993), identificando padrões espaciais significativos de criminalidade, incluindo clusters “Alto-Alto” em áreas urbanizadas próximas a St. Louis. No segundo período, um novo cluster emergiu próximo à cidade, sugerindo possível difusão hierárquica de criminalidade a partir de centros urbanos.

Flores e Villarreal (2015) investigaram a evolução da criminalidade no México, focando em padrões de difusão espacial de homicídios. Os autores utilizaram técnicas AEDE de 2005 a 2010. A pesquisa revela aglomerados espaciais com altas taxas de homicídio em áreas específicas do país, que se difundiram para municípios vizinhos. Notavelmente, os municípios que contribuíram para essa disseminação não viram uma redução significativa na criminalidade durante o período analisado, mantendo níveis persistentemente elevados.

Galeano (2018) estudou a criminalidade em Medellín, Colômbia, focando na dimensão intraurbana. A autora utilizou modelos de regressão com dependência espacial e AEDE para identificar os fatores determinantes da criminalidade. Os resultados destacam o papel da configuração espacial da cidade na violência, com condições precárias de moradia e proporção de imigrantes como fatores significativos.

León (2021) investigou os padrões espaciais de homicídios na região Norte da América Central durante a pandemia da Covid-19. Utilizando dados de criminalidade de Guatemala, El Salvador e Honduras, para 2019 e 2020, o autor aplicou técnicas de AEDE, incluindo o Índice Moran Global/Local e o indicador LISA, para identificar padrões criminais. Os resultados mostram uma diminuição geral nos homicídios devido às medidas de *lockdown*, porém, um aumento em municípios identificados como *hotspots*, devido às mudanças na organização social provocadas pelas restrições governamentais. A pesquisa também destaca a difusão da violência de áreas urbanas maiores para cidades menores, como Zacapa na Guatemala e Yoro em Honduras.

Focando nos estudos realizados em nível nacional, Almeida, Haddad e Hewings (2005) estudaram os padrões de criminalidade em Minas Gerais em 1995, analisando mais de 750 municípios através de uma abordagem exploratória de dados. Os autores descobriram uma distribuição não aleatória dos crimes, com uma autocorrelação positiva no espaço. A ferramenta LISA foi utilizada para identificar clusters espaciais locais, tanto positivos quanto negativos, em todo o estado. Houve uma tendência de concentração do crime em áreas urbanas densamente povoadas, sugerindo uma possível ligação entre as taxas de criminalidade e o processo de urbanização.

Almeida (2007) utilizou modelos de análise exploratória espacial e econometria espacial para estudar a dinâmica da criminalidade em São Paulo em 2001. Com a estatística I de Moran, procurou identificar a autocorrelação espacial entre os 645 municípios paulistas e mapear a criminalidade por tipo. Os resultados mostram ausência de autocorrelação espacial ao analisar cada tipo de crime individualmente, mas houve

correlação espacial ao considerar crimes contra a pessoa e o patrimônio de forma agregada. A Região Metropolitana de São Paulo destacou-se como a área com maior concentração de criminalidade.

No contexto da investigação sobre a convergência das taxas de crimes no território brasileiro, Justus e Santos Filho (2011) investigaram a convergência das taxas de homicídio no Brasil, utilizando um modelo de β -convergência. Ao analisarem as taxas de criminalidade nas microrregiões brasileiras de 1991 a 2005, os autores observaram uma tendência de convergência ao longo do tempo. Isso sugere uma possível redução das disparidades regionais, indicando que as taxas de criminalidade têm a tendência de aumentar mais rapidamente em áreas menos violentas do que em regiões com maior incidência de violência.

Almeida e Guanziroli (2013) analisaram as taxas de crimes violentos contra o patrimônio e de homicídios por 100 mil habitantes nos municípios de Minas Gerais em 2000. Utilizando testes de σ e β -convergência, investigaram a hipótese de convergência condicional das taxas de criminalidade no estado. Os resultados não rejeitam essa hipótese, indicando que os municípios com taxas mais elevadas de criminalidade inicialmente viram uma redução ou um crescimento limitado em suas taxas. Por outro lado, os municípios com baixos níveis de violência registraram um aumento nos crimes violentos e homicídios ao longo do período analisado.

O estudo realizado por Souza, Rocha e Chaves (2019) investigou a hipótese de convergência das taxas de criminalidade (homicídios) nas microrregiões do Nordeste do Brasil. Utilizando dados de 187 microrregiões entre os anos de 2001 e 2015 e aplicando uma metodologia espacial para dados em painel, os resultados demonstram a convergência das taxas de criminalidade para um determinado nível de equilíbrio a ser atingido em aproximadamente 9 anos.

Montini, Monte e Becker (2021) investigaram a hipótese de convergência das taxas de homicídio entre os municípios brasileiros de 2005 a 2019. Utilizando modelos de β -convergência com dados em painel e considerando efeitos espaciais, os resultados indicam uma crescente velocidade de convergência absoluta das taxas de homicídio no país. Isso sugere uma tendência de homogeneização ao longo do tempo, com as taxas de homicídio nos municípios e nas microrregiões se tornando mais uniformes.

Aransiola, Ceccato e Justus (2022) investigaram a hipótese de convergência nas taxas de homicídio nos municípios brasileiros entre 2000 e 2017. Seus resultados apontam para uma aceleração da velocidade de convergência no Brasil, especialmente entre 2010 e 2017, atribuída ao aumento da violência nas regiões Norte e Nordeste do país.

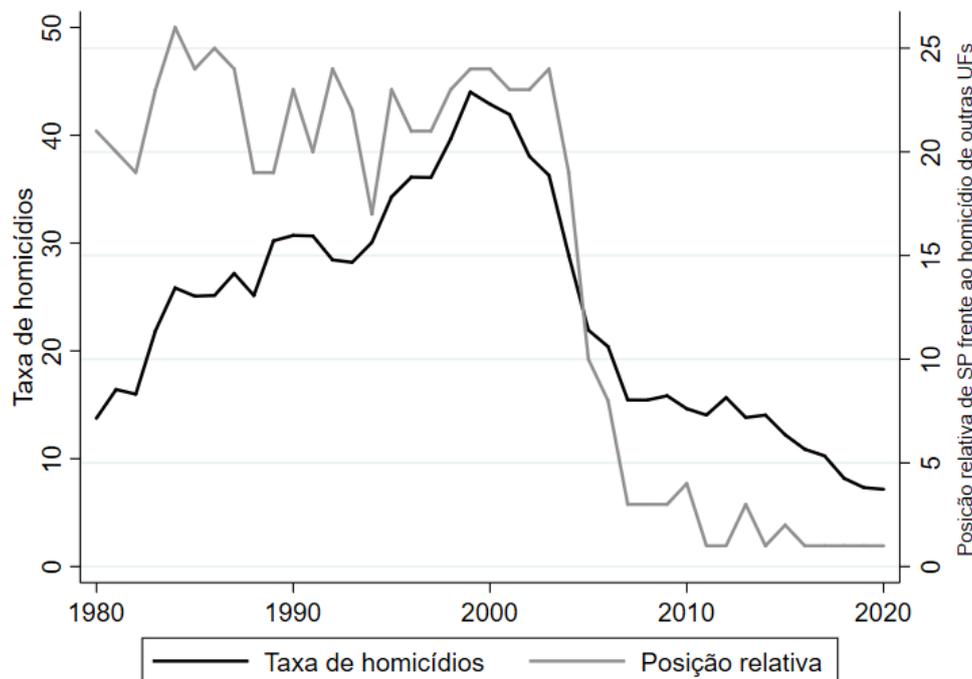
METODOLOGIA

ÁREA DE ESTUDO E FONTE DOS DADOS

De acordo com o Ipea (2023), em 2020, o estado de São Paulo registrou uma taxa de 7,2 homicídios a cada 100 mil habitantes, o que representa uma cifra três vezes inferior à média nacional de 23,2. A Figura 1 apresenta a trajetória das taxas de homicídios dolosos no estado de São Paulo no período de 1980 a 2020, bem como sua posição em relação aos demais estados brasileiros. Antes dos anos 2000, São Paulo figurava entre os estados mais violentos do Brasil, porém, essa tendência foi revertida, tornando-se consistentemente um dos estados com menor taxa de homicídio a partir de 2005.

FIGURA 1

Taxa de homicídios no estado de São Paulo e posição relativa frente às taxas de homicídios das demais unidades da Federação (1980-2020)



Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de Ipea (2023).

Os dados sobre as taxas de homicídio utilizados nesta pesquisa abrangem o período de 1980 a 2020 e foram obtidos através do Ipea (2023), compilados com base no Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM). Entre 1979 e 2005, a classificação de homicídios considerou os códigos da Classificação Internacional de Doenças (CID) E960-E978, abrangendo homicídios e lesões intencionais contra outras pessoas, além dos códigos E990-E999, relacionados a intervenções legais. A partir de 2005, os códigos X85-Y09, que envolvem agressões, e Y35, indicando intervenções legais, passaram a ser considerados. A quantidade de homicídios foi ajustada à população de cada unidade territorial, utilizando informações atualizadas da contagem populacional do IBGE. Para esta análise, foi selecionada a distribuição das taxas de homicídio nas 63 microrregiões do estado (Figura 2). A escolha de um período temporal amplo, de 41 anos, visa evitar distorções decorrentes de anos atípicos com alta ou baixa ocorrência de homicídios.

FIGURA 2

Microrregiões do estado de São Paulo



Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Os dados cartográficos utilizados na criação dos gráficos, mapas e AEDE foram obtidos da Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados (Fundação Seade, 2023), que fornece bases georreferenciadas com os limites territoriais das microrregiões do estado de São Paulo.

ABORDAGEM EMPÍRICA

AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL

O primeiro passo de um estudo de dados espaciais é testar a hipótese de que os dados espaciais são distribuídos aleatoriamente, ou seja, identificar se o valor de uma variável em uma região é ou não dependente de valores em localidades vizinhas. A estatística de autocorrelação espacial global utilizada foi o I de Moran, expressa conforme Equação (1) (Cliff; Ord, 1981):

$$I_t = \left(\frac{n}{S_0} \right) \left(\frac{z_t W z_t}{z_t z_t} \right), t=1,2,3\dots n \quad (1)$$

Em que:

z_t é um vetor de n observações para o ano t na forma de desvio em relação à média;

W é uma matriz de peso espacial onde os elementos w_{ii} são os elementos que na diagonal principal são iguais a zero, enquanto os elementos w_{ij} indicam a forma como a região i está espacialmente conectada com a região j ;

S_0 é um escalar igual à soma de todos os elementos de W .

Quando a soma dos elementos de cada linha for igual a 1 e a matriz for normalizada na linha, a Equação (1) é representada pela Equação (1.1):

$$I_t = \left(\frac{z_t' W z_t}{z_t' z_t} \right), t=1,2,3 \dots n \quad (1.1)$$

Os valores de I_t na Equação (1.1) medem a associação espacial existente em um conjunto dos dados, com seu valor variando de -1 a 1. Valores próximos de zero sinalizam que não há autocorrelação espacial entre valores de uma variável e seus vizinhos. Quando positivos, por sua vez, indicam a presença de autocorrelação espacial, em que o valor de uma variável tende a ser semelhante aos valores de seus vizinhos (Brasil, 2007).

A respeito da matriz W , essa é uma matriz quadrada que contém os pesos espaciais de cada unidade geográfica sobre a outra. Dessa forma, o elemento w_{ij} indica a influência espacial que a região j exerce sobre a região i . Quando a matriz W é construída, independente do critério utilizado, ela é tratada como um fator exógeno (Tyszler, 2006).

As matrizes de pesos espaciais podem ser moldadas de diferentes maneiras e esquemas para determinar fronteiras e distâncias. Para observar a robustez dos resultados e selecionar a matriz mais adequada para a análise empírica, foram utilizadas oito matrizes de pesos espaciais: Rainha (Queen), Torre (Rook) e k vizinhos mais próximos, com 1, 2, 3, 4, 5 e 10 vizinhos, seguindo o procedimento adotado por Souza, Rocha e Chaves (2019).

Uma matriz de pesos contígua é classificada como Rainha (Queen) quando se considera as fronteiras físicas e os vértices como contíguos, enquanto a matriz Torre (Rook) desconsidera o resultado dos vértices. Em contrapartida, a matriz dos k vizinhos mais próximos $w_{ij}(k)$ baseia-se na distância geográfica das regiões, medida em quilômetros (Almeida, 2012). Trata-se de uma matriz binária com a formulação expressa pela Equação (2):

$$w_{ij}(k) = \begin{cases} 1 & \text{se } d_{ij} \leq d_i(k) \\ 0 & \text{se } d_{ij} > d_i(k) \end{cases} \quad (2)$$

Em que: $d_i(k)$ é a distância de corte para região i , para que esta tenha k vizinhos, ou seja, $d_i(k)$ é a menor distância aceitável para que a localidade i tenha o número determinado de k vizinhos. As regiões serão consideradas vizinhas caso estejam dentro da região de corte predeterminada.

INDICADORES LOCAIS DE ASSOCIAÇÃO ESPACIAL (LISA)

Complementou-se a análise do cálculo do I de Moran com as estatísticas LISA (*Local Indicators of Spatial Association*), que foi aplicada para os anos selecionados de 1980, 2000 e 2020. Essa técnica é utilizada para testar a hipótese nula de distribuição aleatória, comparando os valores de cada localização específica com os valores de seus vizinhos, ou seja, verificar para cada observação a existência de clusters espaciais estatisticamente significantes (Anselin, 1995, 1996).

Existem várias técnicas LISA e, neste trabalho, foi utilizada a Estatística Local de Moran I, pois esta possibilita a decomposição do padrão de associação espacial em quatro categorias, correspondendo aos quatro quadrantes do diagrama de Moran. Nesse diagrama, o primeiro quadrante, *High-High* ou Alto-Alto (AA), mostra região de altos valores para a variável, com valores acima da média, assim como seus vizinhos. O segundo quadrante, *Low-Low* ou Baixo-Baixo (BB), representa locais com baixos valores em relação à média, acompanhados de vizinhos com baixos valores. Na diagonal secundária tem-se Alto-Baixo (AB) e Baixo-Alto (BA), valores próximos de -1, que correspondem à autocorrelação espacial negativa, ou seja, valores baixos são cercados por valores elevados (*Low-High* ou Baixo-Alto) e valores elevados são cercados por valores baixos (*High-Low* ou Alto-Baixo) (Anselin, 2019).

A estatística LISA, tendo como base o Local de Moran I, pode ser descrita conforme Equação (3):

$$I_{it} = \frac{(x_{it} - \mu_t)}{m_0} \sum_j w_{ij} (x_{jt} - \mu_t) \quad (3)$$

Com $m_0 = \frac{(x_{it} - \mu_t)^2}{n}$.

Adicionalmente, x_{it} é a observação da variável de interesse na região i para o ano t , μ_t é a média das observações entre as regiões no ano t e x_{jt} é a observação da variável de interesse nas regiões j , vizinhas de i , para o ano t .

A hipótese nula do teste de hipótese gerado pela estatística LISA é a de ausência de autocorrelação espacial nas variáveis, ou seja, quanto mais próximo de 1 for I_{it} , a tendência é de que haja uma alta autocorrelação espacial nas observações. Por outro lado, quanto mais próximo I_{it} for do valor de -1, maior será a dispersão dos dados, indicando, assim, a ausência de associação espacial na variável estudada. Para a interpretação, valores de I_{it} positivos indicam localidades com vizinhos de valores semelhantes (AA ou BB). Em contrapartida, valores de I_{it} negativos indicam localidades com vizinhos de valores distintos (AB ou BA) (Anselin, 1995).

ANÁLISE DA CONVERGÊNCIA ESPACIAL DA TAXA DE HOMICÍDIOS

Para examinar a convergência das taxas de homicídio no estado de São Paulo de 1980 a 2020, foi empregado o teste de convergência β absoluto, conforme utilizado por Souza, Rocha e Chaves (2019) e Montini, Monte e Becker (2021) em dados em painel. Foram ajustados dois modelos: um considerando a dependência espacial da variável dependente (Modelo SAR) e outro considerando a dependência espacial nos erros (Modelo SEM). Esses dois modelos, por sua vez, foram estimados com oito matrizes de pesos espaciais: Rainha (Queen), Torre (Rook) e os k vizinhos mais próximos, com 1, 2, 3, 4, 5 e 10 vizinhos, selecionando para análise e apresentação aquele modelo com matrizes espaciais com os menores valores de AIC (*Akaike Information Criterion*) e BIC (*Bayesian Information Criterion*). Adicionalmente, cada modelo foi estimado considerando efeitos fixos e aleatórios, seguido pelo teste de Hausman para escolha do modelo mais apropriado.

O modelo de convergência para dados em painel, sem considerar efeitos espaciais, é dado pela Equação (4):

$$\ln\left(\frac{y_{it}}{y_{i,t-1}}\right) = \alpha + \beta \ln y_{i,t-1} + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Em que $y_{i,t}$ e $y_{i,t-1}$ indicam as taxas de homicídio da microrregião i no ano t e no ano $t-1$, respectivamente. O componente μ_i representa as características não observáveis constantes no tempo e ε_{it} são os erros independentes e identicamente distribuídos. O coeficiente β representa a estimativa do valor a ser considerado para o cômputo da taxa de convergência dos homicídios.

Considerando a dependência espacial nas taxas de homicídio microrregionais, o modelo é reformulado conforme Equação (5):

$$\ln\left(\frac{y_{i,t}}{y_{i,t-1}}\right) = \alpha + \beta \ln y_{i,t-1} + \rho \mathbf{W} \ln\left(\frac{y_{i,t}}{y_{i,t-1}}\right) + \mu_i + \varphi_{it} \quad (5)$$

Em que \mathbf{W} representa a matriz de ponderação espacial. O termo de erro φ_{it} da Equação (5) é dado por $\varphi_{it} = \lambda \mathbf{W} + \varepsilon_{it}$. Se $\rho \neq 0$ e $\lambda = 0$, tem-se um modelo com *lag* espacial (SAR). Se $\rho = 0$ e $\lambda \neq 0$, tem-se um modelo com erro espacial (SEM).

Segundo Sala i Martín (1996), a taxa de convergência θ é obtida por meio da Equação (6):

$$\theta = \frac{\ln(\beta+1)}{-t} \quad (6)$$

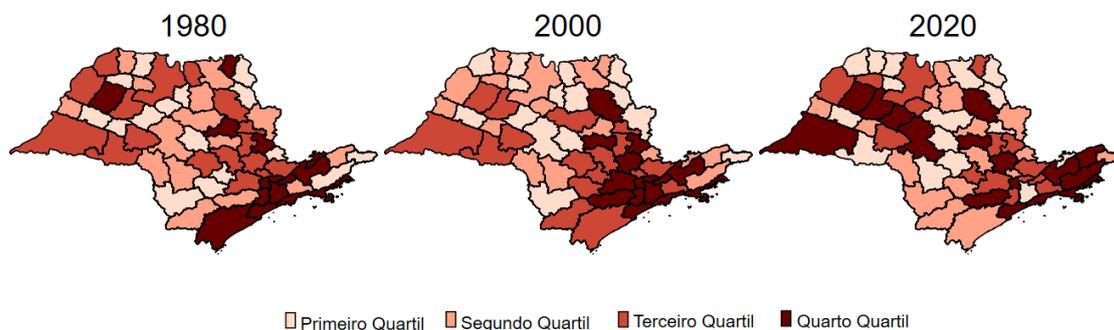
Em que β é o coeficiente estimado nas equações (4) e (5) e t é o número de anos na análise (41 anos).

Um outro parâmetro relevante na avaliação da convergência é conhecido como meia-vida (MV). Esta métrica corresponde ao tempo necessário para que metade da discrepância entre o estado inicial e o estado estacionário das taxas de homicídio seja eliminada. O seu cálculo é expresso pela Equação (7):

$$MV = \frac{\ln(2)}{\theta} \quad (7)$$

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 3 representa a distribuição das taxas de homicídio nas microrregiões do estado de São Paulo nos anos de 1980, 2000 e 2020, divididas em quatro grupos (quartis), de acordo com a distribuição dos homicídios para cada ano. Pela Figura 3, observa-se que algumas regiões mantiveram as taxas de homicídio mais elevadas ao longo de todo o período de análise, como é o caso das microrregiões de São José dos Campos, Itanhaém, Santos e Caraguatatuba, cujos municípios permaneceram no quarto quartil durante os três anos apresentados. Por outro lado, ocorreram mudanças substanciais em algumas regiões, notadamente na Região Metropolitana de São Paulo. Em 1980 e 2000, a área da capital era uma das mais violentas do estado. No entanto, é perceptível que, em 2020, a microrregião já havia migrado para o primeiro quartil, exibindo taxas comparativamente baixas em relação ao restante do estado. Além disso, regiões vizinhas, como Itapeverica da Serra, Guarulhos e Mogi das Cruzes, passaram a pertencer ao terceiro quartil.

FIGURA 3**Distribuição espacial da taxa de homicídios no estado de São Paulo (1980-2020)**

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Ainda de acordo com a Figura 3, é perceptível uma maior dispersão das taxas de homicídio por todo o território paulista ao longo dos anos. Em 2020, regiões que anteriormente eram consideradas pouco violentas, como o Centro-Oeste e o Noroeste paulista, testemunharam um notável aumento nas taxas de homicídio, resultando em várias microrregiões situadas no terceiro ou quarto quartil. Para ilustrar essa dinâmica, podemos considerar o exemplo da região de Araçatuba, no Oeste paulista, cuja taxa de homicídios era de 7,8 em 2000, mas aumentou para 18 em 2020. Por outro lado, a taxa de homicídios na capital paulista era de mais de 40 em 2000, mas, em 2023, atingiu cerca de 6 mortes por 100 mil habitantes (Instituto Sou da Paz, 2023). Esse resultado oferece evidências adicionais, a nível estadual, do fenômeno de interiorização da violência, que já havia sido observado em nível nacional e regional por outros estudos (Justus; Santos Filho, 2011; Waiselfisz, 2011; Souza; Rocha; Chaves, 2019; Montini; Monte; Becker, 2021; Aransiola; Ceccato; Justus, 2022).

Os resultados da estatística I de Moran para o estado de São Paulo são apresentados na Tabela 1, abrangendo todos os anos da análise e considerando oito diferentes matrizes de pesos espaciais. Observa-se que, para a maioria dos períodos analisados, os valores calculados foram positivos e estatisticamente significantes, indicando a presença de autocorrelação positiva das taxas de homicídio entre as microrregiões do estado. Isso sugere que as microrregiões com altas taxas de homicídio tendem a ser circundadas por vizinhos com taxas igualmente elevadas, enquanto as microrregiões com baixas taxas de homicídio estão cercadas por vizinhos que também apresentam taxas mais baixas. Adicionalmente, o Índice de Moran diminuiu ao longo do tempo, o que pode indicar uma possível redução na concentração das taxas de homicídio nos anos analisados.

TABELA 1

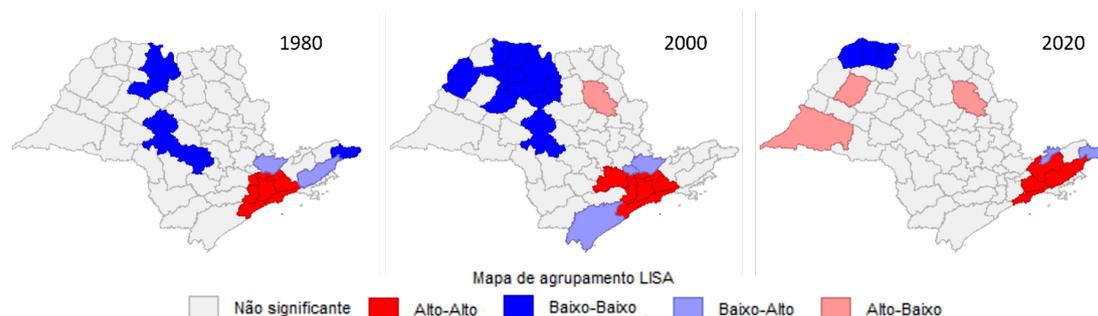
Coeficientes de I Moran para a taxa de homicídios, considerando distintas matrizes de pesos espaciais

Ano	K = 1		K = 2		K = 3		K = 4		K = 5		K = 10		Queen		Rook	
	I	P-v	I	P-v	I	P-v	I	P-v								
1980	0,32	0,03	0,26	0,01	0,26	0,00	0,33	0,00	0,34	0,00	0,28	0,00	0,11	0,00	0,31	0,03
1981	0,44	0,00	0,27	0,01	0,26	0,00	0,35	0,00	0,36	0,00	0,26	0,00	0,12	0,00	0,36	0,01
1982	0,36	0,02	0,32	0,00	0,30	0,00	0,35	0,00	0,35	0,00	0,31	0,00	0,14	0,00	0,33	0,02
1983	0,55	0,00	0,50	0,00	0,47	0,00	0,51	0,00	0,50	0,00	0,42	0,00	0,17	0,00	0,50	0,00
1984	0,48	0,00	0,42	0,00	0,40	0,00	0,47	0,00	0,48	0,00	0,40	0,00	0,16	0,00	0,44	0,00
1985	0,49	0,00	0,46	0,00	0,43	0,00	0,49	0,00	0,48	0,00	0,40	0,00	0,17	0,00	0,47	0,00
1986	0,69	0,00	0,62	0,00	0,56	0,00	0,59	0,00	0,58	0,00	0,49	0,00	0,20	0,00	0,65	0,00
1987	0,53	0,00	0,42	0,00	0,41	0,00	0,47	0,00	0,47	0,00	0,39	0,00	0,16	0,00	0,46	0,00
1988	0,69	0,00	0,54	0,00	0,51	0,00	0,57	0,00	0,56	0,00	0,47	0,00	0,21	0,00	0,62	0,00
1989	0,74	0,00	0,62	0,00	0,56	0,00	0,62	0,00	0,58	0,00	0,48	0,00	0,21	0,00	0,68	0,00
1990	0,60	0,00	0,49	0,00	0,50	0,00	0,57	0,00	0,54	0,00	0,44	0,00	0,19	0,00	0,52	0,00
1991	0,69	0,00	0,57	0,00	0,53	0,00	0,59	0,00	0,57	0,00	0,46	0,00	0,21	0,00	0,60	0,00
1992	0,58	0,00	0,47	0,00	0,44	0,00	0,50	0,00	0,49	0,00	0,42	0,00	0,19	0,00	0,52	0,00
1993	0,71	0,00	0,57	0,00	0,53	0,00	0,58	0,00	0,56	0,00	0,46	0,00	0,20	0,00	0,64	0,00
1994	0,82	0,00	0,60	0,00	0,55	0,00	0,59	0,00	0,56	0,00	0,44	0,00	0,21	0,00	0,72	0,00
1995	0,78	0,00	0,65	0,00	0,60	0,00	0,65	0,00	0,61	0,00	0,52	0,00	0,23	0,00	0,70	0,00
1996	0,76	0,00	0,65	0,00	0,59	0,00	0,62	0,00	0,60	0,00	0,49	0,00	0,22	0,00	0,69	0,00
1997	0,57	0,00	0,56	0,00	0,53	0,00	0,59	0,00	0,59	0,00	0,49	0,00	0,21	0,00	0,52	0,00
1998	0,62	0,00	0,57	0,00	0,53	0,00	0,57	0,00	0,59	0,00	0,49	0,00	0,22	0,00	0,58	0,00
1999	0,63	0,00	0,57	0,00	0,54	0,00	0,59	0,00	0,59	0,00	0,48	0,00	0,21	0,00	0,58	0,00
2000	0,45	0,00	0,48	0,00	0,46	0,00	0,52	0,00	0,52	0,00	0,45	0,00	0,19	0,00	0,41	0,00
2001	0,57	0,00	0,52	0,00	0,52	0,00	0,55	0,00	0,52	0,00	0,46	0,00	0,20	0,00	0,52	0,00
2002	0,53	0,00	0,50	0,00	0,50	0,00	0,53	0,00	0,53	0,00	0,48	0,00	0,21	0,00	0,51	0,00
2003	0,50	0,00	0,49	0,00	0,52	0,00	0,52	0,00	0,50	0,00	0,45	0,00	0,20	0,00	0,47	0,00
2004	0,52	0,00	0,47	0,00	0,49	0,00	0,48	0,00	0,47	0,00	0,43	0,00	0,20	0,00	0,48	0,00
2005	0,52	0,00	0,36	0,00	0,38	0,00	0,37	0,00	0,36	0,00	0,29	0,00	0,15	0,00	0,46	0,00
2006	0,27	0,06	0,27	0,01	0,30	0,00	0,30	0,00	0,31	0,00	0,29	0,00	0,13	0,00	0,26	0,06
2007	0,46	0,00	0,43	0,00	0,43	0,00	0,45	0,00	0,46	0,00	0,40	0,00	0,18	0,00	0,44	0,00
2008	0,17	0,22	0,22	0,04	0,27	0,00	0,25	0,00	0,25	0,00	0,27	0,00	0,10	0,00	0,18	0,19
2009	0,56	0,00	0,51	0,00	0,49	0,00	0,47	0,00	0,46	0,00	0,46	0,00	0,21	0,00	0,55	0,00
2010	0,46	0,00	0,32	0,00	0,30	0,00	0,30	0,00	0,28	0,00	0,22	0,00	0,10	0,00	0,45	0,00
2011	0,13	0,34	0,22	0,04	0,22	0,01	0,22	0,00	0,25	0,00	0,23	0,00	0,09	0,00	0,16	0,24
2012	0,38	0,01	0,38	0,00	0,42	0,00	0,42	0,00	0,41	0,00	0,33	0,00	0,15	0,00	0,39	0,01
2013	0,21	0,14	0,25	0,02	0,27	0,00	0,26	0,00	0,28	0,00	0,25	0,00	0,09	0,00	0,24	0,08
2014	0,29	0,05	0,22	0,04	0,23	0,01	0,21	0,01	0,23	0,00	0,23	0,00	0,11	0,00	0,29	0,04
2015	0,22	0,11	0,13	0,15	0,16	0,04	0,16	0,02	0,18	0,00	0,16	0,00	0,07	0,00	0,21	0,11
2016	0,22	0,12	0,13	0,19	0,12	0,12	0,10	0,13	0,12	0,06	0,06	0,11	0,02	0,03	0,21	0,13
2017	0,02	0,83	0,05	0,54	0,01	0,76	0,05	0,41	0,05	0,32	0,04	0,24	0,00	0,27	0,01	0,86
2018	-0,11	0,52	-0,08	0,58	-0,02	1,00	-0,03	0,84	0,02	0,61	0,02	0,42	-0,01	0,56	-0,12	0,46
2019	0,10	0,44	0,01	0,84	0,09	0,27	0,06	0,33	0,10	0,11	0,04	0,25	0,02	0,04	0,08	0,49
2020	0,26	0,06	0,07	0,42	0,13	0,10	0,07	0,25	0,12	0,06	0,06	0,11	0,03	0,00	0,24	0,08

Nota: I representa o valor I de Moran; p-v: p-valor. K indica a matriz com a respectiva quantidade de vizinhos considerada.

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Por meio da utilização dos indicadores I-Moran Local, com um nível de significância estatística de 5%, e considerando matrizes espaciais do tipo *Queen*, a Figura 4 exibe os mapas de clusters LISA para a taxa de homicídios nos anos de 1980, 2000 e 2020. Esses mapas destacam quatro categorias distintas de clusters espaciais: Alto-Alto, Baixo-Baixo, Alto-Baixo e Baixo-Alto, além de regiões desprovidas de associações espaciais estatisticamente significantes.

FIGURA 4**Mapa de clusters LISA para a taxa de homicídios em São Paulo, 1980, 2000 e 2020**

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Ao examinar os mapas da Figura 4, destaca-se que, em 1980, há uma concentração de clusters do tipo Alto-Alto, indicando microrregiões com altas taxas de homicídio e vizinhos similares, notavelmente na região de São Paulo e arredores, abrangendo microrregiões como Osasco, Itapeverica da Serra, Itanhaém, Santos, Mogi das Cruzes, Guarulhos e Franco da Rocha. Também são identificados clusters do tipo Baixo-Baixo, caracterizando regiões com baixas taxas de homicídio e vizinhos semelhantes, como em São José do Rio Preto, Bananal, Botucatu e Bauru.

Em 2000, percebe-se uma expansão das concentrações do tipo Baixo-Baixo na região Noroeste do estado, e os clusters do tipo Alto-Alto continuam predominantes, especialmente próximos à capital, com uma leve expansão em direção ao interior, destacando-se a microrregião de Sorocaba e um cluster do tipo Alto-Baixo em Ribeirão Preto. As microrregiões identificadas como Baixo-Alto são Registro, Jundiaí e Bragança Paulista. Em 2020, o padrão espacial de concentração dos clusters tipo Alto-Alto mudou, com a Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte concentrando as aglomerações das taxas de homicídio. As microrregiões identificadas como Alto-Alto foram Santos, Mogi das Cruzes, São José dos Campos e Paraíba do Sul. Houve uma redução significativa dos clusters do tipo Baixo-Baixo em relação a 2000, com apenas duas microrregiões significativas mantendo aglomerações de baixas taxas de homicídio (Votuporanga e Fernandópolis), além de um novo cluster em Jales. Houve também um aumento dos clusters do tipo Alto-Baixo, identificados em Presidente Prudente, Araçatuba e Ribeirão Preto.

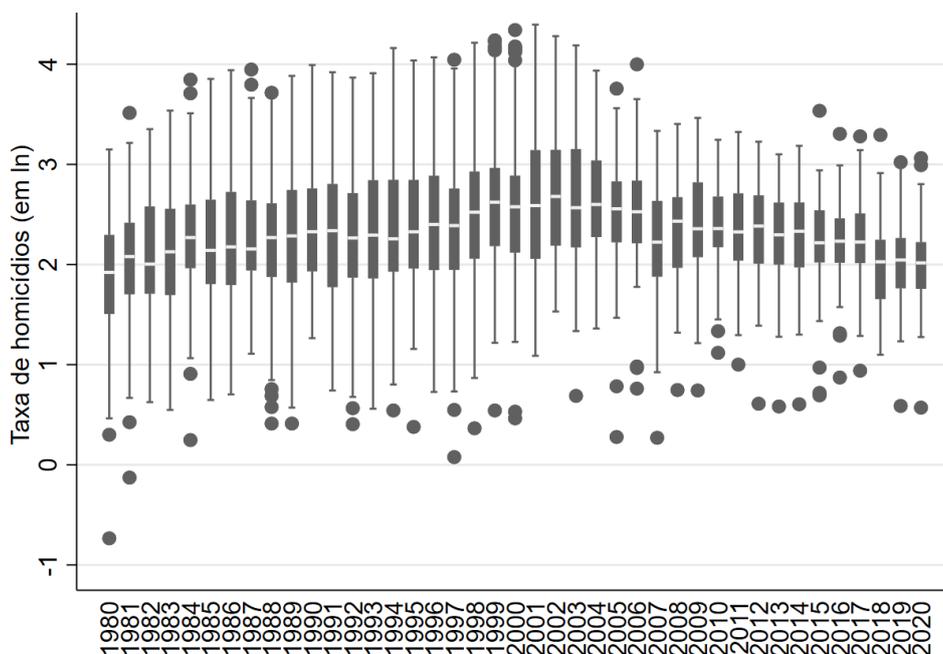
A notável diminuição dos clusters do tipo Baixo-Baixo, juntamente com o surgimento de novos clusters do tipo Alto-Alto e Alto-Baixo no interior do estado de São Paulo, durante o período analisado, ratifica um processo de interiorização das taxas de homicídio, sugerindo uma convergência em direção a um equilíbrio, reduzindo as disparidades entre as microrregiões. A análise LISA também confirma a persistência de regiões em clusters Alto-Alto, como é o caso da grande região de São José dos Campos. Essa persistência chama a atenção para a necessidade de uma política de segurança pública estadual mais direcionada a essa região.

A Figura 5 apresenta a evolução da dispersão dos homicídios ao longo dos períodos, utilizando um gráfico do tipo *box-plot*. Essa representação fornece evidências de uma redução na disparidade entre as taxas de homicídio nos municípios. É notável uma diminuição na variabilidade dos dados, em que os valores mínimos e máximos se aproximam ao longo do tempo. Além disso, a altura da barra mostrada em cada ano indica que a variação entre o 25º e o 75º percentil das taxas de homicídios nos municípios paulistas

diminuiu consideravelmente no período de 1980 a 2020. Os círculos representam municípios com taxas de homicídios classificadas como *outliers*.

FIGURA 5

Dispersão da taxa de homicídios (box-plot) nos municípios do estado de São Paulo entre 1980 e 2020



Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

A Tabela 2 revela os resultados do modelo de convergência estimado. São mostradas as estimativas obtidas por meio de modelos de efeitos fixos e aleatórios para modelos em painel sem dependência espacial, bem como modelo com dependência espacial da variável dependente (SAR) e no termo de erro (SEM). O teste de Hausmann indicou a rejeição da utilização dos modelos de efeitos aleatórios em todos os casos apresentados. Além disso, a Tabela 2 exhibe os resultados considerando a matriz de ponderação espacial do tipo Queen. A adoção dessa matriz foi motivada pelo fato de que os modelos correspondiam aos menores critérios de informação AIC e BIC. Os resultados de AIC e BIC para as estimativas que utilizaram as outras matrizes de ponderação espacial estão disponíveis na Tabela A1 do apêndice. Portanto, seguindo o teste de Hausman e os resultados AIC e BIC, o modelo mais apropriado para análise é o modelo SEM de efeitos fixos.

TABELA 2

Estimativas do modelo de convergência espacial da taxa de homicídios no estado de São Paulo

	Efeitos Fixos			Efeitos Aleatórios		
	Painel	SAR	SEM	Painel	SAR	SEM
constante	1,220*** (0,042)	-	-	1,122*** (0,053)	1,113*** (0,053)	1,298*** (0,060)
β	-0,520*** (0,018)	-0,517*** (0,017)	-0,596*** (0,019)	-0,478*** (0,019)	-0,475*** (0,019)	-0,554*** (0,020)
ρ	-	0,626*** (0,185)	-	-	0,649*** (0,186)	-
λ	-	-	1,672*** (0,127)	-	-	1,606*** (0,136)
θ	1,8%	1,8%	2,2%	0,6%	1,6%	2,0%
Meia-vida	38,7	39,1	31,4	117,5	44,2	35,2
AIC	2247,3	2238,5	2126,4	2499,0	2489,5	2399,4
BIC	2259,0	2256,0	2143,9	2522,4	2518,6	2428,6
Hausman	563,6***	43,4***	41,7***	563,6***	43,4***	41,7***

Nota: β representa o coeficiente para o cálculo da convergência; ρ denota o coeficiente estimado para a variável dependente espacialmente defasada; λ representa a estimativa do coeficiente para o erro espacialmente defasado; θ é o indicador de convergência anual calculado com base em β . Erro-padrão entre parênteses. *** representa valores estatisticamente significativos ao nível de 99%.

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Ao analisar os coeficientes estimados nos modelos da Tabela 2, observa-se que β é negativo para todos os casos. Tal resultado indica que a hipótese de β -convergência das taxas de homicídio das microrregiões não pode ser rejeitada, ou seja, as taxas de homicídio nas microrregiões estão se tornando cada vez mais homogêneas ao longo dos anos. Sendo assim, as taxas de homicídio tendem a crescer mais rapidamente nas regiões menos violentas do que nas regiões mais violentas, de forma que, com o passar dos anos, o crescimento do crime atinge uma taxa de equilíbrio. Além disso, observa-se que o coeficiente de defasagem espacial do termo do erro (λ) é positivo, o que indica que os efeitos não modelados das microrregiões vizinhas afetam positivamente as taxas de crescimento dos homicídios nas microrregiões para o período de 1980 a 2020.

Com um valor de β igual a -0,596 para o modelo SEM de efeitos fixos, podemos estimar uma taxa de convergência da taxa de homicídios de 2,2% ao ano. O tempo de meia-vida (MV) calculado nesse contexto é de cerca de 31,4 anos, ou seja, esse é o tempo necessário para que ocorra uma redução de 50% na diferença entre as taxas de homicídio nas microrregiões de São Paulo.

Complementando os resultados da Tabela 2 com os demais resultados obtidos nesta pesquisa, a análise LISA revelou uma redução nas concentrações espaciais do tipo Baixo-Baixo, acompanhada pelo surgimento de novos clusters do tipo Alto-Baixo. Isso indica uma diminuição no número de regiões consideradas seguras durante o período mais recente e reforça o processo de convergência da taxa de homicídios no estado. Esses padrões de convergência das taxas criminais também foram observados em estudos anteriores, utilizando tanto uma abordagem de convergência absoluta quanto condicional, como apresentado nos estudos de Justus e Santos Filho (2011); Almeida e Guanzioli (2013); Montini, Monte e Becker (2021); e Aransiola, Ceccato e Justus (2022).

Portanto, em termos gerais, apesar de algumas áreas continuarem a exibir níveis persistentemente elevados de violência, como é o caso do Litoral Norte do estado, a tendência à homogeneização das taxas de homicídio, conforme evidenciado pelo indicador de β -convergência, requer uma análise abrangente de todo o território. Deve-se ter em mente a possibilidade de convergência das regiões menos violentas para tornarem-se mais violentas ao longo do tempo. Essas informações podem auxiliar os tomadores de decisão a investirem em estratégias de prevenção de homicídios nas regiões que apresentam tendência de crescimento da violência, mesmo que ainda não tenham atingido níveis alarmantes.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados da pesquisa evidenciam a presença de agrupamentos de homicídios ao longo do período estudado e ratificam a hipótese de convergência nas taxas de homicídio. Essas descobertas corroboram estudos anteriores conduzidos em âmbito nacional, oferecendo evidências de que essa relação também se manifesta em nível estadual. Portanto, a hipótese desta pesquisa não foi refutada; ou seja, a homogeneização das taxas de homicídio no estado de São Paulo foi identificada, acompanhada pela observação de uma tendência de interiorização das taxas de homicídio.

As implicações desses resultados para políticas públicas são evidentes, uma vez que oferecem orientação aos formuladores para abordarem não apenas os aglomerados de homicídios dentro do estado de São Paulo, mas também para enfrentarem a questão da convergência desse fenômeno nas microrregiões. Essa abordagem holística deve incluir estratégias não apenas de combate, mas também de prevenção de homicídios.

Uma das limitações do estudo reside na utilização de modelos de convergência absoluta, sem considerar as principais causas subjacentes à convergência das taxas de homicídio em nível regional. Portanto, recomenda-se que pesquisas futuras abordem essa lacuna, o que não apenas contribuiria para uma compreensão mais profunda desse fenômeno, mas também abriria caminho para o desenvolvimento de estratégias mais eficazes no enfrentamento desse problema.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, Eduardo. **Econometria espacial aplicada**. Campinas: Alínea, 2012.

ALMEIDA, Eduardo; HADDAD, Eduardo; HEWINGS, Geoffrey. The spatial pattern of crime in Minas Gerais: an exploratory analysis. **Economia Aplicada**, Ribeirão Preto, v. 9, n. 1, p. 39-55, 2005.

ALMEIDA, Marco Antônio Silveira de. **Análise exploratória e modelo explicativo da criminalidade no estado de São Paulo: interação espacial (2001)**. 2007. 85 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Estadual Paulista, Araraquara, 2007.

ALMEIDA, Marco Antônio Silveira de; GUANZIROLI, Carlos Enrique. Análise exploratória espacial e convergência condicional das taxas de crimes em Minas Gerais nos anos 2000. *In: Anais do XLI Encontro Nacional de Economia*. Foz do Iguaçu: Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia – Anpec, 10-13 dez. 2013.

Padrões espaciais e convergência da taxa de homicídios no estado de São Paulo

Gustavo Navarro Martins Fonseca, Alexandre Lopes Gomes e Gustavo Carvalho Moreira

ANSELIN, Luc. Local indicators of spatial association – LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93-115, 1995. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>.

ANSELIN, Luc. Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. **Regional Research Institute Working Papers**, 200, p. 253-266, 1996.

ANSELIN, Luc. The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. *In*: FISCHER, Manfred; SCHOLTEN, Henk; UNWIN, David (Eds.). **Spatial Analytical Perspectives on GIS**. London; Bristol, PA: Taylor & Francis, 2019, p. 111-126.

ARANSIOLA, Termidayo James; CECCATO, Vania; JUSTUS, Marcelo. Growth of lethal violence in Brazil 2000–2017: a space-temporal analysis of homicides. **Journal of Contemporary Criminal Justice**, v. 38, n. 1, p. 34-55, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1177/10439862211034343>.

BARROS, Pedro Henrique Batista de; BAGGIO, Isadora Salvalaggio; STEGE, Alysso Luiz; HILGEMBERG, Cleise Maria de Almeida Tupich. Economic development and crime in Brazil: a multivariate and spatial analysis. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, Curitiba, v. 13, n. 1, p. 1-22, 2019.

BECKER, Kalinca Léia; KASSOUF, Ana Lúcia. Uma análise do efeito dos gastos públicos em educação sobre a criminalidade no Brasil. **Economia e Sociedade**, Campinas, v. 26, n. 1, p. 215-242, 2017.

BIDERMAN, Ciro; MELLO, João Manuel Pinho de; SCHNEIDER, Alexandre Alves. Dry laws and homicides: evidence from the São Paulo metropolitan area. **The Economic Journal**, v. 120, n. 543, p. 157-182, 2010.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Fundação Oswaldo Cruz. **Introdução à estatística espacial para a saúde pública**. Brasília: Ministério da Saúde, 2007.

CABRAL, Maria Viviana de Freitas. **Avaliação do impacto do Infocrim sobre as taxas de homicídios dos municípios paulistas**: uma aplicação do método de diferenças em diferenças espacial. 2016. 120 f. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Economia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2016.

CERQUEIRA, Daniel. **Causas e consequências do crime no Brasil**. Rio de Janeiro: BNDES – Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, 2014. (Prêmio BNDES de Economia).

CERQUEIRA, Daniel; LOBÃO, Waldir. Determinantes da criminalidade: arcabouços teóricos e resultados empíricos. **Dados** – Revista de Ciências Sociais, Rio de Janeiro, v. 47, n. 2, p. 233-269, 2004.

CERQUEIRA, Daniel; MOURA, Rodrigo Leandro de. O efeito das oportunidades no mercado de trabalho sobre as taxas de homicídios no Brasil. *In*: CORSEUIL, Carlos Henrique; BOTELHO, Rosana Ulhôa (Orgs.). **Desafios à trajetória profissional dos jovens brasileiros**. Rio de Janeiro: Ipea – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2014, p. 267-90.

CLIFF, Andrew David; ORD, John Keith. **Spatial processes**: models & applications. London: Pion, 1981.

FARRELL, Graham. Crime concentration theory. **Crime Prevention and Community Safety**, v. 17, n. 4, p. 233-248, 2015.

FERREIRA, Luís; MATTOS, Enlinton; TERRA, Rafael. O papel das guardas municipais na redução da criminalidade: evidências empíricas para um painel de municípios paulistas. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 46, n. 2, p. 151-180, 2016.

FLORES, Miguel; VILLARREAL, Amado. Exploring the spatial diffusion of homicides in Mexican municipalities through exploratory spatial data analysis. **Cityscape**, v. 17, n. 1, p. 35-50, 2015.

FUNDAÇÃO SEADE – Sistema Estadual de Análise de Dados. **Portal GeoSeade** (2023). Disponível em: <https://portalgeo.seade.gov.br/>. Acesso em: out. 2023.

GALEANO, Valentina Franco. **Análisis espacial de la criminalidad a nivel intra-urbano: el caso de Medellín, Colombia**. 2018. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) – Departamento de Economía, Universidad EAFIT, Medellín, 2018.

HARTUNG, Gabriel Chequer. **Ensaio em Demografia e Criminalidade**. 2009. 108 p. Tese (Doutorado em Economia) – Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2009.

INSTITUTO SOU DA PAZ. **Sou da Paz Analisa**. Dados online (2023). Disponível em: <https://sdpa.shinyapps.io/sdpa/>. Acesso em: out. 2023.

IPEA – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. **Homicídios** (2023). Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/atlasviolencia/filtros-series/1/homicidios>. Acesso em: out. 2023.

JUSTUS, Marcelo; KASSOUF, Ana Lúcia. Estudos econômicos das causas da criminalidade no Brasil: evidências e controvérsias. **EconomiA**, Brasília, v. 9, n. 2, p. 343-372, 2008.

JUSTUS, Marcelo; KASSOUF, Ana Lúcia. Avaliação de Impacto do Estatuto do Desarmamento na Criminalidade: Uma abordagem de séries temporais aplicada à cidade de São Paulo. **Economic Analysis of Law Review**, Brasília, v. 3, n. 2, p. 307-322, 2012.

JUSTUS, Marcelo; KASSOUF, Ana Lúcia. A cointegration analysis of crime, economic activity, and police performance in São Paulo city. **Journal of Applied Statistics**, v. 40, n. 10, p. 2087-2109, 2013.

JUSTUS, Marcelo; SANTOS FILHO, Jonas Irineu dos. Convergência das taxas de crimes no território brasileiro. **EconomiA**, Brasília, v. 12, n. 1, p. 131-147, 2011.

JUSTUS, Marcelo; CERQUEIRA, Daniel Ricardo de Castro; KAHN, Tulio; MOREIRA, Gustavo Carvalho. The “São Paulo Mystery”: the role of the criminal organization PCC in reducing the homicide in 2000s. **EconomiA**, Brasília, v. 19, n. 2, p. 201-218, 2018.

KAHN, Tulio. Os custos da violência: quanto se gasta ou deixa de ganhar por causa do crime no estado de São Paulo. **São Paulo em Perspectiva**, São Paulo, v. 13, n. 4, p. 42-48, 1999.

LEÓN, Pablo David Yup de. Análisis espacial de violencia homicida en la región norte de Centroamérica (2019-2020). **Revista Latinoamericana Estudios de la Paz y el Conflicto**, v. 2, n. 4, p. 99-114, 2021.

LOUREIRO, Paulo; MOREIRA, Tito; NASCIMENTO, Antônio; ELLERY JR., Roberto. Does the political party in the government increase intentional homicide in Brazil?. **Review of Development Economics**, v. 22, n. 2, p. 706-726, 2018.

MELLO, João Manoel Pinho de. Does drug illegality beget violence? Evidence from the crack-cocaine wave in São Paulo. **Economía**, v. 16, n. 1, p. 157-185, 2015.

MELLO, João Manoel Pinho de; SCHNEIDER, Alexandre. Age structure explaining a large shift in homicides: the case of the state of São Paulo. **Departamento de Economia da PUC-Rio**, Rio de Janeiro, Texto para Discussão, n. 549, 2007.

Padrões espaciais e convergência da taxa de homicídios no estado de São Paulo

Gustavo Navarro Martins Fonseca, Alexandre Lopes Gomes e Gustavo Carvalho Moreira

MESSNER, Steven F.; ANSELIN, Luc; BALLER, Robert D.; HAWKINS, Darnell F.; DEANE, Glenn; TOLNAY, Stewart E. The spatial patterning of county homicide rates: An application of exploratory spatial data analysis. **Journal of Quantitative Criminology**, v. 15, n. 4, p. 423–450, 1999.

MONTINI, Felipe; MONTE, Edson Zambon; BECKER, Kalinca Léia. A trajetória da violência no Brasil: uma análise dos padrões espaciais e da convergência das taxas de homicídios nos municípios. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, Curitiba, v. 15, n. 4, p. 579-606, 2021.

OLIVEIRA, Cristiano Aguiar de; ARCARO, Daiane Arende. Efeitos de dissuasão do mercado de trabalho sobre o crime na região metropolitana de Porto Alegre. **Economic Analysis of Law Review**, Brasília, v. 7, n. 2, p. 577-597, 2016.

OMS – Organização Mundial da Saúde. **Estimates of rate of homicides** (per 100 000 population) (2023). Disponível em: <https://www.who.int/data/gho/data/indicators/indicator-details/GHO/estimates-of-rates-of-homicides-per-100-000-population>. Acesso em: out. 2023.

SALA I MARTÍN, Xavier. The classical approach to convergence analysis. **The Economic Journal**, v. 106, n. 437, p. 1019-1036, 1996.

SHIKIDA, Peri Francisco Assis; ARAÚJO JR., Ari Francisco de; SHIKIDA, Cláudio; BORILLI, Salette Polônia. Determinantes do comportamento criminoso: um estudo econométrico nas Penitenciárias Central, Estadual e Feminina de Piraquara (Paraná). **Pesquisa & Debate**, São Paulo, v. 17, n. 1, p. 125-148, 2006.

SOUZA, Helson Gomes de; ROCHA, Stalys Ferreira; CHAVES, Fellipy Augusto Holanda. Convergência espacial da criminalidade nas microrregiões do Nordeste brasileiro. **Econômica**, Niterói, v. 21, n. 2, p. 9-32, 2019.

TYSZLER, Marcelo. **Econometria espacial: discutindo medidas para a matriz de ponderação espacial**. 2006. 155 f. Dissertação (Mestrado em Administração Pública e Governo) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2006

WAISELFIZ, Julio Jacobo. **Mapa da Violência 2012: os novos padrões da violência homicida no Brasil**. São Paulo: Instituto Sangari, 2011.

APÊNDICE A

TABELA DE RESULTADOS AIC E BIC PARA DISTINTAS MATRIZES DE PONDERAÇÃO ESPACIAL

TABELA APÊNDICE A

Resultados AIC e BIC para distintas matrizes de ponderação espacial

Matriz	SAR RE		SEM RE		SAR FE		SEM FE	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
K = 1	2500,0	2529,2	2494,2	2523,4	2248,4	2265,9	2240,9	2258,4
K = 2	2500,6	2529,7	2489,2	2518,4	2249,0	2266,5	2233,9	2251,4
K = 3	2499,8	2528,9	2480,2	2509,3	2248,2	2265,7	2222,6	2240,1
K = 4	2500,5	2529,7	2482,7	2511,9	2248,9	2266,4	2225,1	2242,6
K = 5	2499,7	2528,8	2477,2	2506,3	2248,1	2265,6	2218,4	2235,9
K = 10	2498,2	2527,4	2454,2	2483,4	2246,8	2264,3	2189,5	2207,0
Rook	2499,2	2528,3	2473,1	2502,3	2247,6	2265,1	2213,5	2231,0
Queen	2489,5	2518,6	2399,4	2428,6	2238,5	2256,0	2126,4	2143,9
Menores valores	Queen							

Nota: K denota a matriz com o número correspondente de vizinhos considerados. RE e FE representam os modelos de efeitos aleatórios e fixos, respectivamente. SAR e SEM indicam os modelos com dependência espacial na variável dependente e no erro, respectivamente.

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).