

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CAMPUS SOROCABA
CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA
CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

GUSTAVO NAVARRO MARTINS FONSECA

**CONVERGÊNCIA ESPACIAL DE HOMICÍDIOS NO ESTADO DE SÃO PAULO NO
PERÍODO DE 1980 A 2020**

Sorocaba
2023

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CAMPUS SOROCABA
CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA
CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

GUSTAVO NAVARRO MARTINS FONSECA

**CONVERGÊNCIA ESPACIAL DE HOMICÍDIOS NO ESTADO DE SÃO PAULO NO
PERÍODO DE 1980 A 2020**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Centro de Ciências em Gestão e Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, *campus* Sorocaba, para obtenção do título/grau de bacharel em Ciências Econômicas.

Orientação: Prof. Dr. Alexandre Lopes Gomes

Sorocaba

Fonseca, Gustavo Navarro Martins

Convergência espacial de homicídios no Estado de São Paulo no período de 1980 a 2020 / Gustavo Navarro Martins Fonseca -- 2023.
43f.

TCC (Graduação) - Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba

Orientador (a): Alexandre Lopes Gomes

Banca Examinadora: Vinicius de Almeida Vale, Gustavo Carvalho Moreira

Bibliografia

1. Convergência. 2. Homicídios. 3. São Paulo. I. Fonseca, Gustavo Navarro Martins. II. Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática
(SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano -
CRB/8 6979

GUSTAVO NAVARRO MARTINS FONSECA

**CONVERGÊNCIA ESPACIAL DE HOMICÍDIOS NO ESTADO DE SÃO PAULO NO
PERÍODO DE 1980 A 2020**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Centro de Ciências em Gestão e Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, *campus* Sorocaba, para obtenção do título/grau de bacharel em Ciências Econômicas.
Universidade Federal de São Carlos.

Sorocaba, 29 de agosto de 2023

Orie  Documento assinado digitalmente
ALEXANDRE LOPES GOMES
Data: 05/09/2023 14:39:03-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Alexandre Lopes Gomes

Examinador  Documento assinado digitalmente
VINICIUS DE ALMEIDA VALE
Data: 05/09/2023 07:27:18-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Vinicius de Almeida Vale

Examinador  Documento assinado digitalmente
GUSTAVO CARVALHO MOREIRA
Data: 04/09/2023 18:42:55-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Gustavo Carvalho Moreira

RESUMO

A crescente preocupação com a criminalidade na sociedade brasileira tornou um tópico central em discussões políticas e econômicas recentes. Isso ocorre porque afeta o bem-estar da sociedade e obstaculiza o desenvolvimento econômico, resultando em inúmeros custos sociais, como prejuízos financeiros devido a maiores gastos públicos e privados para combatê-la. Dessa forma, este trabalho tem como objetivo analisar os padrões espaciais da criminalidade em São Paulo e, em conjunto, testar a hipótese de convergência das taxas de homicídio para as microrregiões do estado. Para isso, são empregadas ferramentas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e o modelo de Convergência β absoluta para examinar a distribuição do crime nas microrregiões paulistas durante o período de 1980 a 2020. Os resultados da análise exploratória de dados espaciais revelaram autocorrelação positiva da criminalidade em microrregiões do estado de São Paulo ao longo de todos os períodos analisados. Os indicadores LISA mostraram transformações significativas nos clusters criminais, havendo um deslocamento da criminalidade da região da capital para o interior do estado. Além disso, é constatado a redução significativa de clusters Baixo-Baixo, e o surgimento de novos cluster Alto-Alto e Alto-Baixo ao longo do interior paulista no período recente, sinalizando um processo de interiorização do crime. O modelo de β -convergência absoluta apontou para a ocorrência do processo de convergência nas taxas de homicídio em São Paulo, indicando uma homogeneização das taxas de homicídio entre as microrregiões ao longo dos anos. A análise de convergência também revelou uma aceleração no processo de convergência no período mais recente, possivelmente resultando em um equilíbrio da violência para o estado em breve.

Palavras-chaves: Criminalidade; São Paulo; AEDE; Convergência

ABSTRACT

The growing concern about crime in Brazilian society has made it a central topic in recent political and economic discussions. This is because it affects the well-being of society and hinders economic development, resulting in numerous social costs, such as financial losses due to increased public and private expenditures to combat it. Thus, this study aims to analyze the spatial patterns of crime in São Paulo and, concurrently, test the hypothesis of convergence in homicide rates for the state's microregions. To achieve this, tools like Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA) and the Absolute β Convergence model are employed to examine the distribution of crime in microregions of São Paulo during the period from 1980 to 2020. The results of exploratory spatial data analysis revealed positive autocorrelation of criminality in microregions of São Paulo throughout all analyzed periods. The LISA indicators showed significant transformations in criminal clusters, with a shift of criminal activity from the capital region to the interior of the state. Additionally, a notable reduction in Low-Low clusters was observed, along with the emergence of new High-High and High-Low clusters in the interior of São Paulo in the recent period, signaling a process of crime internalization. The Absolute β Convergence model pointed to the occurrence of convergence in homicide rates in São Paulo, indicating a homogenization of homicide rates among microregions over the years. The convergence analysis also revealed an acceleration in the convergence process in the most recent period, potentially leading to a violence equilibrium for the state in the near future.

Keywords: Crime; São Paulo; ESDA; Convergence

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapa de Microrregiões do Estado de São Paulo	16
Figura 2 - Taxa de Homicídios Estado de São Paulo (1980 - 2020).....	17
Figura 3 - Diagrama de Moran.....	23
Figura 4 - Distribuição espacial da taxa de homicídios por 100.000 habitantes no Estado de São Paulo (1980-2020)	30
Figura 5 - Distribuição espacial do PIB per capita para o Estado de São Paulo (1980-2020).....	31
Figura 6 - Diagrama de Moran com matriz Queen	33
Figura 7 - Diagrama de Moran com matriz de K-vizinhos.....	34
Figura 8 - Mapa de clusters LISA para homicídio doloso por 100.000 habitantes	35

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultado dos testes de especificação para o modelo de convergência absoluta	37
Tabela 2 - Resultado dos coeficientes estimados.....	37
Tabela 3 - Resultados das estimações de velocidade de convergência e meia-vida.....	38

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	9
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	12
3. METODOLOGIA	16
3.1 Área de Estudo.....	16
3.2 Tratamento dos dados	17
3.3 Procedimentos.....	18
3.3.1 Análise exploratória de Dados Espaciais (AEDE).....	18
3.3.2 Autocorrelação.....	19
3.3.3 I Moran.....	20
3.3.4 Matriz de peso espacial.....	21
3.3.5 Diagrama de dispersão de Moran	22
3.3.6 Indicadores locais de associação espacial (LISA)	24
3.3.7 Modelo de convergência.....	26
4. RESULTADOS	29
4.1 Autocorrelação espacial global da criminalidade em São Paulo	31
4.2 Indicadores locais de associação espacial (LISA)	34
4.3 Modelo de Convergência Absoluta.....	36
5 . CONSIDERAÇÕES FINAIS	39
REFERÊNCIAS	41

1. INTRODUÇÃO

A criminalidade é um problema que gera preocupação constante na sociedade brasileira, sendo um tema central em diversas discussões políticas e econômicas, uma vez que afeta diretamente o bem-estar da sociedade e se configura como um obstáculo ao desenvolvimento econômico. Os custos da violência são inúmeros, tem-se prejuízos materiais com maiores gastos públicos e privados no seu combate, há redução no turismo, na atratividade de investimentos e na qualidade de vida, já que a criminalidade induz a mudanças nos hábitos cotidianos e nas relações pessoais (DOS SANTOS, 2008).

De acordo com dados do relatório anual da Organização Mundial da Saúde (OMS) sobre estatísticas da saúde global em 2018, o Brasil ocupou a posição de nono país mais violento do mundo, com uma taxa de 31,1 mortes a cada 100 mil habitantes. Ainda segundo o relatório, com 64,9 mil mortes por homicídio registradas, o país liderou o ranking mundial com o maior número absoluto de assassinatos no ano.

Dados do Sistema de Informações sobre Mortalidade, do Ministério da Saúde (SIM/MS) indicam que no Brasil, os homicídios são a principal causa de mortalidade de jovens. Em 2018, foram contabilizadas 30.873 jovens vítimas de homicídios, representando uma taxa de 60,4 homicídios a cada 100 mil jovens e 53,3% do total de homicídios do país.

Diante disso, é extremamente relevante conhecer as causas e especificidades criminais para auxiliar o desenvolvimento de políticas que busquem a melhoria da qualidade de vida tanto das vítimas, quanto daqueles que praticam o delito (FELIX, 2002).

Na literatura econômica existem diversas abordagens e teorias a respeito das causas da criminalidade, e estas têm se desenvolvido em duas direções principais: uma baseada nas motivações individuais e outra nos processos que influenciam a criminalidade (CERQUEIRA, 2004). Entre as principais escolas da teoria do crime, destacam-se a Neoclássica, a teoria da Desorganização Social e teoria do Estilo de Vida.

A primeira, refere a teoria econômica da escolha racional baseada em Becker (1968), em que se parte da hipótese que o criminoso, agindo racionalmente, cometerá um crime quando a utilidade esperada pelo crime exceder a utilidade que ele teria na alocação de seu tempo e trabalho

em atividades legais. Sendo assim, a escolha pelo ato ilícito seria dada pelo balanço dos ganhos potenciais com o crime, o valor da punição e o risco de prisão contra o custo de oportunidade de se obter um salário no mercado lícito de trabalho (CERQUEIRA, 2004). Em contrapartida, a teoria da Desorganização Social parte da premissa que as condições econômicas determinam a localização dos grupos sociais no ambiente urbano (PARK, 1915). Dessa forma, a localização dos indivíduos e suas condições estruturais seriam mais importantes para determinar a probabilidade de atos ilícitos do que unicamente as motivações individuais. Nessa teoria, o foco está nas comunidades locais, consideradas como um complexo sistema de redes de associações formais e informais que constroem uma aculturação do indivíduo, sendo a criminalidade resultado de efeitos indesejáveis na organização dessas associações sociais comunitárias e de vizinhanças (CERQUEIRA, 2004).

A teoria do Estilo de Vida, por sua vez, parte do pressuposto de que a ocorrência de crimes econômicos está ligada a uma oportunidade que se revela disponível diante do potencial criminoso. Dessa forma, o crime depende da existência de três elementos: uma vítima em potencial, um agressor em potencial e a inexistência de um aparato de proteção efetivo para a vítima. Assim, a incidência do crime é condicionada pelos hábitos e rotinas das vítimas, sendo a concentração da criminalidade intimamente conectada com as facilidades e oportunidades apresentadas aos potenciais criminosos (CERQUEIRA, 2004).

A literatura sobre análise espacial demonstra que o crime de homicídio não se distribui aleatoriamente em um território, pelo contrário, tende a se aglomerar no espaço e no tempo. A distribuição não aleatória do crime por local pode ser simplesmente devido à distribuição não aleatória de pessoas (SHERMAN, 1989).

Segundo Santos (2011), as estatísticas criminais, principalmente de homicídios, demonstram uma forte expansão da atividade criminosa por todo o território brasileiro. Áreas que no passado eram consideradas seguras ou pouco violentas tendem a apresentar um crescimento mais rápido das taxas de criminalidade ao longo do tempo.

No mesmo sentido, Cerqueira (2013) indica um processo de convergências das taxas de criminalidade entre os estados brasileiros, ao mesmo tempo que há um crescimento da violência em direção ao interior, principalmente, para os pequenos municípios.

Partindo desses princípios, a análise espacial se apresenta como uma importante ferramenta para compreender os padrões existentes na relação de economia e crime no espaço, sendo essencial para o planejamento de diferentes políticas de prevenção e redução da criminalidade regional.

O Estado de São Paulo é o mais populoso do Brasil e possui o maior grau de urbanização do país, devido a isso apresenta elevados índices de desigualdade social e, conseqüentemente, de criminalidade. Segundo dados da Secretaria de Segurança Pública (SSP/SP), no ano de 2020 foram registradas 4.187 vítimas de letalidade violenta em São Paulo, cerca de 11 pessoas mortas por dia no estado.

Neste contexto, o presente trabalho examina os padrões espaciais relacionados à criminalidade no Estado de São Paulo, com uma análise do processo de convergência das taxas de homicídio em seu território. Para essa investigação, empregam-se ferramentas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), que permite uma análise detalhada da distribuição das taxas de criminalidade. Além disso, utiliza-se o modelo de Convergência β absoluta, a fim de avaliar a hipótese de convergência das taxas de homicídio nas 63 microrregiões de São Paulo, durante o período que abrange de 1980 até 2020.

Para tanto, este trabalho está dividido em cinco seções, sendo essa introdução a primeira; a segunda seção trata da revisão de literatura de trabalhos desenvolvidos sobre o tema da criminalidade e o espaço, com enfoque em estudos que aplicaram a metodologia AEDE e que trataram do tema da convergência da criminalidade; a terceira seção apresenta o referencial metodológico aplicado neste trabalho; na quarta seção são apresentados os resultados obtidos na análise exploratória espacial e no teste de convergência; na quinta seção conclui-se o estudo por meio da apresentação das considerações finais e sugestão de análise para aprimorar a compreensão dos fenômenos apresentados.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esta seção tem por objetivo apresentar uma revisão de trabalhos desenvolvidos sobre o tema da criminalidade e o espaço. Dessa forma, apresenta-se estudos prévios sobre violência tanto em âmbito regional, como municipal, com enfoque em estudos que aplicaram a metodologia de análise exploratória de dados espaciais em sua análise e que trataram da análise de convergência das taxas de criminalidade.

Visando a análise do crime espacial ao longo do tempo, Flores (2015) investigou a existência de padrões de difusão espacial associados ao aumento de homicídios no México. Como metodologia, foi empregado técnicas de análise exploratória de dados (AEDE) para o período de 2005 a 2010, a fim de medir o grau de difusão da criminalidade para municípios contíguos ao longo do tempo. Os resultados mostraram a presença de muitos aglomerados espaciais de altas taxas de homicídio em regiões específicas do país, com padrões de altas taxas de homicídio se espalhando para outros municípios vizinhos. Além disso, verificou-se que os municípios que contribuíram para a transmissão das altas taxas de violência não reduziram seus níveis durante o período de análise, eles permaneceram com um elevado patamar de criminalidade.

Galeano (2018) aborda a questão da criminalidade de Medellín, na Colômbia, a um nível intraurbano. Para o estudo, a autora aplicou modelos de regressão com dependência espacial e técnicas de AEDE para identificar a dimensão espacial da criminalidade e seus determinantes. A partir disso, o resultado foi que a configuração espacial da cidade era um fator-chave para os níveis de violência. Um nível precário das condições de moradia e a porcentagem de imigrantes eram significativos para explicar o crime na cidade, enquanto a quantidade de mulheres, indígenas e comércio na região exerciam efeito negativo sobre a violência.

León (2021) investigou os padrões espaciais dos crimes de homicídio na região norte da América Central. Utilizando dados da criminalidade de instituições públicas e policiais da Guatemala, El Salvador e Honduras para os anos de 2019 e 2020, o autor aplicou técnicas de AEDE como I Moran Global/Local e indicador LISA, para identificar os padrões e regimes espaciais do crime no contexto da pandemia do Covid-19. Como resultado, observou-se um paradoxo, apesar de um menor nível geral de homicídios por conta do *lockdown*, houve uma elevação considerável nos municípios *hotspots* devido às grandes mudanças na organização social

causadas pelas restrições dos governos. Além disso, evidenciou-se uma difusão da violência de grandes cidades para cidades menores, como Zacapa, na Guatemala, e Yoro, em Honduras.

Almeida (2005) examinou os padrões espaciais do crime para o Estado de Minas Gerais para o ano de 1975. A partir de um modelo de análise exploratória de dados, foi estudado a distribuição das taxas de criminalidade de mais de 750 municípios do estado. Os resultados apontaram que as taxas de crime não foram distribuídas aleatoriamente, sugerindo uma autocorrelação positiva no espaço. Além disso, utilizando da ferramenta LISA foi identificado a presença de *clusters* espaciais locais tanto para autocorrelação positiva quanto para negativa no estado. Ademais, destaca-se uma tendência de concentração do crime em torno de cidades com elevada população, o que indica uma possível associação entre taxa de criminalidade e urbanização.

Guimarães (2021) utilizou o método da análise exploratória de dados (AEDE) para verificar a distribuição espacial das taxas de criminalidade no Estado do Rio Grande do Sul. Para isso, o autor utilizou as taxas de roubos, tráfico de entorpecentes e homicídios do estado nos anos de 2002, 2010 e 2018. Em relação aos resultados, foi verificado uma maior correlação espacial do tipo Alto-Alto na Região Metropolitana de Porto Alegre e uma maior correlação de baixas taxas de crime nas regiões Nordeste e Noroeste do estado. Além disso, os resultados dos testes de I Moran também apontaram para a presença de autocorrelação positiva para os crimes, mas com destaque para as taxas de roubos e tráfico que demonstraram maior grau de associação espacial.

Almeida (2007) utilizou de modelos de análise exploratória espacial e econometria espacial para analisar a dinâmica da criminalidade do Estado de São Paulo em 2001. Utilizando da estatística I de Moran, o autor buscou identificar a presença de autocorrelação espacial nos 645 municípios paulistas, assim como, identificar a presença *clusters* por tipo de crime mapeando a criminalidade. Os resultados obtidos foram de ausência de autocorrelação espacial para uma análise particular de cada delito, entretanto, quando avaliada de forma agregada, os crimes contra pessoa e patrimônio se mostraram correlacionados no espaço. O autor destaca que para a análise de *clusters*, a Região Metropolitana de São Paulo apresentou a maior concentração da criminalidade no Estado de São Paulo.

Messner e colaboradores (1999) estudaram a distribuição dos homicídios em 78 condados da região metropolitana de St. Louis – EUA. Com o objetivo de identificar um padrão espacial do

crime na região, os autores realizaram testes de análise exploratória de dados para dois períodos separadamente (1984-1988) e (1988-1993). Dentre os resultados encontrados, obteve-se que para os dois períodos foi significativa a presença de *clusters* locais e autocorrelação das taxas de homicídio no espaço, apresentando-se uma maior concentração de *clusters* do tipo Alto-Alto nas regiões mais urbanizadas próximas a St. Louis. Ainda, de acordo com o estudo, no segundo período (1988-1993) houve o surgimento de um novo cluster próximo ao aglomerado de St. Louis, o que indicaria um possível processo de difusão hierárquica em que centros urbanos propagariam a criminalidade de grandes metrópoles.

Tratando do tema da convergência das taxas de crimes no território brasileiro, Santos (2011) investigou a hipótese de convergência absoluta das taxas de homicídios no Brasil por meio de um modelo de β -convergência. Analisando as taxas de criminalidade nas microrregiões brasileiras de 1991 a 2005, os autores observaram uma tendência de convergência das taxas de criminalidade ao longo do tempo, sugerindo uma possível redução das disparidades regionais, em que as taxas de criminalidade tenderiam a crescer mais rapidamente em cidades menos violentas do que nas com maior grau de violência.

Ainda no âmbito nacional, Montini (2021), investigou a hipótese de convergência das taxas de homicídios nos municípios brasileiros durante o período de 2005 a 2019. Para o teste, os autores aplicaram modelos de β -convergência, levando em conta dados em painel e considerando também os efeitos espaciais. Como resultado, foi constatado que a velocidade de convergência absoluta das taxas de homicídios no país está em crescimento, à medida que as taxas de homicídios nos municípios e microrregiões estão se tornando cada vez mais uniformes ao longo do tempo.

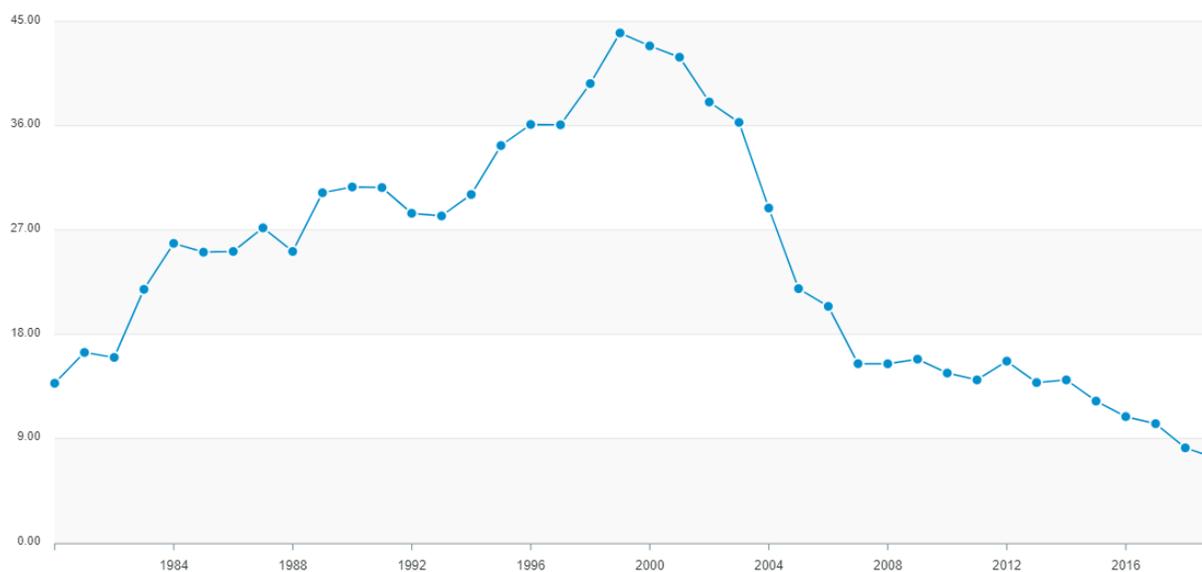
Almeida e Guanzioli (2014) analisaram o comportamento das taxas de crimes violentos contra o patrimônio e das taxas de homicídios por 100 mil habitantes, nos municípios de Minas Gerais, durante os anos 2000. Como metodologia, realizaram testes de σ e β -convergência para verificar a hipótese de convergência condicional das taxas de crimes no estado. Os resultados indicaram a não rejeição da hipótese de convergência criminal. Os municípios que apresentavam, inicialmente, maiores taxas de criminalidades diminuíram suas taxas ou cresceram pouco. Em contrapartida, os municípios pouco violentos apresentaram elevação nas taxas de crimes violentos e homicídios para o período.

Aransiola (2021) investigou a hipótese de convergência nas taxas de homicídios nos municípios brasileiros entre 2000 e 2017. Seus resultados demonstraram que a velocidade de convergência no Brasil está acelerando, especialmente no período de 2010 a 2017, devido ao aumento da violência nas regiões Norte e Nordeste do país. Além disso, foi constatado que o desemprego e a desigualdade de renda são fatores que contribuem para o aumento de crimes letais, e suas influências estão entrelaçadas de forma que o agravamento de um potencializa o outro.

Nesse contexto, o presente trabalho tem como foco analisar a evolução e os padrões da criminalidade no Estado de São Paulo. Assim, este trabalho busca contribuir com a literatura com a análise do processo de convergência dos homicídios no Estado de São Paulo, através da utilização de ferramentas de análise exploratória de dados espaciais e do teste de convergência β -absoluta utilizada por Santos (2011) para dados em *cross-section*.

de homicídios em São Paulo, diminuindo aproximadamente 46,78% no período. A Figura 2 apresenta a evolução das taxas de homicídios dolosos no estado para o período de 1980 a 2020.

Figura 2 - Taxa de Homicídios Estado de São Paulo (1980 - 2020)



Fonte: IPEADATA

3.2 Tratamento dos dados

Os dados de criminalidade para este trabalho são provenientes do IPEADATA, onde é agregado os dados de criminalidade para as 63 microrregiões do Estado de São Paulo. Para a investigação, selecionou-se a distribuição de índices de criminalidade nas 63 microrregiões do estado para os anos de 1980 a 2020 (41 anos). A escolha por uma escala temporal ampla, 40 anos, tem por objetivo evitar grandes distorções ocasionadas por anos atípicos de altas ou baixas ocorrências, buscando, assim, trazer uma maior estabilidade aos dados. Dessa forma, são analisadas as microrregiões para três períodos diferentes, os anos de 1980, 2000 e 2020. O Estado de São Paulo foi escolhido para análise tendo em vista que é um polo econômico brasileiro e apresenta grande diversidade econômica, social e cultural entre seus municípios. A escolha por microrregiões se deve ao fato de muitos municípios não possuírem Institutos Médico Legal ou órgão responsável pelo registro do óbito, provocando discrepâncias e falta de robustez nos dados.

Como os dados do crime vêm de uma fonte oficial, eles são potencialmente apenas estimativas subestimadas dos crimes ocorridos, visto as altas taxas de subnotificação de certos crimes, como roubos, furtos, sequestros e estupros. Dessa forma, utiliza-se da variável homicídio doloso por 100.000 como uma *proxy* da taxa de criminalidade de maior precisão, visto que a subnotificação é baixa para este tipo de dado, uma vez que perdas de vidas humanas são registradas pela polícia e instituto médico legal (SANTOS, 2006).

As bases cartográficas utilizadas para construção dos gráficos, mapas e análise AEDE foram retirados da SEADE (Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados), que disponibiliza bases georreferenciadas com os limites territoriais das microrregiões do Estado de São Paulo.

Para gerenciar e armazenar os dados, utilizou-se de planilhas eletrônicas (Excel) e para os testes e métodos de análise exploratória de dados espaciais (AEDE) foi utilizado um conjunto de ferramentas de análise espacial e visualização geográfica do software GeoDa versão 1.20.

3.3 Procedimentos

3.3.1 Análise exploratória de Dados Espaciais (AEDE)

A Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) é definida como uma coleção de técnicas para descrever e visualizar distribuições espaciais, identificar locais atípicos (outliers), descobrir padrões de associação espacial (clusters), e sugerir diferentes regimes espaciais e outras formas de instabilidade espacial (ANSELIN, 1996).

A escolha pela utilização de AEDE para o estudo da violência no Estado de São Paulo ocorre pelo fato de que combinando gráficos descritivos e tradicionais em um interativo ambiente de computação, este tipo de análise proporciona uma ampla visualização através de mapas baseados em testes de hipóteses para associações e padrões espaciais, possibilitando uma exploração mais precisa que métodos de análise convencionais. Como exemplo, a análise tradicional de regressão multivariada falha ao ignorar a dependência espacial e heterogeneidade espacial nos modelos, o que pode levar a falsas indicações de significância, parâmetros enviesados e sugestões enganosas de ajuste (CRESSIE, 2015).

As técnicas de análise exploratória a serem utilizadas no presente trabalho são: o indicador I-Moran, no intuito de medir associação espacial existente no conjunto dos dados; o diagrama de

dispersão de Moran, para identificar padrões locais de associação espacial, como clusters ou outliers locais; e as estatística locais LISA, a partir da Estatística Local de Moran I, onde será feita a análise a partir de mapas e gráficos que possibilitam a visualização de padrões de localização e magnitude nos dados, como *box maps*, mapa de significância LISA e mapas de significância de Moran.

3.3.2 Autocorrelação

Dada a relevância da utilização do método AEDE, o primeiro passo de um estudo de dados espaciais é testar a hipótese de os dados espaciais serem distribuídos aleatoriamente, ou seja, identificar se os valores de variáveis de uma região são ou não dependentes de valores de localidades vizinhas. Se nos testes a aleatoriedade espacial não for rejeitada, então há pouco apoio para uma hipótese de associação e padrão espacial do crime. Entretanto, se a aleatoriedade espacial for rejeitada, pode-se considerar a possibilidade de associação espacial para a variável (MESSNER, STEVEN F. ET AL., 1999).

A autocorrelação espacial pode ser definida como: "dado um conjunto S contendo n unidades geográficas, a autocorrelação espacial refere-se à relação entre alguma variável observada em cada um das n localidades e uma medida de proximidade geográfica definida para todos n(n-1) pares escolhidos de S (HUBERT, 1981).

A representação dessa ideia pode ser dada como:

$$\Gamma_{ij} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} Y_{ij} \quad (1)$$

em que Γ representa a autocorrelação espacial para n observações referenciadas. Nela, W é uma matriz de valores que representa as relações espaciais de cada local i para todos as outras localidades j . A matriz Y representa a relação não espacial de realizações de uma variável Y no local i com todas as outras realizações nas outras localidades j .

Sendo assim, quando W e Y , têm estruturas semelhantes pode-se dizer que há um alto grau de autocorrelação espacial. Da mesma forma, a correlação pode ser positiva ou negativa, variando de acordo com as estruturas das células. Se as realizações de Y são aleatórias no espaço, independentemente da matriz de pesos estruturada, o resultado será de Γ igual a zero, ou seja,

ausência de autocorrelação espacial. Igualmente aconteceria caso a matriz W fosse baseada em associações espaciais aleatórias e o Y estivesse espacialmente estruturado (FISCHER, 2010).

Medidas e testes de autocorrelação espacial podem ser diferenciados pelo escopo ou escala de análise. Usualmente, eles são separados em categorias "globais" e "locais". Global implica que todos os elementos das matrizes W e Y tomadas em conjunto são considerados para uma avaliação da autocorrelação espacial, ou seja, todas as associações de unidades espaciais uma com a outra estão incluídas nos cálculos de autocorrelação espacial. As medidas locais são focalizadas, ou seja, avaliam a autocorrelação espacial associada a uma determinada unidade espacial. Assim, apenas uma linha da matriz W e a linha correspondente da matriz Y refletem sobre a medida da autocorrelação espacial (FISCHER, 2010).

3.3.3 I Moran

Para o estudo da criminalidade no Estado de São Paulo, a estatística de autocorrelação espacial global a ser utilizada é o I de Moran. A estatística pode ser expressa algebricamente da seguinte forma (CLIFF, 1981):

$$I_t = \left(\frac{n}{S_0} \right) \left(\frac{z_t' W z_t}{z_t' z_t} \right), t=1,2,3\dots n \quad (2)$$

Em que:

Z_t = Vetor de n observações para o ano t na forma de desvio em relação à média.

W = 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 especialmente 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 expressão poderá ser reescrita da seguinte maneira:

$$I_t = \left(\frac{z_t' W z_t}{z_t' z_t} \right), t=1,2,3\dots n \quad (2.1)$$

Os valores de *Moran's I* medem a associação espacial existente em um conjunto dos dados, com seu valor variando de -1 a 1 , indicando um nível de associação espacial entre os vetores Z_t

no tempo t e a média ponderada dos valores da vizinhança, ou defasagens espaciais (WZt). Valores próximos de zero sinalizam que não há autocorrelação espacial significativa entre valores de uma variável e seus vizinhos. Quando positivos para o índice, os valores indicam a presença de autocorrelação espacial, onde o valor de uma variável tende a ser semelhante aos valores de seus vizinhos. Se os valores do indicador forem negativos, então há uma indicação de presença de autocorrelação negativa da variável no espaço (ANDRADE, 2007).

Segundo Messner (1999), a característica distintiva das medidas para a autocorrelação espacial é que o arranjo espacial das observações é levado em consideração nos cálculos. Para tanto, é fundamental a utilização da matriz de pesos espaciais ideal para determinar os critérios de vizinhança do estudo.

3.3.4 Matriz de peso espacial

A matriz de pesos espaciais é uma matriz quadrada ($n \times n$) que contém os pesos espaciais de cada unidade sobre 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).

Sendo assim, a matriz W representa nossa compreensão preconcebida ou derivada das relações espaciais. Se a teoria indica que uma relação espacial particular é dependente das distâncias, então a matriz W deve refletir essa suposição. Da mesma maneira, se for assumido que uma relação espacial diminui em força à medida que a distância aumenta de qualquer local, então a matriz W irá ponderar mais altamente as áreas próximas do que localidades que estão mais afastadas uma da outra (FISCHER, 2010).

A escolha do critério para a construção da matriz é de extrema relevância, uma vez que influencia diretamente os cálculos das estatísticas. As matrizes de pesos espaciais podem ser moldadas de diferentes maneiras e esquemas para determinar fronteiras e distâncias. Entre os principais modelos, Fischer (2010) destaca:

- Contiguidade (padrão para muitos estudos);
- k vizinhos mais próximos;

- Distâncias inversas e exponencial;
- Comprimentos de bordas compartilhadas divididas pelo perímetro (uma visão geométrica);
- Distâncias ranqueadas (abordagem não cartesiana);
- Autocorrelação espacial derivada (com base na associação espacial observada).

Para a análise dos homicídios em São Paulo serão construídos dois tipos diferentes de matrizes de pesos espaciais baseadas nos critérios de contiguidade e distância geográfica, são elas: a Rainha (Queen) e k vizinhos mais próximos. A escolha pelas duas matrizes se deve ao fato de que uma maior quantidade de análises baseadas em diferentes critérios traz mais precisão e confiabilidade aos resultados.

Uma matriz de pesos contígua é classificada como Rainha (Queen) quando se considera as fronteiras físicas e os vértices como contíguos. Em contrapartida, a matriz dos K vizinhos mais próximos $w_{ij}(k)$ baseia-se na ideia a distância geográfica das regiões, medida em quilômetros ou milhas, tem importância nas interações espaciais. (ALMEIDA, 2012) Trata-se de uma matriz binária com a seguinte formulação:

$$w_{ij}(k) = \begin{cases} 1 & \text{se } d_{ij} \leq d_i(k) \\ 0 & \text{se } d_{ij} > d_i(k) \end{cases} \quad (3)$$

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. Sendo assim, as regiões serão consideradas vizinhas caso estejam dentro da região de corte predeterminada. A principal vantagem em utilizar este critério de ponderação advém da possibilidade de equilibrar a conectividade da matriz, uma vez que todas as unidades espaciais possuirão a mesma quantidade de vizinhos, evitando a indesejável presença de regiões sem nenhum vizinho (ALMEIDA, 2012).

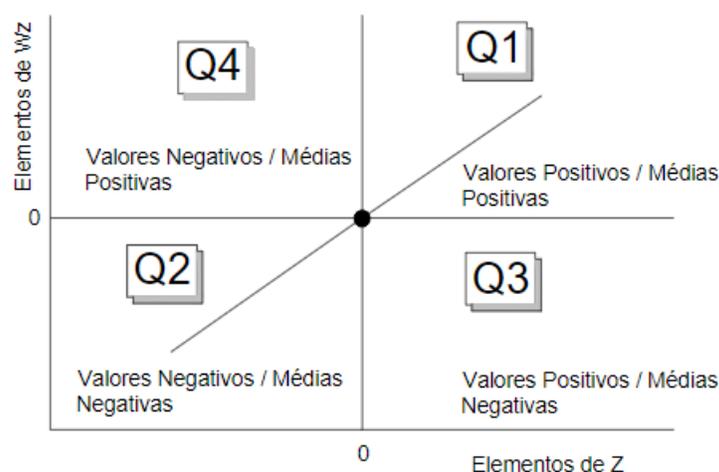
3.3.5 Diagrama de dispersão de Moran

Apesar de conseguir identificar padrões espaciais de agrupamento e ser bastante útil na descrição de distribuições espaciais, localidades atípicas (outliers) e agrupamento de observações

(clusters), a Estatística I de Moran não é capaz de identificar padrões locais de associação espacial, como clusters ou outliers locais em dados que são estatisticamente significantes (GONÇALVES, 2007). Dessa forma, algumas técnicas serão utilizadas para a detecção de padrões locais da criminalidade, sendo elas: o diagrama de dispersão de Moran e as estatísticas LISA (Local Indicators of Spatial Association). Estas técnicas são utilizadas 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 significativos (ANSELIN, 1996).

O diagrama de dispersão de Moran é uma ferramenta de visualização da dependência espacial que indica as tendências locais e as possíveis localidades atípicas (outliers). O gráfico representa as associações locais por meio da reta que mostra como os dados se ajustam entre os valores defasados espacialmente (Wz), no eixo vertical, e os valores observados em cada unidade espacial (z), no eixo horizontal, além das tendências locais, representadas por cada ponto no interior do diagrama (GONÇALVES, 2007).

Figura 3 - Diagrama de Moran



Fonte: (DOS SANTOS, 2006)

O diagrama de Moran é dividido em quatro quadrantes. Na diagonal principal temos a associação linear do tipo Alto-Alto (AA) e Baixo-Baixo (BB) que indicam a presença de autocorrelação espacial positiva, visto que um local é cercado por vizinhos de valores semelhantes.

O primeiro quadrante, High-High ou Alto-Alto (AA), mostra região de altos valores para a variável, com valores acima de 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 temos 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).

Pontos que são extremos em relação à tendência central refletida pela inclinação da regressão podem ser considerados *outliers*, visto que eles não seguem o mesmo processo de dependência espacial que a maior parte das outras observações. De mesmo modo, observações que exercem uma grande influência sobre a inclinação da regressão são chamadas de pontos de alavancagem. Ainda, de acordo com Varga (1998), se a reta de regressão estiver inclinada positivamente, os pontos que estiverem a mais de dois desvios padrão do centro nos quadrantes superior esquerdo (BA) e inferior direito (AB) são considerados *outliers*. Caso isto ocorra no quadrante superior direito (AA) e no inferior esquerdo (BB), temos pontos de alavancagem.

Segundo Anselin (2019), a utilização do diagrama de Moran é de grande utilidade para a análise exploratória de dados espaciais pois contribui a obter diferentes insights sobre a associação espacial, como: a identificação de outliers, pontos de alavancagem, padrões de associações em diferentes quadrantes, descoberta de regimes espaciais e sugestões de ajuste para os critérios das matrizes de pesos espaciais. Entretanto, apesar de sua vasta utilidade, o diagrama de Moran precisa ser complementado com os indicadores LISA, pois não oferece em seu escopo indicações da significância do agrupamento espacial.

3.3.6 Indicadores locais de associação espacial (LISA)

Como apresentado anteriormente, indicadores globais de autocorrelação espacial nem sempre conseguem identificar padrões locais de associação espacial, como aglomerados espaciais locais ou outliers locais em dados que são estatisticamente significantes. Como apontado por Anselin (1995), é possível que um padrão de associação local seja uma anomalia que o indicador global não possa captar, ou pode ser que alguns padrões locais sigam na direção oposta da

tendência espacial global. Dessa forma, a técnica utilizada para evitar estes problemas de análise espacial é a estatística LISA (Local Indicators of Spatial Association).

Uma estatística LISA deve satisfazer dois requisitos: a LISA para cada observação deve proporcionar uma indicação da extensão do agrupamento espacial significativo de valores semelhantes em torno dessa observação e, estes devem ter soma proporcional ao indicador global de associação. Assim, ao fazer a decomposição de indicadores globais em indicadores locais, essa estatística fornece para cada observação uma indicação da existência e extensão de *clusters* espaciais significativos em torno da observação. Além da identificação de *clusters*, a estatística LISA pode ser usada como base para medir a hipótese nula de ausência de associação espacial local. Diante disso, as estatísticas LISA se apresentam como uma ferramenta extremamente relevante para a identificação de clusters espaciais significativos e, ademais, como um importante diagnóstico de instabilidade local (outliers) em medidas de associação espacial global (ANSELIN, 1995).

Existem várias técnicas LISA, como o Gama local e Geary local, contudo, neste trabalho será utilizado, especificamente, 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. Utilizando as duas ferramentas em conjunto, a estatística local de Moran I determina se a localização de uma observação no diagrama de Moran é estatisticamente significativa nos critérios LISA.

A Estatística Local de Moran I apresenta três modos de visualização que serão utilizados na análise deste trabalho, são eles: o diagrama de dispersão de Moran; o mapa de significância LISA, onde as observações são classificadas a partir dos níveis de significância; e o mapa de significância de Moran, em que as observações são apresentadas de acordo com a classificação do Diagrama de Moran para um nível de significância determinado.

A estatística LISA, tendo como base o Local de Moran I, pode ser descrita da seguinte maneira:

$$I_{it} = \frac{(x_{it} - \mu_t)}{m_0} \sum_j w_{ij} (x_{jt} - \mu_t) \quad (4)$$

com

$$M_0 = \frac{(x_{it} - \mu_t)^2}{n} \quad (4.1)$$

em que 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 deste teste 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. A interpretação dos resultados para a identificação de clusters é semelhante a análise do diagrama de dispersão de Moran para identificação de *clusters* e pontos de alavancagem, isto é, 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 diferentes (AB ou BA) (ANSELIN, 1995).

3.3.7 Modelo de convergência

De acordo com Sala-I-Martin (1996), a literatura econômica aborda dois principais conceitos de convergência: σ -convergência e β -convergência. A noção de σ -convergência refere-se à redução da dispersão dos níveis de uma variável ao longo do tempo, indicando uma convergência entre economias. Em outras palavras, esse tipo de convergência implica na diminuição das disparidades entre regiões, à medida que a variável em questão se torna menos dispersa ao longo dos anos.

No caso da β -convergência, ela pode ser classificada em duas formas: absoluta e condicional. A β -convergência absoluta pressupõe que uma variável em regiões com níveis baixos tende a crescer mais rapidamente do que nas regiões com níveis mais altos, resultando em uma igualdade gradual ao longo do tempo. Essa perspectiva pressupõe que as diferenças entre as regiões se resumem aos seus níveis iniciais. Essa abordagem é mais apropriada quando os países ou regiões testadas formam um grupo homogêneo, com diferenças mínimas em suas características estruturais. Por exemplo, ao analisar a convergência entre regiões dentro de um mesmo país, em que fatores como cultura, indicadores políticos e econômicos, e acesso à tecnologia são similares, levando a estados estacionários próximos entre as regiões (CARVALHO, 2010).

Em contrapartida, a β -convergência condicional reconhece que cada região possui parâmetros e características próprias, incluindo seu próprio estado estacionário. Nesse sentido, a β -convergência condicional indica que a taxa de crescimento de uma determinada variável em cada região está positivamente relacionada à distância entre seu estado estacionário e o estado atual. Portanto, regiões com valores mais baixos não necessariamente alcançarão os níveis das regiões com valores mais altos, pois suas trajetórias de convergência são condicionadas por suas características individuais. Dessa forma, a convergência condicional ocorre quando as economias possuem parâmetros semelhantes e crescem mais rapidamente à medida que se distanciam do seu estado estacionário (GROLLI, 2007).

Para verificar a convergência das taxas de criminalidade do Estado de São Paulo no período de 1980 a 2020, utiliza-se a metodologia de teste de convergência β absoluta utilizada por Santos (2011) para dados em *cross-section*.

O modelo é apresentado da seguinte forma:

$$\frac{1}{T} \log \left(\frac{y_{i,T}}{y_{i,0}} \right) = \alpha + \beta \log y_{i,0} + \varepsilon_{i[0,T]} \quad (5)$$

em que T é o tempo entre os dois períodos de análise, $y_{i,T}$ representa a taxa de homicídios por cem mil habitantes no período final, $y_{i,0}$ é a taxa de homicídios por cem mil habitantes no ano inicial e $\varepsilon_{i[0,T]}$ representa o erro aleatório com as pressuposições usuais.

Considerando a dependência espacial nas taxas de homicídios microrregionais, o modelo é reformulado da seguinte maneira:

$$y_{[0,T]} = \alpha \mathbf{i} + \rho \mathbf{W}_1 y_{[0,T]} + \beta y_0 + \varepsilon_{[0,T]} \quad (5.1)$$

com

$$\varepsilon_{[0,T]} = \lambda \mathbf{W}_2 \varepsilon_{[0,T]} + \xi_{[0,T]} \text{ com } \xi_{[0,T]} \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (5.2)$$

em que $y_{[0,T]}$ representa o vetor com as n observações de $\frac{1}{T} \log \left(\frac{y_{i,T}}{y_{i,0}} \right)$, \mathbf{i} é o vetor coluna de uns, y_0 é o vetor com as n observações de $\log y_{i,0}$, $\varepsilon_{[0,T]}$ é o vetor de erros, ρ é o coeficiente da variável dependente espacialmente defasada, λ é o coeficiente na estrutura espacial autorregressiva do

termo erro, \mathbf{W}_1 e \mathbf{W}_2 são as matrizes de pesos espaciais, respectivamente associadas a um processo autorregressivo na variável dependente e no termo erro.

Conforme o modelo, se $\rho \neq 0$ e $\lambda = 0$, tem-se apenas um modelo com *lag* espacial (LAG). Se $\rho = 0$ e $\lambda \neq 0$, tem-se apenas um modelo com erro espacial (ERRO). Entretanto, se $\rho \neq 0$ e $\lambda \neq 0$, tem-se um modelo autorregressivo espacial tanto na variável dependente quanto no erro (SARMA).

Segundo Barro e Sala-i-Martin (1996), a taxa de convergência θ é obtida por meio da seguinte equação:

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

em que β é o coeficiente estimado relativo à Taxa de criminalidade inicial e t é o número de anos no período analisado.

Um outro parâmetro de significância na avaliação da convergência é conhecido como meia-vida (MV). Esta métrica é caracterizada como o período necessário para que a variável em foco alcance um ponto intermediário entre seu valor inicial e o seu estado estacionário. De maneira simplificada, corresponde ao tempo necessário para que metade da discrepância entre o estado inicial e o estado estacionário das taxas de homicídio seja eliminada. A fórmula para calcular a meia-vida é a seguinte:

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

Através desses métodos, é possível alcançar resultados importantes no que diz respeito à hipótese de convergência nas taxas de homicídio entre diferentes microrregiões de São Paulo. São obtidos os valores que caracterizam a velocidade de convergência das taxas de homicídio (θ) nas microrregiões, além de calcular o período necessário para que a disparidade entre a taxa inicial e a taxa de equilíbrio seja reduzida pela metade (MV).

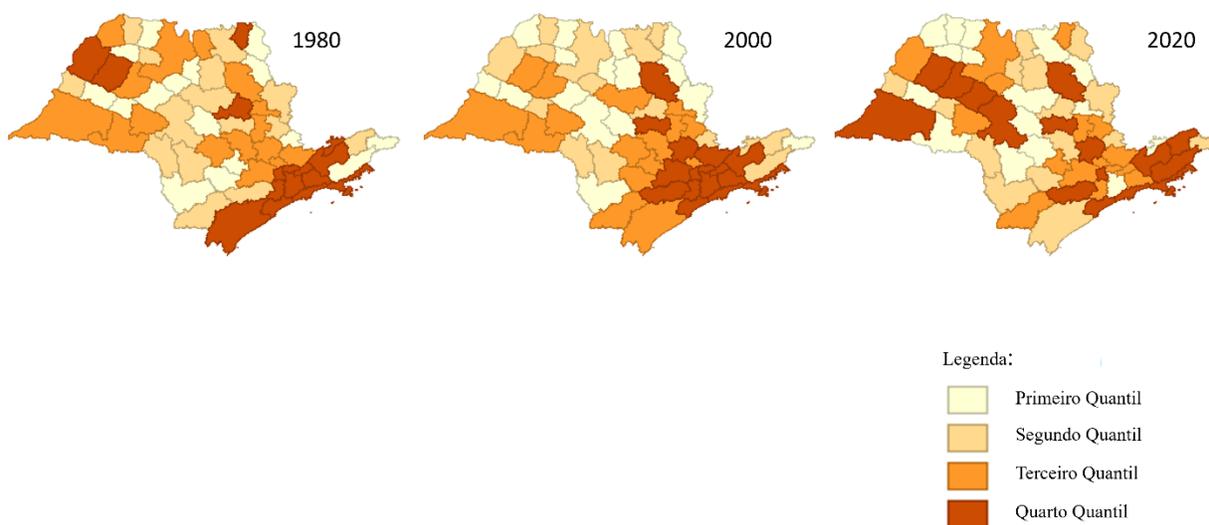
4. RESULTADOS

Inicialmente, exibe-se na Figura 4 a distribuição espacial das taxas de homicídios dolosos por 100.000 habitantes no Estado de São Paulo para o período de 1980 a 2020. No mapa quantílico é possível visualizar a distribuição das taxas de criminalidade no estado, sendo que as áreas mais escuras representam os municípios com as maiores taxas de violência e as áreas mais claras são os municípios menos violentos.

A partir da análise da distribuição espacial das taxas ao longo do tempo, é possível observar que algumas regiões apresentam as maiores taxas de homicídio do estado ao longo de todo o período de análise, como é o caso das microrregiões de São Jose dos Campos, Itanhaém, Santos e Caraguatatuba, tendo municípios pertencendo ao quarto quantil durante os quarenta anos de análise. Entretanto, algumas regiões apresentaram mudanças significativas nas taxas de homicídios, como o caso da Região Metropolitana de São Paulo. Conforme a Figura 3, a região da capital era significativamente a região mais violenta do estado em 1980, visto que a maior parte das taxas pertences ao quarto e terceiro quantil são representadas pelas microrregiões mais próximas da capital. Observando a evolução das taxas da capital e sua vizinhança, nota-se que em 2020 a microrregião já havia passado para o primeiro quantil, apresentando taxas relativamente baixas em relação ao restante do estado, e regiões vizinhas como Itapecerica da Serra, Guarulhos e Mogi das Cruzes passaram a pertencer ao terceiro quantil.

Ao mesmo tempo, é possível verificar uma maior dispersão das taxas de homicídios em todo território paulista ao longo dos anos, sendo que em 2020, regiões antes pouco violentas, como o Centro-Oeste e Noroeste Paulista, apresentaram grande elevação das taxas de criminalidade, com diversas microrregiões pertencendo ao terceiro ou quarto quantil, o que indica um processo de interiorização das taxas de criminalidade ao longo dos anos, conforme também apontado por Santos (2011).

Figura 4 - Distribuição espacial da taxa de homicídios por 100.000 habitantes no Estado de São Paulo (1980-2020)

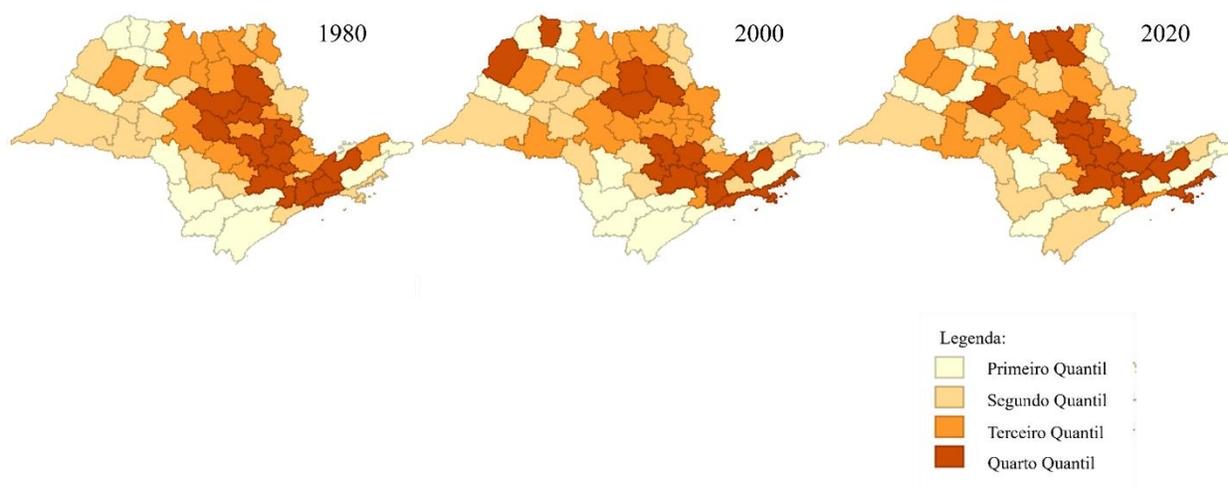


Fonte: Elaboração própria a partir do software GeoDa

Segundo a teoria econômica do crime de Becker (1968), a escolha pelo crime como alternativa de atividade econômica se dará no local onde os riscos forem menores ou os retornos líquidos forem maiores. Dessa forma, a concentração de crimes, deslocamento e a formação de áreas mais violentas estaria diretamente ligado ao retorno potencial que cada região proporciona para a atividade criminosa. Na Figura 5, é apresentada a distribuição espacial do PIB per capita para as microrregiões de São Paulo no período de 1980 a 2020. Conforme observado, o maior nível de renda está centralizado nas grandes cidades e nas proximidades da Região Metropolitana de São Paulo. Sendo assim, o retorno monetário que as regiões mais urbanizadas proporcionam explicaria a forte concentração da criminalidade na região da capital, conforme identificado nos períodos de 1980 e 2000.

Entretanto, conforme apontado por Santos (2011), a sociedade busca minimizar suas perdas referentes ao crime, sendo assim, as localidades que apresentam maiores índices de criminalidade tendem a receber mais recursos em segurança pública e, conseqüentemente elevam sua eficiência policial.

Figura 5 - Distribuição espacial do PIB per capita para o Estado de São Paulo (1980-2020)



Fonte: Elaboração própria a partir do software GeoDa

Partindo dessa hipótese, as localidades que apresentam maiores gastos em segurança pública e políticas de combate à criminalidade tendem a “exportar” o crime para as regiões vizinhas onde as políticas de segurança são mais fracas e, portanto, apresentam melhores oportunidades para a criminalidade. Este espraiamento das taxas da criminalidade pode ser identificado em 2020, visto que as taxas de homicídios estão dispersas, principalmente, em microrregiões que estão localizadas no segundo e terceiro quantil do PIB do estado.

Dessa forma, nesse capítulo é realizada a metodologia de AEDE (Análise Exploratória de Dados Espaciais) para identificação de padrões espaciais e autocorrelação global das taxas de criminalidade no Estado de São Paulo, e em conjunto, é testada a hipótese de convergência absoluta das taxas de criminalidade a fim de verificar a presença do processo de interiorização da criminalidade.

4.1 Autocorrelação espacial global da criminalidade em São Paulo

Conforme apresentado anteriormente, o primeiro passo de um estudo de dados espaciais é testar a hipótese de os dados espaciais serem distribuídos aleatoriamente. Para verificar a existência de autocorrelação espacial global das taxas de homicídios foi utilizado o índice I de Moran. Os valores de *Moran's I* medem a associação espacial existente em um conjunto dos dados,

com seu valor variando de -1 a 1 , indicando um nível de associação espacial entre os vetores Z_t no tempo t e a média ponderada dos valores da vizinhança, ou defasagens espaciais (WZ_t).

Os resultados da estatística I de Moran para o Estado de São Paulo nos anos de 1980, 2000 e 2020 são apresentados no Quadro 1. Observa-se que para todos os períodos de análise os valores calculados foram positivos e significativos, indicando a presença de autocorrelação positiva da criminalidade nas microrregiões do estado. Dessa forma, há uma sinalização de que as microrregiões que possuem alta taxa de criminalidade possuem vizinhos que também apresentam alta criminalidade, ao mesmo tempo que microrregiões com baixa taxa de criminalidade são cercadas por vizinhos com taxas semelhantes. Vale destacar que o ano de 2020 apresentou o menor Índice de Moran para todas as microrregiões do estado, o que indica uma possível diminuição no grau de concentração das taxas de criminalidade no período recente.

Quadro 1 - Coeficientes de I Moran para os anos de 1980, 2000 e 2020

Matriz	1980		2000		2020	
	Valor	Prob	Valor	Prob	Valor	Prob
<i>Queen</i>	0,456	0,001	0,564	0,001	0,091	0,001
<i>K-vizinhos</i>	0,441	0,001	0,574	0,001	0,156	0,001

Fonte: Elaboração própria.

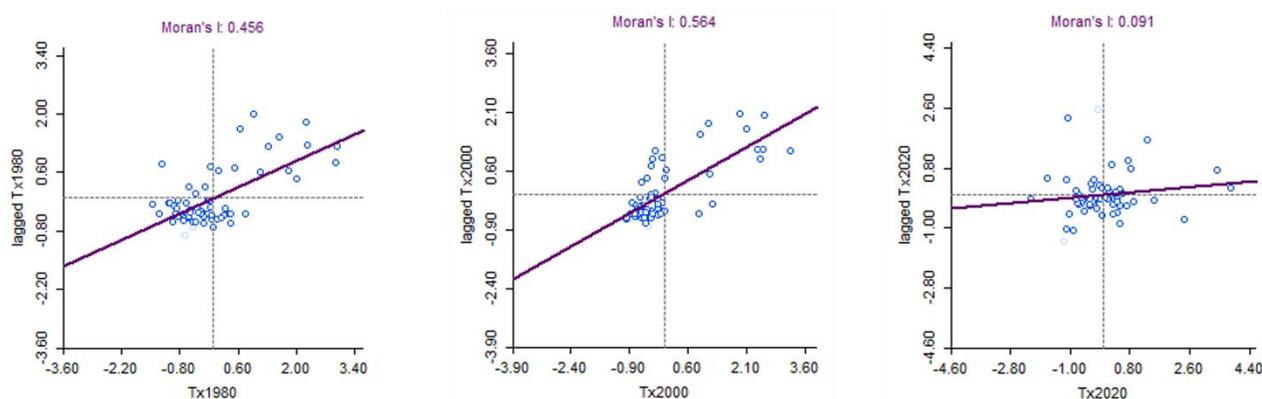
Ademais, foram realizados os testes para duas matrizes espaciais: tipo *Queen* e 5 vizinhos mais próximos. Para todas as matrizes, a estatística I de Moran é positiva e significativa a 0,001, o que rejeita a hipótese nula de que o fenômeno é aleatório e, portanto, a nível global as taxas de criminalidade apresentam autocorrelação espacial entre si e os resultados são robustos.

Por conseguinte, segue-se com a discussão dos diagramas de dispersão de Moran de cada período, em que os valores da taxa de homicídios são localizados no eixo horizontal e a sua variável defasada espacialmente alocado no eixo vertical.

Os gráficos de dispersão apresentados nas Figuras 5 e 6 também apresentam a estatística I de Moran Global como uma medida de autocorrelação espacial entre os municípios do Estado de São Paulo e, são utilizados para a visualização da dependência espacial e identificação das tendências locais e possíveis localidades atípicas (outliers).

De acordo com o mapa de dispersão de Moran com a matriz de peso espacial tipo *queen*, representado na Figura 6, é possível observar evidências de agrupamento espacial. Pelo gráfico, é possível notar uma linha positivamente inclinada com concentração das variáveis nos quadrantes Alto-Alto e Baixo-Baixo, o que indica a presença de autocorrelação espacial global positiva das taxas de criminalidade para os anos de análise e a sua versão defasada no gráfico.

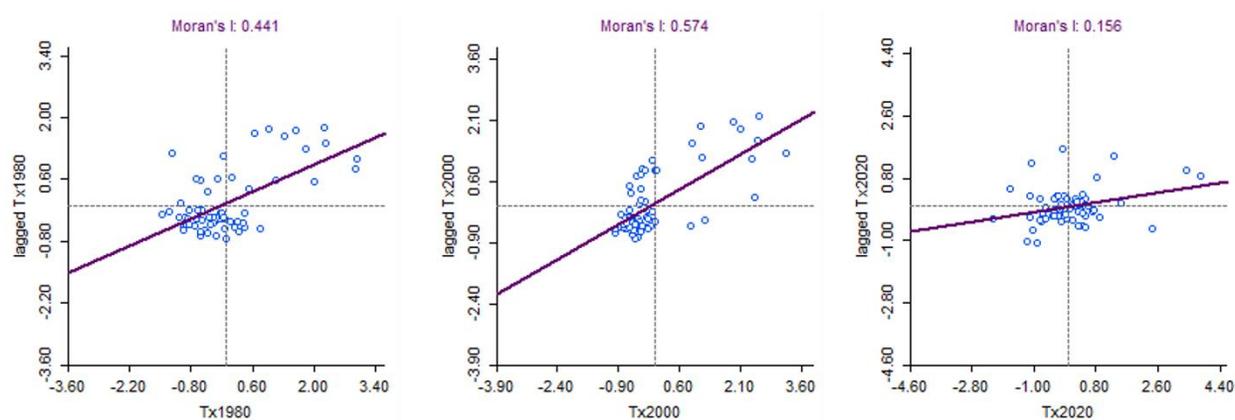
Figura 6 - Diagrama de Moran com matriz Queen



Fonte: Elaboração própria.

Para confirmar a robustez do indicador *I* Moran Global, foi realizado o gráfico de dispersão usando a matriz do tipo 5 vizinhos mais próximos. Na Figura 7, é possível observar o mesmo perfil geral de agrupamento espacial nos mapas de dispersão de Moran para a matriz de peso espacial *k-vizinhos*. Neles, é possível identificar uma inclinação positiva da linha regressão para todos os anos de análise, de tal forma que as microrregiões com taxas de homicídio elevadas apresentam vizinhos que também têm taxas elevadas ou, inversamente, os municípios com taxas de homicídio baixas estão próximos de outros municípios com taxas de homicídio baixas. Os resultados de *I* Moran foram de 0,441, 0,574 e 0,156, confirmando a presença de associação espacial global das taxas de homicídios nas microrregiões de São Paulo para os períodos de análise.

Figura 7 - Diagrama de Moran com matriz de K-vizinhos



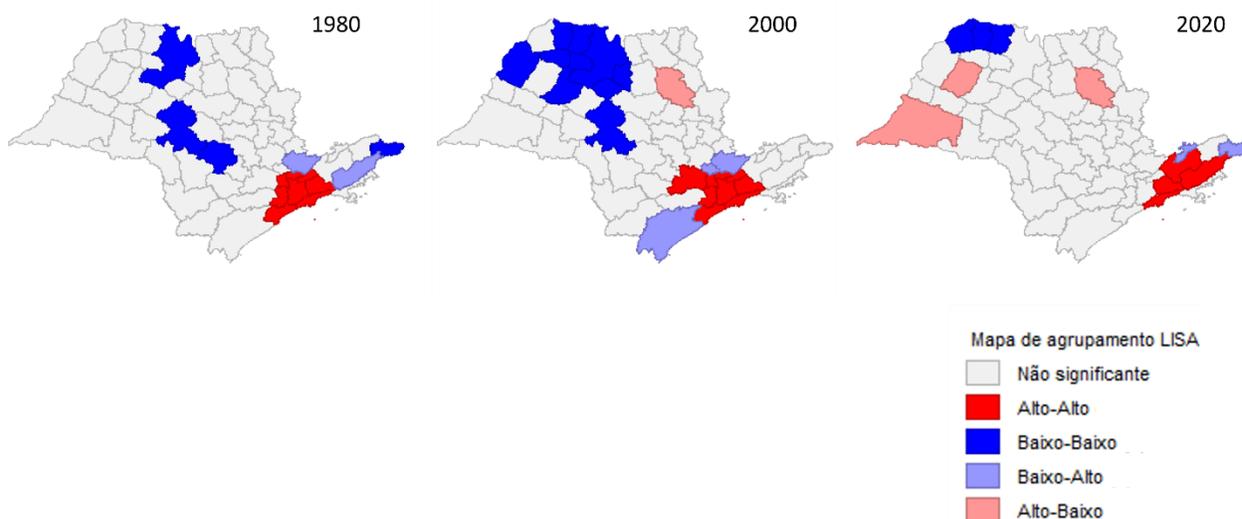
Fonte: Elaboração própria.

Conforme descrito anteriormente, indicadores globais de autocorrelação espacial nem sempre conseguem identificar padrões locais de associação espacial, como aglomerados espaciais locais ou outliers locais em dados que são estatisticamente significantes. Dada a significância da estatística I Moran Global para os anos de análise, a técnica de análise espacial LISA (Local Indicators of Spatial Association) foi utilizada para identificação de clusters espaciais significativos e identificar instabilidade local (outliers) em medidas de associação espacial global.

4.2 Indicadores locais de associação espacial (LISA)

Utilizando os indicadores I-Moran Local, e adotando 5% de nível de significância estatística, na Figura 8 são apresentados os mapas de *clusters* LISA para homicídio doloso por 100.000 habitantes no período de 1980 a 2020. Nos mapas, são encontradas as quatro categorias de *clusters* espaciais, ou seja, Alto-Alto, Baixo-Baixo, Alto-Baixo e Baixo-Alto, além das regiões sem associações espaciais significantes.

Figura 8 - Mapa de clusters LISA para homicídio doloso por 100.000 habitantes



Fonte: Elaboração própria.

Ao analisar os mapas, é possível identificar que no ano de 1980 há uma forte concentração dos clusters do tipo Alto-Alto, microrregiões com altas taxas de criminalidade cujos vizinhos também possuem alta taxas, exclusivamente na microrregião de São Paulo e sua vizinhança, que inclui as microrregiões de Osasco, Itapecerica da Serra, Itanhaém, Santos, Mogi das Cruzes, Guarulhos e Franco da Rocha. Além disso, observa-se a presença de clusters do tipo Baixo-Baixo, regiões que apresentam municípios com taxas baixas de criminalidade cercados de vizinhos com taxas semelhantes, em São José do Rio Preto, Bananal e nas microrregiões vizinhas de Botucatu e Bauru.

A partir de 2000, percebe-se uma expansão dos aglomerados do tipo Baixo-Baixo na região Noroeste do estado, com o surgimento de clusters nas microrregiões de Catanduva, Novo Horizonte, Birigui, Nhandeara, Andradina e Auriflama. Os clusters do tipo Alto-Alto permanecem predominantes nas regiões mais próximas da capital com uma leve expansão para o interior, com o surgimento de uma aglomeração de homicídios na microrregião de Sorocaba e um cluster do tipo Alto-Baixo na microrregião de Ribeirão Preto. Além disso, no ano 2000 as microrregiões identificadas como Baixo-Alto, em que regiões com baixa criminalidade são cercados por vizinhos com valores elevados, foram Registro, Jundiá e Bragança Paulista.

Em 2020, houve uma mudança do padrão espacial de concentração dos clusters tipo Alto-Alto. A microrregião de São Paulo deixou de apresentar associações espaciais de crime significativas e a região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte passou a concentrar as aglomerações da criminalidade no estado. As microrregiões identificadas como Alto-Alto foram Santos, Mogi das Cruzes, São José dos Campos e Paraibuna. Em 2020, houve uma redução significativa dos Clusters do tipo Baixo-Baixo em relação ao ano de 2000, de 10 microrregiões significativas no início do século, apenas duas permaneceram com aglomerações significativas de baixa criminalidade, sendo elas as microrregiões de Votuporanga e Fernandópolis, além destas, soma-se o novo cluster identificado na microrregião vizinha de Jales. Esta redução significativa de cluster Baixo-Baixo indica uma diminuição no número de regiões seguras no período mais recente. De mesmo modo, observa-se um aumento de clusters do tipo Alto-Baixo em 2020, sendo identificados nas microrregiões de Presidente Prudente, Araçatuba e Ribeirão Preto.

A redução significativa de clusters Baixo-Baixo, e o surgimento de novos cluster Alto-Alto e Alto-Baixo ao longo do interior paulista no período recente são sinais de um processo de interiorização das taxas de criminalidade no estado, em que taxas tendem a uma taxa de equilíbrio, reduzindo-se as diferenças entre as microrregiões.

4.3 Modelo de Convergência Absoluta

Para decidir qual o melhor modelo para análise da convergência, inicialmente realizou-se um teste de especificação para o modelo de convergência absoluta via Mínimos Quadrados Ordinários. Os resultados dos testes de especificação podem ser observados na Tabela 1. Foram estimados modelos de crescimento separados para três períodos: 1980 a 2000, 2000 a 2020 e 1980 a 2020. Isso permite caracterizar o processo de convergência em diferentes estágios entre os anos de 2000 e 2020.

Conforme verificado na Tabela 1, de acordo com o Multiplicador de Lagrange (ML) e Multiplicador de Lagrange Robusto (MLR), o modelo de erro espacial é o que melhor se ajusta para estimar a convergência das taxas de criminalidade no período (1980-2000), uma vez que a versão robusta do modelo de erro é mais significativa. Assim, como $MLR\ Erro > MLR\ defasagem$ usa-se o modelo de erro autorregressivo como o mais apropriado. Para os períodos de (2000-2020)

e (1980-2020), o melhor modelo a ser seguido é o Modelo Clássico visto a não significância dos testes de especificação.

Tabela 1 - Resultado dos testes de especificação para o modelo de convergência absoluta

	1980 - 2000	2000 - 2020	1980 - 2020
α	1,11056	1,41198	1,62581
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
β	-0,195286	-0,778669	-0,815871
	(0,08471)	(0,0000)	(0,0000)
<i>I</i> de Moran	0,2560	0,0322	0,0727
	(0,0000)	(0,41312)	(0,19243)
ML - Erro	9,6949	0,1825	0,9281
	(0,00185)	(0,66923)	(0,33535)
ML - defasagem	5,4132	0,3694	0,0419
	(0,01999)	(0,54334)	(0,83787)
MLR - Erro	20,8892	0,0206	1,8875
	(0,0000)	(0,88591)	(0,16948)
MLR - Defasagem	16,6075	0,2075	1,0012
	(0,00005)	(0,64876)	(0,31701)
KB Heterocedasticidade	0,2751	0,1698	0,2690
	(0,59992)	(0,68032)	(0,60402)
AIC	118,235	54,5831	69,3263
SC	122,521	58,8694	73,6125
Teste Jarque - Bera	8,4049	19,5564	6,9774
	(0,01496)	(0,00006)	0,03054

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 2 apresenta os resultados dos coeficientes obtidos nos modelos de erro espacial e modelo clássico.

Tabela 2 - Resultado dos coeficientes estimados

	1980 - 2000 (Modelo de Erro Espacial)	2000 - 2020	1980 - 2020
α	1,49595	1,41198	1,62581
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
β	-0,440565	-0,778669	-0,815871
	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)
λ	0,574977	-	-
	(0,0000)	-	-

Fonte: Elaboração Própria

Ao analisar os coeficientes estimados nos Modelos de Erro Espacial e Clássico, observa-se que β é negativo para todos os períodos de análise, de 1980 a 2000, 2000 a 2020 e 1980 a 2020. Tal resultado indica que a hipótese de β -convergência das taxas de criminalidade das microrregiões

não pode ser rejeitada, ou seja, as taxas de homicídios nas microrregiões estão se tornando cada vez mais homogêneas ao longo dos anos. Sendo assim, as taxas de criminalidade 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, tem-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 2000.

Verificado esse resultado, o próximo passo é analisar a velocidade de convergência. Os resultados das estimações de velocidade de convergência e tempo de meia-vida são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Resultados das estimações de velocidade de convergência e meia-vida

Período	Velocidade(θ)	Tempo de Meia-Vida (MV)
1980 – 2000	2,90%	23,86756
2000 – 2020	7,54%	9,192348
1980 - 2020	4,23%	16,38531

Considerando todo período de análise (1980-2020), sendo $\beta = -0,815871$, estima-se uma velocidade de convergência 4,23% ao ano. O tempo de meia-vida calculado nesse caso foi de aproximadamente 16 anos, ou seja, levará esse período para ocorrer 50% de convergência nas taxas de criminalidade nas microrregiões de São Paulo. Comparando os resultados obtidos para os diferentes períodos, observa-se uma variação significativa na velocidade de convergência. No período mais antigo, de 1980 a 2000, a velocidade de convergência é de 2,90% com um tempo de meia-vida de aproximadamente 24 anos. Para o período mais recente, de 2000 a 2020, a velocidade de convergência obtida é de 7,54% com um tempo de meia-vida de 9 anos. Estes resultados indicam de que a velocidade de convergência absoluta das taxas de homicídios era mais lenta no período inicial, entretanto, com o passar das décadas o processo de convergência tem se tornado cada vez mais acelerado e, portanto, as taxas de criminalidade estão se tornando cada vez mais homogêneas no estado e tendem a chegar em um equilíbrio em um futuro próximo.

5 . CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve como objetivo investigar os padrões de criminalidade no Estado de São Paulo durante as últimas quatro décadas e, ao mesmo tempo, analisar o processo de convergência das taxas de criminalidade.

De acordo com a análise descritiva da distribuição espacial dos homicídios nas microrregiões de São Paulo, foi possível detectar uma significativa dispersão das taxas de homicídios em todo território paulista ao longo dos anos. Foi constatado que inicialmente as microrregiões em maior proximidade com a região Metropolitana de São Paulo apresentavam as taxas mais altas de violência no estado. No entanto, ao longo das décadas, observou-se uma alteração nesse padrão. As microrregiões que antes exibiam taxas mais elevadas começaram a reduzir ou estabilizar suas taxas, enquanto as regiões que anteriormente tinham baixos índices de violência viram um aumento significativo nos seus níveis de violência, sugerindo, assim, um processo de convergência e interiorização da criminalidade.

Os resultados da análise de exploratória de dados espaciais, a partir da estatística de I Moran, revelaram a presença de autocorrelação positiva da criminalidade nas microrregiões do estado para todos os períodos de análise, indicando que as microrregiões que possuem alta taxa de criminalidade possuem vizinhos que também apresentam alta criminalidade, ao mesmo tempo que microrregiões com baixa taxa de criminalidade são cercadas por vizinhos com taxas semelhantes.

Os indicadores LISA apontaram transformações significativas nos clusters criminais em São Paulo. Em 1980, altas taxas de criminalidade concentravam-se nas proximidades de São Paulo. Em 2000, houve expansão dos clusters Baixo-Baixo no Noroeste paulista, enquanto os Alto-Alto persistiam perto da capital. O cenário se reconfigurou em 2020, com a região do Vale do Paraíba e Litoral Norte centralizando as taxas de criminalidade. Além disso, foi observado uma redução das aglomerações espaciais do tipo Baixo-Baixo acompanhado do surgimento de novos clusters Alto-Baixo, o que sinaliza a diminuição do número de regiões seguras no período recente e reafirma o processo de convergência da criminalidade no estado.

Os resultados do modelo de β -convergência absoluta indicaram a existência do processo de convergência das taxas de homicídios no Estado de São Paulo. Dessa forma, a violência tende a crescer mais intensamente nos locais menos violentos do que nas localidades que contém altas

taxas de crime, de modo que as taxas de homicídios nas microrregiões estão se tornando cada vez mais homogêneas ao longo dos anos. Ademais, a análise de convergência revelou que a distribuição das taxas de criminalidade no território paulista está ocorrendo de maneira mais acelerada no período recente, o que pode significar uma homogeneização da violência no estado em um futuro breve.

Portanto, é possível concluir que existem fortes evidências de convergência absoluta da criminalidade no Estado de São Paulo. Essa conclusão reforça os resultados e as hipóteses propostas por Santos (2011) e Aransiola (2021) para o âmbito nacional, indicando que a diferença nas taxas de homicídios do estado tende a ser eliminada ao longo do tempo. Sendo assim, para futuras discussões sugere-se análises que investiguem as principais causas subjacentes à convergência da criminalidade em âmbito regional. Isso não apenas contribuiria para a compreensão desse fenômeno, como também abriria caminho para a formulação de estratégias mais eficazes no combate a esse problema.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, E. **Econometria Espacial Aplicada**. Campinas–SP: Alínea, 2012.
- ALMEIDA, E. S. D. E. A. The spatial pattern of crime in Minas Gerais: an exploratory analysis. **Economia Aplicada**, v. 9, n. 1, p. 39-55, 2005.
- ALMEIDA, M. A. S. D. Análise exploratória e modelo explicativo da criminalidade no estado de São Paulo: interação espacial, 2007.
- ANDRADE, A. L. . M. A. M. V. . B. C. . L. E. . A. L. M. W. . A. M. C. D. M. .. & S. W. V. Introdução à estatística espacial para a saúde pública. **Série B. Textos Básicos de Saúde**, 2007.
- ANSELIN, L. . & B. S. Exploratory spatial data analysis linking SpaceStat and ArcView. In: FISCHER, M. M. **Recent developments in spatial analysis**. Berlin, Heidelberg: Springer, 1997. p. pp. 35-59.
- ANSELIN, L. Local indicators of spatial association—LISA. **Geographical analysis**, 27(2), p. 93-115, 1995.
- ANSELIN, L. Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. **Regional Research Institute Publications and Working Papers**, 1996.
- ANSELIN, L. The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association, 2019. pp. 111-126.
- ARANSIOLA, T. J. Four empirical essays on crime and violence in an economic and interdisciplinary approach= Quatro ensaios empíricos sobre crime e violência em uma abordagem econômica e interdisciplinar.. **Tese de Doutorado. [sn]**, 2021.
- ARAÚJO JÚNIOR, A. F. D.; FAJZNZYLBBER, P. O que causa a criminalidade violenta no Brasil? Uma análise a partir do modelo econômico do crime: 1981 a 1996. **texto de discussão, n. 162**, 2001.
- BECKER, G. S. Crime and Punishment: An Economic Approach. **Journal of Political Economy**, v.76, p. p. 169-217, 1968.
- CARVALHO, H. L. Uma análise do processo de convergência dos municípios brasileiros no período de 1980 A 2000., 2010.
- CERQUEIRA, D. . & L. W. Determinantes da criminalidade: arcabouços teóricos e resultados empíricos.. **Revista de Ciências Sociais, Vol. 47** , p. 233-269., 2004.
- CERQUEIRA, D. R. D. C. . C. D. S. C. . M. D. P. . M. M. V. M. . P. J. J. A. . & M. M. J. A singular dinâmica territorial dos homicídios no Brasil nos anos 2000., 2013.
- CLIFF, A. A. O. J. Spatial processes: models and applications. **Pion, London**, 1981.
- CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2015.
- DE ALMEIDA, M. A. S. . & G. C. E. **Análise exploratória espacial e convergência condicional das taxas de crimes em Minas Gerais nos anos 2000**. In Anais do XLI Encontro Nacional de Economia [Proceedings of the 41st Brazilian Economics Meeting. [S.l.]: [s.n.]. 2014.

- DE LEÓN, P. D. Y. Análisis espacial de violencia homicida en la región norte de Centroamérica (2019-2020). **Revista Latinoamericana Estudios de la Paz y el Conflicto**, **2(4)**, p. p. 99-114, 2021.
- DOS SANTOS, L. . & J. A. A. R. Análise espacial de dados geográficos: a utilização da Exploratory Spatial Data Analysis-ESDA para identificação de áreas críticas de acidentes de trânsito no município de São Carlos (SP).. **Sociedade & Natureza**, 2006.
- DOS SANTOS, M. J. . & D. S. F. J. I. Convergência das taxas de crimes no território brasileiro.. **Revista Economia.**, 2011.
- DOS SANTOS, M. J. . & K. A. L. Estudos econômicos das causas da criminalidade no Brasil: evidências e controvérsias. **Revista EconomiA**, p. 343-372, 2008.
- FELIX, S. A. **Geografia do crime: interdisciplinaridade e relevância**. [S.l.]: Editora Oficina Universitária., 2002.
- FISCHER, M. M. . & G. A. **Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications**. Berlin: springer, 2010.
- FLORES, M. . & V. A. Exploring the spatial diffusion of homicides in Mexican municipalities through exploratory spatial data analysis. **Cityscape**, **17(1)**, p. p. 35-50., 2015.
- FRANCO GALEANO, V. Análisis espacial de la criminalidad a nivel intra-urbano: El caso de Medellín, Colombia.. **Tese de Doutorado. Universidad EAFIT**, 2018.
- GONÇALVES, E. O padrão espacial da atividade inovadora brasileira: uma análise exploratória. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, **37**, p. p. 405-433., 2007.
- GROLLI, P. A. . O. C. A. D. . & J. P. D. A. Crescimento econômico e convergência com a utilização de regressões quantílicas: Um estudo para os municípios do Rio Grande do Sul (1970-2001). **XXXIV Encontro Nacional de Economia - ANPEC**, 2007.
- GUIMARÃES, F. T. . & B. K. L.. A Criminalidade no Rio Grande do Sul: Análise Exploratória de Dados Espaciais para os Anos de 2002, 2010 e 2018. **Economia Ensaios**, **36**, 2021.
- HUBERT, L. J. . G. R. G. . & C. C. M. Generalized procedures for evaluating spatial autocorrelation.. **Geographical analysis**, 1981. 224-233.
- MESSNER, STEVEN F. ET AL. The spatial patterning of county homicide rates: An application of exploratory spatial data analysis. **Journal of Quantitative criminology**, p. p.423-450., 1999.
- MONTINI, F. . M. E. Z. . & B. K. L. 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**, 2021. 579-606.
- NUNES, M. N.; NASCIMENTO, L. F. C. Análise espacial de óbitos por acidentes de trânsito, antes e após a Lei Seca, nas microrregiões do estado de São Paulo. **Revista da Associação Médica Brasileira**, v. **58**, 2012. p. 685-690.
- PARK, R. E. The principles of human behavior. **American Journal of Sociology**, p. 577-612, 1915.
- SALA-I-MARTIN, X. X. The classical approach to convergence analysis. , 106(437).. **The economic journal**, p. 1019-1036., 1996.

SANTOS, M. J. D. Uma abordagem econômica da criminalidade no Brasil. (**Doctoral dissertation, Universidade de São Paulo**), 2006.

SHERMAN, L. W. . G. P. R. . & B. M. E. Hot spots of predatory crime: Routine activities and the criminology of place. **Criminology**, **27(1)**, p. p. 27-56, 1989.

SILVESTRE, E. R. Análise espacial da criminalidade: estudo de caso do município de Piracicaba/SP., 2021.

STEVEN F. MESSNER, LUC ANSELIN, ROBERT D. BALLER, DARNELL F. HAWKINS, GLENN DEANE. The Spatial Patterning of County Homicide Rates: An Application of Exploratory Spatial Data. **Journal of Quantitative Criminology**, p. 423-450, 1999.

TYSZLER, M. Econometria espacial: discutindo medidas para a matriz de ponderação espacial. (**Doctoral dissertation**), 2006.

VARGA, A. University research and regional innovation: a spatial econometric analysis of academic technology transfers. **Kluwer Academic Publishers**, 1998.