

PADRÕES ESPACIAIS DAS TAXAS DE ROUBO NO ESTADO DE SÃO PAULO: UM ESTUDO PARA O ANO DE 2024*

João Felipe Alves Moreira Portugal**
José Heraldo Figueiredo dos Santos***
Gabrielito Rauter Menezes****

Recibido: 28 de agosto de 2025 – Aprobado: 21 de noviembre de 2025

DOI: <https://doi.org/10.22395/seec.v29n67a5228>

RESUMO

A criminalidade urbana, em especial os crimes contra o patrimônio, constitui um dos principais desafios enfrentados pela segurança pública no Brasil, apresentando forte heterogeneidade territorial. Nesse contexto, compreender a distribuição espacial dos roubos torna-se fundamental para subsidiar políticas públicas mais eficazes e direcionadas. Este artigo investiga os padrões espaciais das taxas de roubo no estado de São Paulo no ano de 2024, com o objetivo de identificar a existência de agrupamentos espaciais bem como possíveis efeitos de inércia temporal. Para tanto, utiliza-se a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), por meio das estatísticas I de Moran Global e local (LISA), além da aplicação de um modelo ANOVA espacial, com e sem defasagens temporais. Os resultados evidenciam uma forte autocorrelação espacial positiva, com concentração de elevadas taxas de roubo na Região Metropolitana de São Paulo e na Baixada Santista. Adicionalmente, observa-se persistência temporal desses padrões espaciais, sobretudo nos clusters de alta criminalidade. Os testes diagnósticos indicam a presença de autocorrelação nos resíduos e heterocedasticidade, sugerindo a necessidade de empregar modelos espaciais mais robustos, como SAR e SEM, em análises futuras.

* Este artigo de investigação é resultado de uma avaliação da disciplina de Econometria Espacial ofertada pelo Programa de Pós-Graduação em Organizações e Mercados (PPGOM) da Universidade Federal de Pelotas (UFPeL). A pesquisa foi realizada com recursos próprios, entre dezembro de 2024 e abril de 2025.

** Economista, Universidade Federal do Rio Grande (FURG), Rio Grande, Brasil. Mestre em Economia Aplicada, Universidade Federal do Rio Grande (FURG), Rio Grande, Brasil. Doutorando em Organizações e Mercados, Universidade Federal de Pelotas (UFPeL), Pelotas, Brasil. Endereço: Rua Gomes Carneiro nº 1, 4º andar. Departamento de Economia. Campus Porto. Pelotas - RS. CEP 96010-610. Email: portugaljoaofelipe@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9774-2080>

*** Economista, Universidade Federal da Paraíba (UFPB), João Pessoa, Brasil. Mestre em Economia, Universidade Federal de Sergipe (UFS), Aracajú, Brasil. Doutorando em Organizações e Mercados. Universidade Federal de Pelotas (UFPeL), Pelotas, Brasil. Endereço: Rua Gomes Carneiro nº 1, 4º andar. Departamento de Economia. Campus Porto. Pelotas - RS. CEP 96010-610. Email: jose.heraldo18@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4828-9512>

**** Economista, Universidade Federal do Rio Grande (FURG), Rio Grande, Brasil. Mestre em Organizações e Mercados, Universidade Federal de Pelotas (UFPeL), Pelotas, Brasil. Doutor em Economia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, Brasil. Professor Adjunto da Universidade Federal de Pelotas (UFPeL), Pelotas, Brasil. Endereço: Rua Gomes Carneiro nº 1, 4º andar. Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel (FAEM). Campus Porto. Pelotas - RS. CEP 96010-610. Email: gabrielitorm@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7649-5132>

PALAVRAS-CHAVE

Roubos; Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE); Regimes Espaciais.

CLASSIFICAÇÃO JEL

C21; C33; K42

CONTEÚDO

Introdução; 1. Economia do Crime e perspectivas espaciais: uma revisão integrada; 2. Metodologia e base de dados; 3. Resultados; 4. Considerações finais; Referências

PATRONES ESPACIALES DE LAS TASAS DE ROBO EN EL ESTADO DE SÃO PAULO: UN ESTUDIO PARA EL AÑO 2024

RESUMEN

La delincuencia urbana, en especial los delitos contra la propiedad, constituye uno de los principales retos a los que se enfrenta la seguridad pública en Brasil, y presenta una gran heterogeneidad territorial. En este contexto, comprender la distribución espacial de los robos es fundamental para respaldar políticas públicas más eficaces y específicas. Este artículo investiga los patrones espaciales de las tasas de robo en el estado de São Paulo en el año 2024, con el objetivo de identificar la existencia de agrupaciones espaciales, así como los posibles efectos de la inercia temporal. Para ello, se utiliza el Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE), mediante las estadísticas I de Moran Global y local (LISA), además de la aplicación de un modelo ANOVA espacial, con y sin desfases temporales. Los resultados evidencian una fuerte autocorrelación espacial positiva, con una concentración de altas tasas de robo en la Región Metropolitana de São Paulo y en la Baixada Santista. Además, se observa la persistencia temporal de estos patrones espaciales, sobre todo en los clústeres de alta criminalidad. Las pruebas diagnósticas indican la presencia de autocorrelación en los residuos y heterocedasticidad, lo que sugiere la necesidad de emplear modelos espaciales más robustos, como SAR y SEM, en análisis futuros.

PALABRAS CLAVE

Robos; Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE); Regímenes Espaciales.

CLASIFICACIÓN JEL

C21, C33, K42

CONTENIDO

Introducción; 1. Economía del delito y perspectivas espaciales: una revisión integrada; 2. Metodología y base de datos; 3. Resultados; 4. Consideraciones finales; Referencias

SPATIAL PATTERNS OF THEFT RATES IN THE STATE OF SÃO PAULO: A STUDY FOR THE YEAR 2024

ABSTRACT

Urban crime, especially property crime, is one of the main challenges facing public safety in Brazil, with significant territorial heterogeneity. In this context, understanding the spatial distribution of theft is essential to support more effective and targeted public policies. This article investigates the spatial patterns of theft rates in the state of São Paulo in the year 2024, with the aim of identifying the existence of spatial clusters as well as possible effects of temporal inertia. To this end, Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA) is used, through Global and Local Moran's I statistics (LISA), in addition to the application of a spatial ANOVA model, with and without time lags. The results show a strong positive spatial autocorrelation, with a concentration of high theft rates in the São Paulo Metropolitan Region and Baixada Santista. Additionally, temporal persistence of these spatial patterns is observed, especially in high crime clusters. Diagnostic tests indicate the presence of autocorrelation in the residuals and heteroscedasticity, suggesting the need to employ more robust spatial models, such as SAR and SEM, in future analyses.

KEYWORDS

Theft; Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA); Spatial Regimes.

JEL CLASSIFICATION

C21, C33, K42

CONTENTS

Introduction; 1. Crime economics and spatial perspectives: an integrated review; 2. Methodology and database; 3. Results; 4. Final considerations; References.

INTRODUÇÃO

O Brasil enfrenta um problema crônico relacionado à criminalidade, e os dados sobre o tema evidenciam que o país figura entre os mais violentos do mundo. Segundo o Escritório das Nações Unidas sobre Drogas e Crime (UNODC), o Brasil registrou o maior número absoluto de homicídios no período entre 2020 e 2022 (ONU, 2024). Além dos homicídios, outros tipos de crime também compõem esse cenário preocupante, com destaque para os roubos. Apenas em 2023, o número de roubos no Brasil foi de 870.320 ocorrências, o que equivale a aproximadamente noventa e nove roubos por hora ao longo do ano (Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2024).

Dentre os estados brasileiros, São Paulo (SP) – o mais populoso do país e aquele com a maior participação no Produto Interno Bruto (PIB) nacional (IBGE, 2022) – foi o estado que apresentou o maior número absoluto de roubos em 2023, com 265.499 ocorrências registradas. Ademais, o estado registrou uma taxa de 597,8 roubos por cem mil habitantes, a quinta maior do país (Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2024). Como consequência, São Paulo também figura como o estado com o maior investimento em policiamento, alcançando a cifra de R\$ 13,7 bilhões somente em 2023. Para fins de comparação, Minas Gerais – o segundo estado com maior volume em investimento – destinou cerca de R\$ 6,4 bilhões no mesmo ano, valor inferior à metade menos da metade do montante aplicado pelo governo paulista (Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2024).

Dessa forma, diante do problema enfrentado pelo Brasil em relação à violência urbana e da relevância que São Paulo representa para o país, em termos econômicos, populacionais e também relacionados à segurança pública, torna-se relevante identificar padrões associados à dinâmica da criminalidade no estado, em especial no que se refere às ocorrências de roubos. Portanto, o objetivo deste trabalho é verificar a existência de padrões de autocorrelação espacial, bem como de heterogeneidades regionais, para as taxas de roubo entre os municípios paulistas.

Para isso, empregamos métodos oriundos da econometria espacial, que permitem capturar padrões que escapam das técnicas convencionais. Especificamente, utilizamos uma Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) para verificar a existência de autocorrelação espacial, padrões de associação espacial e clusters locais de alta ou baixa criminalidade entre os municípios paulistas, assim como a identificação de possíveis outliers espaciais.

Os resultados indicam que os municípios com taxas elevadas ou reduzidas de roubos tendem a estar próximos de outros municípios com padrões semelhantes,

revelando a existência de agrupamentos espaciais (clusters) homogêneos. Dentre os municípios, 46 foram classificados com o padrão Alto-Alto (*High-High*), isto é, cidades com elevadas taxas de roubo próximas à outros municípios que também apresentam níveis elevados desse crime. Esses municípios são predominantemente populosos e se concentram na Região Metropolitana e no litoral do estado de São Paulo, onde se identificou que a taxa de roubos é aproximadamente 75% superior à observada nos demais municípios. Além disso, foi possível verificar que, no cluster Alto-Alto, esse padrão das taxas de roubo se manteve praticamente inalterado de 2023 para 2024.

Por outro lado, 138 municípios foram classificados no padrão Baixo-Baixo (*Low-Low*), ou seja, cidades que apresentam baixas taxas de roubos circundadas por outros municípios com níveis igualmente reduzidos desse crime. Nesse cluster, concentram-se municípios localizados no interior do estado, especialmente nas regiões oeste e noroeste, e que se caracterizam por baixa densidade populacional. Para os municípios pertencentes a esse cluster, identificou-se que a taxa de roubos é aproximadamente 50% inferior à observada nos demais municípios do estado. Ademais, verificou-se que cerca de 67% desse padrão espacial foi mantido de 2023 para 2024 no cluster Baixo-Baixo.

Ademais, o presente trabalho possui como principal limitação a presença de heterocedasticidade e autocorrelação residual nos modelos ANOVA utilizados, o sendo necessária a aplicação de modelos espaciais em pesquisas futuras. Nesse sentido, recomenda-se, em especial, a utilização do modelo SAR (Spatial Autoregressive Model) para os clusters Alto-Alto, bem como dos modelos SAR ou SEM (Spatial Error Model) para os clusters Baixo-Baixo.

Este trabalho contribui para a literatura econômica por três razões principais. Primeiramente, o estudo incorpora uma perspectiva espacial sobre a distribuição territorial de roubos no Brasil, avançando além da abordagem metodológica clássica, mais frequentemente na investigação da criminalidade no país (Justus e Kassouf, 2013; Santos e Kassouf, 2012; Santos e Kassouf, 2013; Chioda et al., 2015; Biderman et al., 2019). Em segundo lugar, o trabalho concentra-se especificamente na análise dos crimes de roubo, ao passo que grande parte da literatura que emprega o ferramental de econometria espacial no estudo da criminalidade direciona seu foco predominantemente para os casos de homicídios (Almeida et al., 2005; Sass et al., 2016; Castro e Almeida, 2019). Em terceiro lugar, este trabalho tem como foco os crimes de roubo no estado de São Paulo, que, embora seja o mais relevante do país em termos econômicos e populacionais, ainda carece de estudos que utilizem métodos de econometria espacial para a investigação de padrões relacionados a

esse tipo de crime. Dessa forma, o estudo contribui para a literatura existente ao complementar pesquisas já realizadas para outros estados brasileiros, como Minas Gerais (Almeida et al., 2005; Castro e Almeida, 2019), Paraná (Sass et al., 2016), Bahia (Moreira e Fochezatto, 2018) e Rio Grande do Sul (Bartz et al., 2018; Carrets et al., 2018; Fochezatto et al., 2021).

O presente trabalho está organizado em cinco seções, além desta introdução. Na segunda seção, apresenta-se uma breve revisão da literatura. A terceira seção descreve os dados utilizados e a metodologia empregada. Na quarta seção, são apresentados e discutidos os resultados. Por fim, a quinta seção apresenta as considerações finais.

1. ECONOMIA DO CRIME E PERSPECTIVAS ESPACIAIS: UMA REVISÃO INTEGRADA

A criminalidade constitui um problema persistente no Brasil, comprometendo a segurança pública e impactando negativamente a qualidade de vida da população, especialmente nos grandes centros urbanos. O país figura entre os mais violentos do mundo, ocupando posição de destaque em termos do número absoluto de homicídios, conforme dados da Organização das Nações Unidas (ONU, 2024). Entre as diferentes tipologias criminais, os roubos destacam-se tanto por sua elevada frequência quanto por contribuírem de maneira significativa para a sensação generalizada de insegurança. Esse cenário é ainda agravado pela subnotificação: Caetano et al. (2020) estimam que 56,26% dos roubos no Brasil não são oficialmente registrados, o que sugere que a magnitude real da violência urbana é substancialmente superior àquela refletida nas estatísticas oficiais.

A literatura econômica tem buscado identificar os determinantes da criminalidade a partir de diferentes perspectivas analíticas. Entre os fatores mais investigados destacam-se a legislação e o sistema de justiça criminal (Santos; Kassouf, 2012), a renda e a desigualdade socioeconômica (Justus; Kassouf, 2013), o desempenho econômico e a atuação policial (Santos; Kassouf, 2013), os programas de transferência de renda (Chioda, De Mello; Soares, 2015) e a presença de organizações criminosas (Biderman et al., 2019). Todavia, observa-se que grande parte desses estudos adota abordagens temporais ou transversais tradicionais, tratando as unidades territoriais de forma independente e desconsiderando possíveis interdependências espaciais entre regiões vizinhas.

Nesse sentido, estudos como o de Silva e Beato Filho (2013) avançam ao incorporar elementos de coesão social na análise da criminalidade, ao identificarem uma correlação negativa entre capital social e taxas de crime. Esses resultados reforçam a relevância de abordagens que considerem explicitamente a dimensão

geográfica e os efeitos de vizinhança na dinâmica criminal. Apesar disso, a literatura nacional ainda apresenta relativa escassez de estudos que integrem de forma sistemática essas dimensões, sobretudo no que se refere aos crimes contra o patrimônio, como os roubos.

A criminalidade pode ser compreendida como um fenômeno espacialmente estruturado. Evidências empíricas indicam que os crimes tendem a se concentrar em áreas específicas, sendo influenciados por assimetrias socioeconômicas, características urbanas e padrões de interação social (Castro, 2002). Essa concentração espacial dá origem a padrões persistentes e autocorrelacionados, descritos por Bittencourt e Teixeira (2013) como um processo de retroalimentação endógena, ou acumulação social da violência. Nessa perspectiva, áreas com elevados níveis de criminalidade tendem a exercer influência negativa em adjacentes, reforçando a formação de clusters espaciais.

Autores como Anselin et al. (2005) destacam que características físicas e sociais do espaço urbano, como a presença de "facilidades urbanas" (terminais de transporte, centros comerciais e escolas), a elevada densidade populacional e a fragmentação do tecido urbano, podem criar ambientes propícios à ocorrência de crimes. Essas evidências dialogam diretamente com teorias clássicas da criminologia, como a teoria da desorganização social e a teoria das atividades rotineiras, as quais enfatizam que a organização espacial das cidades influencia de maneira decisiva as oportunidades e os incentivos para o comportamento criminoso.

Nesse contexto, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) emerge como um instrumento metodológico particularmente adequado para identificar e interpretar padrões espaciais da criminalidade. A AEDE permite detectar a presença de autocorrelação espacial, identificar clusters de alta ou baixa criminalidade e reconhecer outliers espaciais, constituindo-se, assim, em uma etapa fundamental para análises espaciais mais aprofundadas. No Brasil, estudos como os de Almeida, Haddad e Hewings (2005) aplicaram a AEDE ao estado de Minas Gerais, evidenciando a existência de regimes espaciais por forte dependência entre municípios vizinhos. Trabalhos posteriores, como os de Barros et al. (2019), Barros, Baggio e Baggio (2020) e Montini, Monte e Becker (2021), reforçam a relevância dessa abordagem para a compreensão da violência sob uma perspectiva territorial.

Adicionalmente, Griffith (2009) propôs a incorporação explícita de componentes espaciais à análise de variância (ANOVA), possibilitando testar diferenças estatisticamente significativas entre grupos regionais ao considerar de forma direta a autocorrelação geográfica. Esse método mostra-se particularmente útil para

avaliar se diferentes padrões espaciais de criminalidade apresentam níveis médios estatisticamente distintos, hipótese especialmente relevante no contexto do estado de São Paulo, caracterizado por elevada heterogeneidade regional.

No plano internacional, Erdogan, Yalçın e Dereli (2013) analisaram a distribuição espacial dos crimes contra a propriedade na Turquia, enquanto Tavares e Costa (2021) aplicaram modelos de regressão baseados em Poisson para mapear a criminalidade em Portugal. Ainda que esses países apresentem níveis de insegurança inferiores aos observados no Brasil, tais estudos evidenciam que a incorporação da dimensão espacial contribui de forma significativa para o desenho de estratégias de policiamento mais eficazes e focalizadas.

No contexto brasileiro, Bartz, Quartieri e Menezes (2018) investigaram a criminalidade no Rio Grande do Sul utilizando modelos econométricos tradicionais, enquanto Melo, Matias e Andresen (2015) demonstraram, para o município de Campinas (SP), que diferentes tipologias de crime apresentam padrões espaciais distintos. Esse resultado é particularmente relevante, pois indica que análises agregadas podem mascarar dinâmicas específicas de determinados delitos. Tal evidência justifica a opção deste estudo por focar exclusivamente nos crimes de roubo, tipologia que, apesar de sua elevada incidência, ainda recebe menor atenção na literatura espacial brasileira.

Do ponto de vista teórico, destaca-se a contribuição seminal de Gary Becker (1968), cuja Teoria Econômica do Crime introduziu os princípios da racionalidade econômica na explicação do comportamento criminoso. Segundo essa abordagem, os indivíduos tomam decisões racionais ao ponderar custos, como punições legais e morais, e os benefícios esperados, predominantemente de natureza econômica. Essa perspectiva exerceu impacto significativo na formulação de políticas públicas ao enfatizar a importância tanto da severidade quanto da probabilidade da punição como mecanismos dissuasórios, além de rejeitar interpretações essencialistas de cunho biológico ou étnico.

Complementarmente, Pereira e Fernandez (2000) argumentam que a análise econômica do crime deve incorporar fatores socioeconômicos estruturais, como renda, escolaridade e desemprego, para o desenho de políticas eficazes de combate à criminalidade. A desconsideração desses determinantes tende a limitar a efetividade das intervenções públicas, uma vez que não se atua sobre as causas estruturais subjacentes do comportamento criminoso.

Mais recentemente, Santos et al. (2023) realizaram uma revisão sistemática que reuniu contribuições metodológicas evidenciando a centralidade do componente

espacial na análise e na previsão da criminalidade. Os autores destacam que a AEDE deve ser considerada uma etapa essencial em estudos espaciais, pois permite a identificação preliminar de padrões locais, antes da aplicação de modelos preditivos mais complexos. Além disso, essa literatura aponta para uma crescente integração entre métodos estatísticos tradicionais e técnicas de inteligência artificial, como redes neurais e algoritmos de machine learning, sempre ancoradas em diagnósticos espaciais consistentes.

À luz dessas contribuições, o presente estudo propõe a aplicação da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) para a análise da distribuição espacial dos roubos no estado de São Paulo, com ênfase na identificação de autocorrelação global e local, bem como de padrões lineares de associação e outliers espaciais. Ao adotar essa abordagem, busca-se não apenas preencher uma lacuna na literatura nacional sobre crimes contra o patrimônio, como também alinhar o estudo às boas práticas metodológicas internacionais, contribuindo para o fortalecimento da compreensão da geografia do crime no contexto brasileiro.

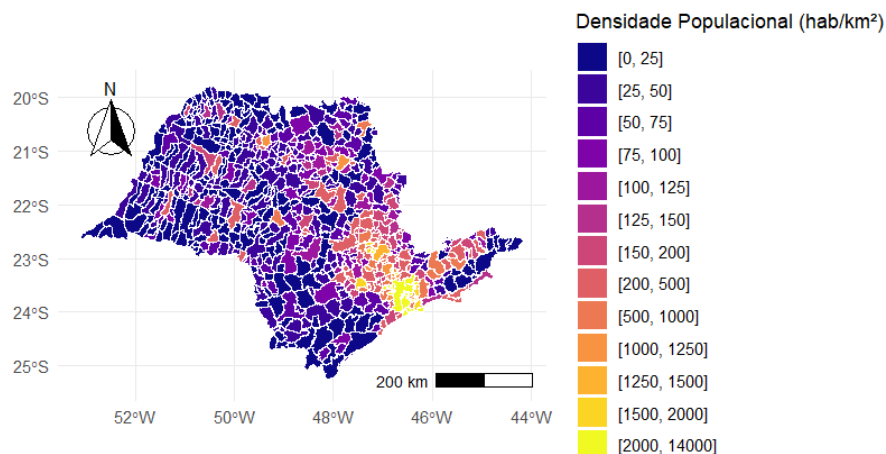
2. METODOLOGIA E BASE DE DADOS

2.1. Base de dados

Este estudo utiliza dados referentes ao número total de roubos registrados nos 645 municípios do estado de São Paulo no ano de 2024. As informações foram obtidas junto à Secretaria de Segurança Pública do Estado de São Paulo (SSP-SP) e, a fim de permitir comparações entre municípios com diferentes tamanhos populacionais, os dados brutos foram convertidos em taxas de roubos por 100 mil habitantes.

Embora essas estatísticas estejam sujeitas à subnotificação, um problema recorrente na mensuração da criminalidade, os dados das secretarias estaduais de segurança pública constituem a única fonte oficial e sistemática de informações sobre roubos no âmbito municipal no Brasil. Nesse sentido, sua utilização encontra respaldo na literatura especializada e representa a melhor alternativa disponível para estudos dessa natureza. A distribuição populacional dos municípios paulistas em 2024, utilizada como base para o cálculo das taxas, encontra-se representada no Gráfico 1, a seguir.

Gráfico 1. Distribuição populacional do estado de São Paulo em 2024.



Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de dados disponibilizados pelo IBGE (2025).

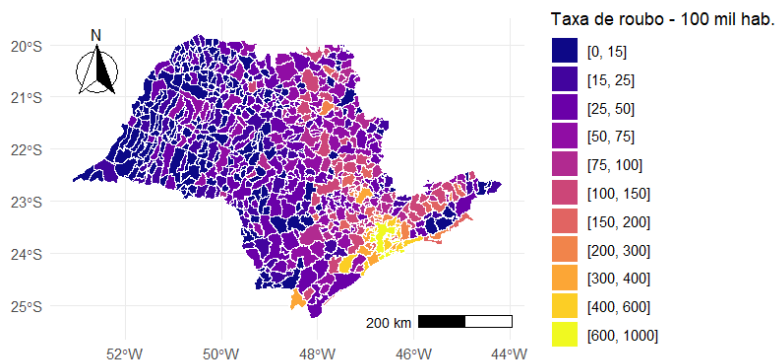
Dessa forma, diversos fatores justificam a escolha de São Paulo como unidade de análise neste trabalho. Um fator de destaque, conforme divulgado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), é o Produto Interno Bruto (PIB) paulista, que, em 2022, representava 31,1% do PIB nacional. Outro fator importante é a dimensão populacional do estado, composta por aproximadamente 45,9 milhões de habitantes em 2024, segundo dados do IBGE. Esse número representa cerca de 21,6% da população total do Brasil. A distribuição populacional do estado encontra-se ilustrada no Gráfico 1, onde é possível observar que a maior densidade populacional se concentra na região metropolitana da cidade de São Paulo.

Conforme pode ser observado no Gráfico 1, a distribuição da densidade populacional no estado de São Paulo apresenta elevada heterogeneidade espacial. Os maiores níveis de densidade concentram-se na porção sudeste do estado, em especial na Região Metropolitana de São Paulo, no Vale do Paraíba e em áreas urbanizadas no entorno de Campinas, Santos e São José dos Campos. Nesses municípios, a densidade ultrapassa 2.000 habitantes por quilômetro quadrado, conforme indicado pelas tonalidades amarela e alaranjada do mapa.

Por outro lado, as regiões do interior oeste e noroeste do estado apresentam densidades significativamente inferiores, com grande número de municípios situados abaixo de 50 habitantes por quilômetro quadrado, padrão visualizado nas tonalidades azul-escuras e violetas. Essa desigualdade demográfica é relevante para a análise da criminalidade, pois diferentes níveis de adensamento populacional podem

influenciar tanto a dinâmica dos roubos quanto sua dispersão espacial, conforme apontam Anselin et al. (2005) e Melo et al. (2015).

Gráfico 2. Taxas de roubo por 100 mil habitantes para o estado de São Paulo em 2024.



Fonte: Elaborado pelos autores a partir de dados disponibilizados pela SSP-SP (2025).

Associado à relevância do estado de São Paulo em termos populacionais e econômicos, destaca-se também o elevado número absoluto de crimes contra o patrimônio. Em 2024, foram registradas 193.658 ocorrências de roubo no estado, o que configura uma das maiores concentrações desse tipo de delito no país. A distribuição espacial das taxas de roubo por 100 mil habitantes encontra-se ilustrada no Gráfico 2, o qual evidencia a heterogeneidade territorial do fenômeno.

De acordo com o Gráfico 2, observam-se níveis elevados de criminalidade na Região Metropolitana de São Paulo, nas áreas adjacentes de Campinas e em municípios localizados no eixo sudeste-leste do estado. Nessas áreas, algumas taxas ultrapassam 600 roubos por 100 mil habitantes. Por outro lado, nas regiões noroeste e sudoeste, predominam municípios com taxas inferiores a 50 por 100 mil habitantes, sugerindo a existência de um gradiente territorial da criminalidade.

Visualmente, nota-se a possível formação de clusters de municípios com taxas elevadas ou reduzidas de roubo. No entanto, tais padrões perceptíveis no mapa requerem confirmação estatística por meio de testes apropriados de autocorrelação espacial. Dessa forma, a etapa seguinte do estudo consiste na aplicação do I de Moran Global, com o objetivo de verificar a existência de associação espacial estatisticamente significativa entre os municípios paulistas no que se refere às taxas de roubo.

2.2. Estratégia Empírica

Com o objetivo de identificar padrões espaciais associados aos crimes de roubo entre os municípios do estado de São Paulo, o presente estudo adota a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) como principal ferramenta metodológica. Conforme destaca Almeida (2012), a AEDE permite verificar a existência de autocorrelação espacial nas variáveis de interesse, assim como detectar possíveis outliers espaciais, os quais podem indicar municípios com comportamentos atípicos em relação ao padrão regional.

Uma das formas de identificar a autocorrelação espacial dos dados é por meio da estatística *I* de Moran Global. O valor gerado por essa estatística varia entre 1 e -1, sendo que valores positivos indicam autocorrelação positiva, e valores negativos, autocorrelação negativa. Além disso, conforme Kopczewska (2020), quanto mais próximo de 1 for o valor encontrado, maior será o grau de autocorrelação positiva, o que indica a presença de clusters de valores semelhantes (altos ou baixos). Por outro lado, quanto mais o valor se aproximar de -1, maior será a autocorrelação negativa, sugerindo a presença de padrões espaciais dispersos. A estatística *I* de Moran é representada pela Equação [1]:

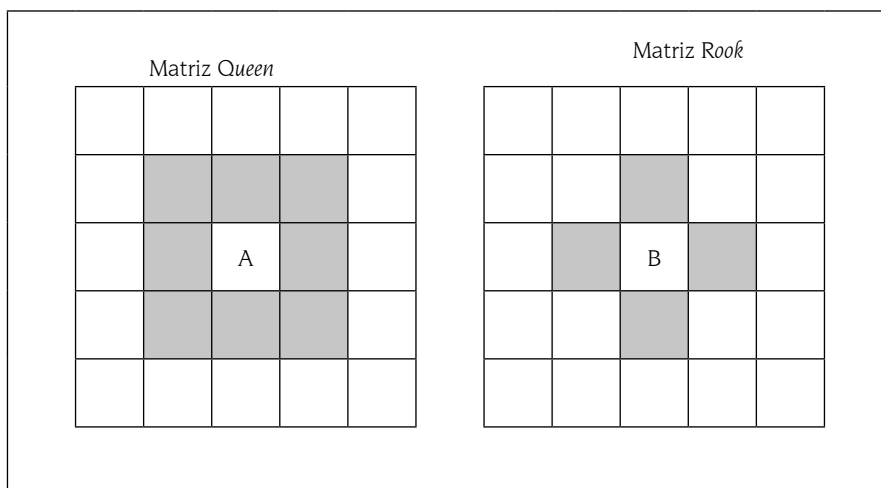
$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad [1]$$

onde, para o caso deste trabalho, *n* refere-se ao número de municípios do estado de São Paulo, e z_i e z_j representam o número de roubos por 100 mil habitantes em 2024 para os municípios *i* e *j*, respectivamente; w_{ij} refere-se aos elementos da matriz de pesos espaciais utilizada; S_0 representa a somatória de todos os elementos da matriz de pesos espaciais.

Dessa forma, para o cálculo da estatística *I* de Moran, faz-se necessária a definição de uma matriz de pesos espaciais *w*, a qual representa a estrutura de vizinhança entre as unidades geográficas analisadas. Como a escolha da matriz pode influenciar diretamente os resultados da autocorrelação espacial, opta-se neste estudo por comparar diferentes estruturas de vizinhança, a fim de evitar arbitrariedades metodológicas. Seguindo a recomendação de Almeida (2012), estimam-se os valores do *I* de Moran para algumas das matrizes de contiguidade mais amplamente utilizadas na literatura, a saber: Queen, Rook e K-vizinhos mais próximos. A matriz que apresentar o maior grau de autocorrelação espacial global será selecionada para as análises subsequentes.

A matriz de contiguidade do tipo Queen considera dois municípios como vizinhos quando compartilham qualquer ponto da fronteira, incluindo vértices (pontos de contato diagonal). Já a matriz Rook restringe a vizinhança apenas aos municípios que compartilham trechos de fronteira com extensão não nula, desconsiderando os vértices. A distinção entre ambas pode ser visualmente observada por meio de representações gráficas, como no Gráfico 3. Por sua vez, a matriz de k-vizinhos mais próximos baseia-se em critérios de distância geográfica, calculada entre os centroides das unidades espaciais. Nessa abordagem, cada município é associado aos municípios mais próximos, segundo uma métrica de distância como, por exemplo, a distância euclidiana, garantindo que todas as unidades possuam exatamente k-vizinhos.

Gráfico 3. Exemplificação visual das matrizes de contiguidade *Queen* e *Rook*.



Fonte: Elaborado pelos autores com base em Almeida (2012).

Após a escolha da matriz de pesos espaciais mais adequada, procede-se à análise da estatística I de Moran Local, pertencente à classe dos Indicadores Locais de Associação Espacial (Local Indicators of Spatial Association – LISA). Tal estatística permite verificar, para cada unidade espacial, se o valor da variável de interesse apresenta associação estatisticamente significativa com os valores observados nos municípios vizinhos. De acordo com Kopczewska (2020), essa análise local é comparada a uma distribuição aleatória dos valores no espaço, de modo a identificar clusters e outliers espaciais.

O I de Moran Local corresponde à decomposição do índice global para cada observação, permitindo avaliar a intensidade e a significância estatística

da autocorrelação espacial em nível municipal. Os resultados são, em geral, classificados em quatro categorias, associadas aos quadrantes do diagrama de dispersão de Moran: Alto-Alto (AA), Baixo-Baixo (BB), Alto-Baixo (AB) e Baixo-Alto (BA). As categorias AA e BB indicam autocorrelação espacial positiva, representando agrupamentos de municípios com valores elevados ou reduzidos da variável, respectivamente. Por sua vez, as categorias AB e BA indicam autocorrelação negativa, sugerindo a presença de outliers espaciais — municípios com comportamento discrepante em relação à vizinhança. A descrição detalhada dessas categorias é apresentada na Tabela 1, conforme sistematizado por de Farias et al. (2018).

Tabela 1. Padrões de Associação Linear

Padrão de Associação Linear	Quadrante	Descrição
Alto-Alto (AA)	1°	Regiões com valores altos de uma variável, cercadas por regiões com valores também altos para a mesma variável.
Baixo-Alto (BA)	2°	Regiões com valores baixos de determinada variável, rodeadas por regiões que possuem valores acima da média para a mesma variável.
Baixo-Baixo (BB)	3°	Regiões que possuem baixo valor para uma variável, e que estão cercadas por regiões que apresentam valores também baixos para a mesma variável.
Alto-Baixo (AB)	4°	Regiões que possuem alto valor de uma variável de interesse, e que estão rodeadas por regiões que apresentam valores baixos para a mesma variável.

Fonte: de Farias et al. (2018).

É importante destacar que, embora a estatística I de Moran Global permita identificar padrões de associação linear espacial semelhantes aos do I de Moran Local, ela não fornece informações sobre a significância estatística local desses agrupamentos (Almeida, 2012). Por essa razão, os indicadores do tipo LISA mostram-se mais adequados para análises detalhadas, pois possibilitam não apenas a classificação das áreas em clusters espaciais, mas também a geração de mapas de significância, permitindo verificar quais agrupamentos ocorrem de forma estatisticamente robusta.

De forma complementar, com base na abordagem proposta por Almeida et al. (2005), este estudo propõe a aplicação de uma ANOVA espacial, com o

objetivo de testar a existência de diferenças estatisticamente significativas entre os diferentes padrões de associação linear local. Para tanto, foram construídas variáveis indicadoras (dummies) para cada categoria do I de Moran Local – Alto-Alto, Baixo-Baixo, Alto-Baixo e Baixo-Alto – as quais foram utilizadas como fatores classificatórios na análise de variância. Adicionalmente, de modo a incorporar possíveis efeitos de inércia espacial-temporal, foram incluídas variáveis defasadas no tempo, dado que os roubos frequentemente apresentam persistência temporal, ou seja, os valores passados influenciam os níveis presentes de forma significativa os níveis presentes (Almeida et al., 2005; Ghasemi, 2017).

Cabe ressaltar que a validade da ANOVA espacial depende do atendimento de dois pressupostos fundamentais: homoscedasticidade dos resíduos e ausência de autocorrelação espacial nos resíduos. A violação dessas premissas pode comprometer a confiabilidade dos resultados inferenciais, conforme discutido por Almeida et al. (2005). Dessa forma, os diagnósticos desses pressupostos foram devidamente avaliados ao longo da etapa de modelagem.

Por fim, para realizar a estimação das estatísticas I de Moran e I de Moran Local (LISA), o presente estudo utilizou o software GeoDa. Em relação à estimação da ANOVA Espacial, foi empregado o software GeoDa Space.

3. RESULTADOS

Os resultados obtidos a partir da aplicação de diferentes matrizes de pesos espaciais encontram-se sintetizados na Tabela 2. A matriz que apresentou maior grau autocorrelação espacial foi a Queen de ordem 1, cujo valor da estatística I de Moran foi positivo, elevado e estatisticamente significativo indicando forte dependência espacial entre os municípios vizinhos imediatos. Esse resultado sugere que municípios com altas ou baixas taxas de roubo tendem a estar cercados por municípios com níveis semelhantes, evidenciando a formação de clusters espaciais homogêneos.

3.1 Índice de Moran e LISA univariado

Os resultados obtidos a partir da aplicação das diferentes matrizes de pesos espaciais estão apresentados na Tabela 2, a seguir. Como se observa, a matriz Queen de ordem 1 apresentou o maior valor da estatística I de Moran, indicando forte autocorrelação espacial positiva, ou seja, os municípios com altas ou baixas taxas de roubo tendem a estar geograficamente agrupados com vizinhos que apresentam níveis semelhantes de criminalidade.

Tabela 2. Resultados das diferentes matrizes de peso espacial.

Variável	Matriz de Pesos	I de Moran	P-valor
roubos - 100 mil hab.	Queen (1)	0,771	0,001
	Queen (2)	0,595	0,001
	Queen (3)	0,428	0,001
	Queen (4)	0,224	0,001
	Queen (5)	0,133	0,001
roubos - 100 mil hab.	Rook (1)	0,762	0,001
	Rook (2)	0,592	0,001
	Rook (3)	0,445	0,001
	Rook (4)	0,248	0,001
	Rook (5)	0,141	0,001
roubos - 100 mil hab.	KNN (3)	0,707	0,001
	KNN (4)	0,692	0,001
	KNN (5)	0,686	0,001
	KNN (6)	0,690	0,001
	KNN (10)	0,672	0,001

Fonte: Elaborado pelos autores a partir dos dados da Segurança Pública de SP (2024).

À medida que se aumentou a ordem da matriz de contiguidade Queen, isto é, expandiu-se o raio de vizinhança considerado, observou-se uma redução progressiva da autocorrelação espacial. A Queen de ordem 2 manteve um elevado grau de associação, porém inferior ao da ordem 1. A Queen de ordem 3 apresentou correlação moderada; a Queen 4, fraca; e a Queen 5, muito fraca. Todos os valores foram estatisticamente significativos, indicando robustez na presença de dependência espacial.

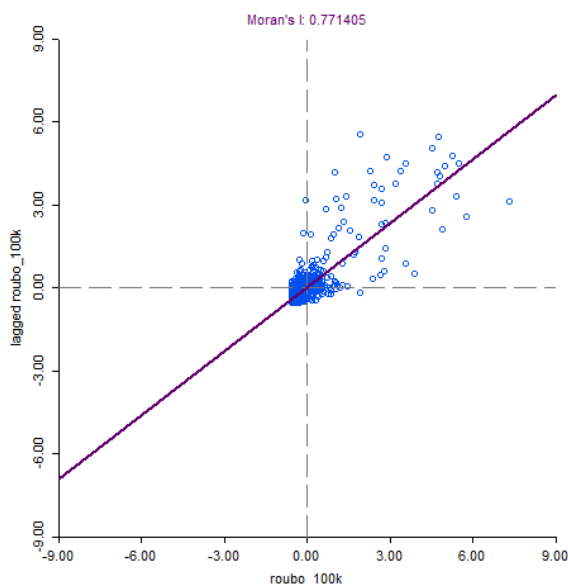
Esse comportamento decrescente da autocorrelação com o aumento da vizinhança corrobora as observações de Griffith (2009) e Kopczewska (2020), que argumentam que a influência espacial é predominantemente local. No caso das taxas de roubo em São Paulo, os efeitos espaciais concentram-se em municípios limítrofes, o que sugere um padrão de difusão por contiguidade geográfica.

Resultados semelhantes foram obtidos para a matriz Rook, com forte autocorrelação espacial na ordem 1 e declínio progressivo nas ordens superiores. No

caso da matriz k-vizinhos, diferentemente das anteriores, os valores da estatística I de Moran permaneceram elevados e relativamente estáveis, mesmo com o aumento do número de vizinhos (por exemplo: $k=3$, Moran = 0,707; $k=10$, Moran = 0,672). Isso sugere que a escolha de k define uma estrutura espacial mais homogênea, reforçando os vínculos globais, mas reduzindo a sensibilidade local.

Dessa maneira, baseamos a escolha da matriz de pesos espaciais a ser utilizada neste trabalho de acordo com o proposto por Baumont (2004), que sugere a utilização de um k estatisticamente significativo e que, ao mesmo tempo, gere o maior valor do I de Moran. Assim, adotou-se a matriz Queen de ordem 1 nas análises subsequentes. Nessa sequência, o Gráfico 4, a seguir, apresenta o diagrama de dispersão do I de Moran, o qual ilustra a associação linear entre os valores da taxa de roubos e seus vizinhos espaciais.

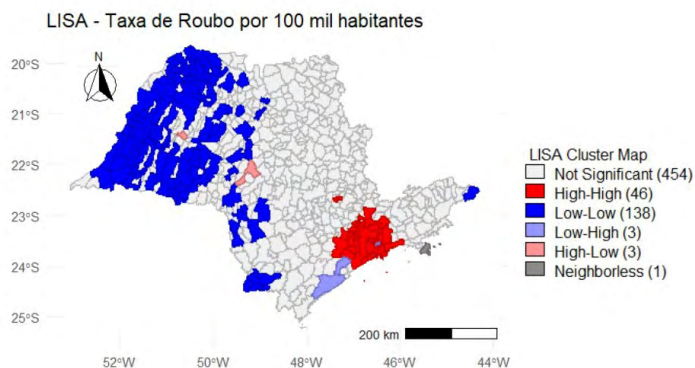
Gráfico 4. I de Moran da taxa de roubos por 100 mil hab. (ano 2024)



Fonte: Elaboração própria através dos resultados software Geoda (2025).

A decomposição local do índice global, por meio do I de Moran Local (LISA), permite identificar os agrupamentos espaciais significativos, ou seja, os municípios que formam clusters de criminalidade elevada ou reduzida. O Gráfico 5 apresenta os resultados do LISA univariado, permitindo observar os padrões locais de autocorrelação espacial.

Gráfico 5. Mapa LISA para roubos no ano de 2024



Fonte: Elaboração própria (2025).

Os resultados evidenciam a presença de 46 municípios classificados como Alto-Alto (High-High), ou seja, municípios com elevadas taxas de roubo, cercados por vizinhos com padrões também elevados. Esses clusters concentram-se fortemente na Região Metropolitana de São Paulo e na Baixada Santista, revelando focos bem definidos de criminalidade elevada. Tais regiões reúnem os municípios com maior PIB no estado, o que vai ao encontro dos achados de Sass et al. (2016), os quais identificaram a presença de clusters do tipo Alto-Alto em cidades com melhores índices socioeconômicos. Essa configuração também é consistente com os achados de Anselin et al. (2005) e Melo et al. (2015), que associam maiores concentrações de delitos à presença de estruturas urbanas complexas, elevada densidade populacional e atividades econômicas intensas. Ademais, tais resultados convergem com o exposto por Castro (2002), que se refere à violência como reflexo do subdesenvolvimento territorializado das populações de áreas urbanas e rurais.

Por outro lado, 138 municípios foram classificados como Baixo-Baixo (Low-Low), predominando no interior oeste e noroeste do estado, regiões caracterizadas por menor densidade populacional, menor urbanização e, potencialmente, maior coesão social, fatores associados à redução da criminalidade, conforme apontado por Silva e Beato Filho (2013) e Santos et al. (2023).

As categorias Alto-Baixo (High-Low) e Baixo-Alto (Low-High) representam outliers espaciais, "ilhas" de comportamento divergente. Municípios Alto-Baixo indicam áreas com elevadas taxas de roubo cercadas por vizinhos de baixa criminalidade, ao passo que Baixo-Alto denotam municípios relativamente seguros, inseridos em contextos regionais mais violentos. A detecção dessas anomalias espaciais

sugere a necessidade de estudos qualitativos mais aprofundados sobre as causas locais desses desvios, o que pode subsidiar políticas públicas mais eficazes e territorialmente focalizadas.

Assim, os resultados demonstram a existência de forte autocorrelação espacial local nas taxas de roubo no estado de São Paulo, com concentração significativa dos crimes em regiões metropolitanas e polos urbanos densamente povoados. Os clusters de baixa criminalidade no interior sugerem uma divisão territorial bem marcada, enquanto os outliers espaciais identificados abrem caminho para futuras investigações sobre os determinantes microespaciais da criminalidade.

3.2 ANOVA Espacial

A análise de variância espacial (ANOVA espacial) foi aplicada para investigar as diferenças médias nas taxas de roubos por 100 mil habitantes entre os diferentes clusters espaciais identificados pela estatística LISA. A estratégia adotada segue a abordagem de Almeida et al. (2005), que demonstraram a relevância da decomposição espacial para compreender dinâmicas locais de criminalidade, especialmente quando há indícios de autocorrelação espacial estatisticamente significativa, como identificado na seção anterior.

Foram estimados cinco modelos de regressão simples, cada um contendo uma variável indicadora (dummy) para um dos regimes espaciais identificados: Alto-Alto (AA), Baixo-Baixo (BB), Alto-Baixo (AB), Baixo-Alto (BA) e Não Significativo (NS). A variável dependente é a taxa de roubos transformada em logaritmo natural, permitindo interpretar os coeficientes como efeitos percentuais médios sobre a taxa de criminalidade.

Tabela 3. ANOVA Espacial para os *clusters* gerados pelo LISA

Variáveis	Regressões				
	1	2	3	4	5
Constante	1,258 (41,235) [0,000]	1,430 (43,019) [0,000]	1,317 (41,833) [0,000]	1,317 (41,833) [0,000]	1,287 (33,122) [0,000]
AA	0,752 (8,788) [0,000]				
BB		-0,503 (-0,503) [0,000]			

Variáveis	Regressões				
	1	2	3	4	5
AB			0,134 (0,104) [0,294]		
BA				0,128 (0,942) [0,346]	
NS					0,043 (1,414) [0,157]

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

Os resultados da Tabela 3 mostram que os coeficientes estimados para os clusters AA e BB são estatisticamente significativos ao nível de 1%, corroborando a hipótese de que as ocorrências de roubos se concentram de forma desigual no espaço. A taxa de roubos nos municípios classificados como AA é, em média, 75,2% superior à dos demais municípios, refletindo uma forte concentração de criminalidade em certas áreas urbanas, em especial na Região Metropolitana de São Paulo e na Baixada Santista, conforme ilustrado no Gráfico 5. Este achado é consistente com a literatura nacional e internacional, como Erdogan et al. (2013), que identificaram padrões semelhantes de concentração criminal em grandes centros urbanos da Turquia.

Em contrapartida, o coeficiente de -0,503 para o cluster BB indica que esses municípios apresentam uma taxa de criminalidade aproximadamente 50% inferior à média estadual. Esses municípios localizam-se predominantemente no interior do estado, o que remete às conclusões de Almeida et al. (2005), que encontraram padrões espaciais semelhantes para homicídios em Minas Gerais, onde regiões com menor grau de urbanização tendiam a apresentar níveis mais baixos de criminalidade.

Os clusters AB, BA e NS não apresentaram significância estatística, sugerindo que, embora existam outliers espaciais, suas médias de roubo não diferem significativamente da média estadual. Isso indica que a presença de um vizinho com padrão oposto (alto-baixo ou baixo-alto) não implica em uma média estatisticamente distinta de criminalidade, um ponto também observado por Melo et al. (2015) ao analisarem padrões irregulares em Campinas.

Tabela 4. Diagnóstico dos resultados gerados pelo ANOVA

Testes	Regressões				
	1	2	3	4	5
Número de condição	1,258	1,576	1,058	1,058	1,964
Jarque-Bera	86,297 (0,000)	20,734 (0,000)	39,685 (0,000)	39,681 (0,000)	36,675 (0,000)
Breusch-Pagan	303,475 (0,000)	176,020 (0,000)	0,492 (0,492)	0,536 (0,464)	0,368 (0,543)
Teste de White	300,128 (0,000)	191,342 (0,005)	1,614 (0,446)	0,309 (0,896)	46,648 (0,000)
I de Moran	0,339 (0,000)	0,240 (0,000)	0,454 (0,000)	0,451 (0,000)	0,443 (0,000)
Multiplicador de Lagrange (lag)	258,734 (0,000)	187,771 (0,000)	353,210 (0,000)	350,467 (0,000)	345,066 (0,000)
LM Robusto (lag)	72,162 (0,000)	234,664 (0,000)	0,138 (0,710)	3,572 (0,058)	17,553 (0,000)
Multiplicador de Lagrange (erro)	197,130 (0,000)	99,128 (0,000)	353,111 (0,000)	348,529 (0,000)	335,864 (0,000)
LM Robusto (erro)	10,559 (0,000)	146,021 (0,107)	0,039 (0,842)	1,634 (0,201)	8,351 (0,005)

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

A Tabela 4 apresenta os diagnósticos estatísticos dos modelos estimados. Os testes de Jarque-Bera apontam para a não-normalidade dos resíduos, ao passo que os testes de Breusch-Pagan e White confirmam a presença de heterocedasticidade nos regimes AA, BB e NS. Essas características sugerem cautela na interpretação dos coeficientes e reforçam a necessidade do uso de erros robustos, conforme recomendado por Kopczewska (2020).

Além disso, os resultados dos testes de Moran e dos multiplicadores de Lagrange, tanto em suas versões padrão quanto robustas, indicam a presença de autocorrelação espacial nos resíduos dos modelos. Como discutido por Anselin (2005), esse tipo de autocorrelação pode violar os pressupostos do modelo clássico de regressão, prejudicando a eficiência dos estimadores. Assim, para os regimes BB e NS, é recomendada a aplicação do modelo de defasagem espacial (SAR), enquanto os modelos de erro espacial (SEM) são indicados para os regimes AB e BA. Para o regime AA, ambos os modelos mostram-se adequados, dado o padrão misto de dependência espacial.

A análise foi então estendida para incluir defasagens temporais, conforme sugerido por Almeida et al. (2005) e Ghasemi (2017), com o intuito de verificar

a presença de efeitos inerciais. Foram utilizadas como variáveis explicativas as classificações dos clusters no ano de 2023, enquanto a variável dependente permaneceu sendo a taxa de roubos de 2024, em logaritmo natural.

Tabela 5. Resultados do ANOVA Espacial com defasagens

Variável	Coefficiente	Estatística t	Probabilidade
Constante	1,492	47,704	0,000
AA_t-1	1,017	21,362	0,000
BB_t-1	-0,670	-11,584	0,000
AB_t-1	0,109	0,678	0,497
BA_t-1	0,151	2,900	0,003
NS_t-1	-0,135	-4,386	0,000

Fonte: Elaborado pelos autores através do software GeoDa Space (2025).

Na Tabela 5, observa-se que o cluster Alto-Alto (AA) mantém elevada significância estatística, com coeficiente de 1,017, sugerindo que praticamente 100% do padrão de criminalidade é replicado de um ano para outro nesses municípios. Esse resultado reforça a hipótese de persistência espacial-temporal do crime, em linha com os achados de Ghasemi (2017), que identificou inércia espacial no comportamento criminal na Inglaterra, além de ir ao encontro do estudo de Bittencourt e Teixeira (2023), que encontraram efeitos retroativos de taxas de homicídio, em âmbito nacional. O cluster BB apresentou coeficiente negativo e estatisticamente significativo (-0,670), sinalizando uma redução acentuada da criminalidade, também persistente ao longo do tempo. Já os clusters AB, BA e NS mostraram resultados heterogêneos, com destaque para BA, que revelou um leve efeito de continuidade temporal (coeficiente de 0,151).

Tabela 6. Diagnóstico dos resultados gerados pelo ANOVA Espacial com defasagens

Testes	
Número de condição	11,280
Jarque-Bera	69,364 (0,000)
Breusch-Pagan	21,123 (0,000)
I de Moran	0,107 (0,000)
Multiplicador de Lagrange (lag)	79,885 (0,000)

Testes	
LM Robusto (lag)	153,080 (0,000)
Multiplicador de Lagrange (erro)	19,594 (0,000)
LM Robusto (erro)	92,789 (0,000)

Fonte: Elaborado pelos autores através do software GeoDa Space (2025).

A Tabela 6 mostra que os problemas estatísticos identificados anteriormente persistem: os resíduos permanecem não-normais, há heterocedasticidade (segundo Breusch-Pagan), e a autocorrelação espacial continua presente nos erros e nas defasagens. Os testes LM robustos recomendam a aplicação do modelo SAR para os regimes BB e NS, e do modelo SEM para os regimes AB e BA. No caso do regime AA, a adoção de qualquer um dos dois modelos continua sendo válida.

Esses achados reforçam a relevância da abordagem espacial para o entendimento da criminalidade. Eles indicam que os roubos não se distribuem de maneira aleatória no território paulista e que há forte dependência espacial e temporal para este tipo de ocorrência. Os municípios inseridos nos clusters AA merecem atenção prioritária por parte das políticas públicas, dado o elevado grau de persistência observado. Por outro lado, os municípios do cluster BB poderiam servir como referência para a formulação de estratégias de prevenção em regiões mais afetadas.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo analisou os padrões espaciais das taxas de roubo por 100 mil habitantes nos municípios do estado de São Paulo em 2024, com base em métodos de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). A partir da aplicação do índice de I Moran, do LISA univariado e de modelos ANOVA espacial com e sem defasagens temporais, foi possível identificar evidências robustas de autocorrelação espacial, heterogeneidade regional e persistência temporal na incidência dos crimes contra o patrimônio.

Os resultados do índice I de Moran, em especial com a matriz de contiguidade Queen de ordem 1, revelaram uma forte dependência espacial entre os municípios, rejeitando a hipótese de aleatoriedade na distribuição geográfica dos roubos. Esse achado está em consonância com as evidências observadas por Almeida et al. (2005) no estado de Minas Gerais e reforça a premissa de que a criminalidade tende a se

concentrar em determinados territórios com características comuns, como discutido por Kopczewska (2020) e Griffith (2009).

A análise local da autocorrelação, realizada por meio do LISA, permitiu detectar diferentes regimes espaciais, como agrupamentos de elevadas taxas (Alto-Alto), reduzidas taxas (Baixo-Baixo) e regiões com padrões discrepantes em relação ao entorno (Alto-Baixo e Baixo-Alto). Esses padrões sugerem que as ocorrências de roubos se organizam de maneira não aleatória, fortemente influenciadas pela geografia urbana e pelas condições socioeconômicas. Esse comportamento também foi identificado em estudos internacionais, como os de Erdogan et al. (2013) na Turquia e Tavares e Costa (2021) em Portugal, e corroborado por investigações nacionais como a de Barros et al. (2019), que evidenciam a necessidade de abordagens territoriais para o enfrentamento da criminalidade.

No que se refere aos resultados do ANOVA espacial, os regimes Alto-Alto e Baixo-Baixo apresentaram coeficientes com significância estatística, indicando, respectivamente, a presença de municípios com elevadas taxas de criminalidade rodeados por vizinhos igualmente violentos e regiões com níveis persistentemente baixos de criminalidade. Os clusters Alto-Baixo e Baixo-Alto, por sua vez, não apresentaram significância estatística, embora se mostrem relevantes por representarem potenciais outliers espaciais. Esse tipo de heterogeneidade foi observado de maneira semelhante por Melo et al. (2015) ao analisarem a distribuição dos crimes na cidade de Campinas.

Ao incorporar defasagens temporais ao modelo ANOVA espacial, os resultados evidenciaram a existência de um efeito inercial significativo, em especial nos municípios pertencentes ao cluster Alto-Alto. Nessas regiões, praticamente a totalidade dos crimes ocorridos em 2023 se reproduziu em 2024, indicando forte persistência na dinâmica criminal. Para os municípios Baixo-Baixo, observou-se uma tendência de continuidade em baixos níveis de criminalidade, enquanto os demais regimes apresentaram efeitos mais moderados. Essa característica de persistência temporal também foi observada para os crimes de homicídio, conforme exposto por Bittencourt e Teixeira (2023), bem como para os crimes patrimoniais, como identificado por Ghasemi (2017), reforçando a importância de abordagens longitudinais na análise da criminalidade.

Os testes de diagnóstico revelaram a presença de heterocedasticidade e autocorrelação nos resíduos dos modelos, indicando a necessidade de aplicar modelos espaciais mais robustos, como o SAR (Spatial Autoregressive Model) e o SEM (Spatial Error Model). Essa recomendação está alinhada com a literatura metodológica, sobretudo com os trabalhos de Anselin (2005) e com a revisão

sistemática conduzida por Macieira et al. (2022), que destacam os ganhos analíticos proporcionados pela modelagem espacial adequada.

Além de suas contribuições metodológicas, o presente estudo oferece insumos importantes para o planejamento de políticas públicas voltadas à segurança. A identificação de áreas críticas por meio dos clusters Alto-Alto, por exemplo, pode subsidiar estratégias de policiamento mais focalizadas e eficientes, enquanto o monitoramento dos outliers espaciais permite antecipar a propagação territorial do crime. A análise espacial, portanto, oferece ferramentas valiosas para uma gestão mais estratégica da segurança pública, especialmente em um estado como São Paulo, que concentra elevada densidade populacional e expressiva diversidade territorial.

A principal contribuição deste artigo reside sobretudo na aplicação da Análise Exploratória de Dados (AEDE) para investigar a distribuição espacial dos crimes de roubo no âmbito municipal no estado de São Paulo, tema ainda pouco explorado na literatura nacional. O estudo demonstrou a existência de padrões espaciais persistentes, sugerindo que a compreensão da criminalidade requer uma abordagem que considere a dimensão territorial como central. Futuras pesquisas podem avançar ao incorporar variáveis explicativas socioeconômicas, indicadores de presença do Estado, infraestrutura urbana, mobilidade e interações intermunicipais por meio de modelos de painel espacial. Tais avanços metodológicos permitirão compreender, com maior profundidade, a complexa geografia da criminalidade no Brasil e subsidiar o desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes, baseadas em evidências.

REFERÊNCIAS

- Almeida, E. (2012). *Econometria espacial*. Campinas–SP. Alínea, 31.
- Almeida, E. S., Haddad, E. A., & Hewings, G. J. (2005). The spatial pattern of crime in Minas Gerais: an exploratory analysis. *Economia Aplicada*, 9(1), 39-55. <https://doi.org/10.11606/1413-8050/ea221387>
- Anselin, L. (2005). *Exploring spatial data with GeoDaTM: a workbook*. Center for spatially integrated social science, 1963, 157.
- Barros, P. H. B. de, Baggio, I. S., Stege, A. L., & Hilgemberg, C. M. de A. T. (2019). Economic development and crime in Brazil: a multivariate and spatial analysis. *Revista Brasileira De Estudos Regionais e Urbanos*, 13(1), 1–22. Recuperado de <https://revistaaber.emnuvens.com.br/rberu/article/view/380>
- Barros, P. H. B. de, Baggio, I. S., Stege, A. L., & Hilgemberg, C. M. de A. T. (2019). Economic development and crime in Brazil: a multivariate and spatial analysis. *Revista Brasileira De Estudos Regionais E Urbanos*, 13(1), 1–22. Recuperado de <https://revistaaber.emnuvens.com.br/rberu/article/view/380>

- Barros, P. H. B. de, Baggio, H. da S., & Baggio, I. S. (2020). Os Determinantes Socioeconômicos da Criminalidade no Brasil: o papel das externalidades e heterogeneidades espaciais. *Revista Brasileira De Segurança Pública*, 14(2), 188–209. <https://doi.org/10.31060/rbsp.2020.v14.n2.1091>
- Bartz, M., Quartieri, E., & Menezes, G. (2018). Criminalidade no Rio Grande do Sul: uma análise econométrica para os coredes no ano de 2010. *Revista Brasileira De Estudos Regionais E Urbanos*, 12(1), 110–128. Recuperado de <https://revistaaber.emnuvens.com.br/rberu/article/view/261>
- Baumont, C. (2004). *Spatial effects in housing price models: do housing prices capitalize urban development policies in the agglomeration of Dijon (1999)?* (Doctoral dissertation, Laboratoire d'économie et de gestion (LEG)).
- Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. *Journal of political economy*, 76(2), 169-217. <https://doi.org/10.1086/259394>
- Biderman, C., De Mello, J. M., De Lima, R. S., & Schneider, A. (2019). Pax monopolista and crime: the case of the emergence of the Primeiro Comando da Capital in São Paulo. *Journal of Quantitative Criminology*, 35(3), 573-605. <https://doi.org/10.1007/s10940-018-9393-x>
- Bittencourt, M. B., & Teixeira, A. N. (2023). Estrutura social e dinâmica da violência: determinantes sociais dos homicídios intencionais nas microrregiões brasileiras. *Revista Brasileira de Estudos de População*, 40, e0240. <https://doi.org/10.20947/S0102-3098a0240>
- Caetano, F. M., Ribeiro, F. G., Yeung, L., & Ghiggi, M. P. (2021). Determinantes da cifra oculta do crime no Brasil: uma análise utilizando os dados da PNAD 2009. *Estudos Econômicos (São Paulo)*, 50, 647-670. <https://doi.org/10.1590/0101-41615043fflm>
- Carrets, F. D., de Oliveira, J., & Menezes, G. R. (2018). A criminalidade no Rio Grande do Sul: uma análise espacial para anos de 2005, 2010 e 2015. *Perspectiva Econômica*, 14(1), 33. <https://doi.org/10.4013/pe.2018.141.03>
- Castro, M. G. (2002). Violências, juventudes e educação: notas sobre o estado do conhecimento. *Revista Brasileira De Estudos De População*, 19(1), 5–28. Recuperado de <https://rebep.org.br/revista/article/view/328>
- Castro, L. S. de, & Almeida, E. (2019). CRIMINALIDADE EM ÁREAS DE FRONTEIRAS: O CASO DE MINAS GERAIS. *Revista Brasileira De Estudos Regionais E Urbanos*, 12(3), 322–336. Recuperado de <https://www.revistaaber.org.br/rberu/article/view/318>
- Chioda, L., De Mello, J. M., & Soares, R. R. (2016). Spillovers from conditional cash transfer programs: Bolsa Família and crime in urban Brazil. *Economics of Education Review*, 54, 306-320. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2015.04.005>
- de Farias, H. N., Leivas, P. H., & Menezes, G. (2018). Análise espacial da pobreza nos municípios gaúchos. *Revista Estudo & Debate*, 25(2). <https://doi.org/10.22410/issn.1983-036X.v25i2a2018.1620>
- de Melo, S. N., Matias, L. F., & Andresen, M. A. (2015). Crime concentrations and similarities in spatial crime patterns in a Brazilian context. *Applied Geography*, 62, 314-324. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.05.012>

- dos Santos, M. J., & Kassouf, A. L. (2012). 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*, 3(2), 307-322. <https://doi.org/10.31501/ealr.v3i2.2944>
- dos Santos, M. J., & Kassouf, A. L. (2013). A cointegration analysis of crime, economic activity, and police performance in São Paulo city. *Journal of applied statistics*, 40(10), 2087-2109. <https://doi.org/10.1080/02664763.2013.804905>
- Erdogan, S., Yalçın, M., & Dereli, M. A. (2013). Exploratory spatial analysis of crimes against property in Turkey. *Crime, law and social change*, 59(1), 63-78. <https://doi.org/10.1007/s10611-012-9398-6>
- Fórum Brasileiro de Segurança Pública. (2024). 18º *Anuário Brasileiro de Segurança Pública*. Fórum Brasileiro de Segurança Pública.
- Ghasemi, M. (2017). Crime and punishment: evidence from dynamic panel data model for North Carolina (2003–2012). *Empirical Economics*, 52(2), 723-730. <https://doi.org/10.1007/s00181-016-1093-5>
- Griffith, D. A. (2009). Spatial autocorrelation. *International encyclopedia of human geography*, 2009, 308-316.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2022). Contas regionais do Brasil: 2022.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2022). Vitimização: sensação de segurança: 2021
- Justus, M., & Kassouf, A. L. (2013). Evidence of the effect of wealth observed by criminals on the risk of becoming a victim of property crimes. *Economia*, 14(2), 88-101. <https://doi.org/10.1016/j.econ.2013.08.006>
- Kopczewska, K. (2020). *Applied spatial statistics and econometrics: data analysis in R*. Routledge.
- Montini, F., Monte, E. Z., & Becker, K. L. (2021). 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*, 15(4), 579-606. <https://doi.org/10.54766/rberu.v15i4.910>
- Moreira, R. D. C., & Fochezatto, A. (2018). Análise espacial da criminalidade no estado da Bahia. *RDE-Revista de Desenvolvimento Econômico*, 3(38): <http://dx.doi.org/10.21452/rde.v3i38.5033>
- Organização das Nações Unidas (2025). *Taxa de homicídios intencionais – vítimas*. 2025.
- Pereira, R., & Fernandez, J. C. (2000). A criminalidade na região policial da grande São Paulo sob a ótica da economia do crime. *Revista Econômica do Nordeste*, 31(Suplemento Especial), 898-919. <https://doi.org/10.61673/ren.2000.1943>
- Sass, K. S., Porsse, A. A., & da Silva, E. R. H. (2016). Determinantes das taxas de crimes no Paraná: uma abordagem espacial. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 10(1), 44-63.
- Silva, B. F. A. D., & Beato Filho, C. C. (2013). Ecologia social do medo: avaliando a associação entre contexto de bairro e medo de crime. *Revista Brasileira de Estudos de População*, 30, S155-S170. <https://doi.org/10.1590/S0102-30982013000400010>
- Tavares, J. P., & Costa, A. C. (2021). Spatial modeling and analysis of the determinants of property crime in Portugal. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(11), 731. <https://doi.org/10.3390/ijgi10110731>