

## Identificação de Hotspots e Padrões Espaciais dos Sinistros de trânsito em Fortaleza (CE) em 2024

Guilherme de Melo Ribeiro – UFMG (guilhermedemeloribeiro02@gmail.com)

**Resumo:** Este estudo analisou a distribuição espacial dos sinistros de trânsito em Fortaleza por meio da integração de três métodos: *Nearest Neighbor Analysis (NNA)*, *Kernel Density Estimation (KDE)* e *Local Indicators of Spatial Association (LISA)*. Os resultados revelaram que os eventos não são aleatórios no território, apresentando forte tendência à clusterização, conforme evidenciado por índices NNI menores que 1 e escores-Z significativamente negativos. O KDE permitiu identificar corredores de alta densidade, especialmente ao longo da BR-116 e de vias arteriais, enquanto o LISA detalhou microestruturas locais, destacando clusters Alto–Alto persistentes e outliers críticos distribuídos em trechos específicos da malha viária. A análise demonstrou que sinistros fatais se concentram em vias de maior hierarquia e velocidade, ao passo que sinistros com vítimas ilesas apresentam padrão mais difuso associado a áreas densamente urbanizadas. Os achados reforçam que a sinistralidade em Fortaleza é influenciada por fatores estruturais ligados à configuração viária, ao uso do solo e à dinâmica de mobilidade, indicando a necessidade de intervenções focalizadas e territorialmente orientadas. Os resultados confirmam a relevância da abordagem integrada de métodos espaciais como ferramenta de apoio ao planejamento urbano e à gestão da segurança viária.

**Palavras-chave:** Acidente de trânsito; Análise espacial; Densidade kernel; Indicadores locais de autocorrelação (LISA), Análise de vizinhos próximos; Segurança viária.

### *Identification of Hotspots and Spatial Patterns of Traffic Crashes in Fortaleza (CE) in 2024*

**Abstract:** This study analyzed the spatial distribution of traffic crashes in Fortaleza by integrating three methods: Nearest Neighbor Analysis (NNA), Kernel Density Estimation (KDE), and Local Indicators of Spatial Association (LISA). The results showed that crash events are not randomly distributed but exhibit a strong clustering pattern, as indicated by Nearest Neighbor Index (NNI) values below 1 and significantly negative Z-scores. KDE allowed the identification of high-density corridors, particularly along BR-116 and major arterial roads, while LISA highlighted local spatial structures, revealing persistent High–High clusters and critical outliers located in specific segments of the road network. Findings demonstrated that fatal crashes are concentrated on high-hierarchy, high-speed roads, whereas property-damage-only crashes display a more diffuse pattern associated with densely urbanized areas. Overall, the analysis indicates that traffic crash distribution in Fortaleza is shaped by structural factors related to road configuration, land use, and mobility dynamics, reinforcing the need for localized, spatially oriented interventions. The results confirm the relevance of integrating spatial analytical methods as a support tool for urban planning and road safety management.

**Keywords:** Traffic crashes; Spatial analysis; Kernel Density Estimation (KDE); Local Indicators of Spatial Association (LISA); Nearest Neighbor Analysis (NNA); Road safety.

## 1 - INTRODUÇÃO E OBJETIVOS

Os sinistros de trânsito representam um dos principais problemas de saúde pública nas cidades brasileiras, especialmente em centros urbanos de alta densidade populacional. Segundo a Organização Mundial da Saúde (WHO, 2018), os acidentes viários constituem a oitava principal causa de morte no mundo e afetam de maneira desproporcional países de renda média, como o Brasil. A expansão urbana e o consequente aumento da motorização nas cidades têm sido apontados como determinantes do crescimento nos índices de sinistros de trânsito, devido à maior densidade populacional, complexidade da malha viária e intensificação dos conflitos de trânsito (XIE; YAN, 2008; WRI, 2020).

Nas últimas décadas, o uso de técnicas de geoprocessamento e métodos de análise espacial tem se mostrado essencial para compreender a distribuição e os padrões de concentração dos sinistros de trânsito. Ferramentas como a análise de vizinho mais próximo, estimadores de densidade kernel e estatísticas locais de autocorrelação (como o LISA) permitem identificar clusters, áreas críticas e relações espaciais muitas vezes invisíveis em análises tradicionais (CHAINEDY; RATCLIFFE, 2005; ANSELIN, 1995). Esses procedimentos fornecem suporte para o planejamento urbano, gestão da segurança viária e definição de políticas públicas mais eficientes.

Fortaleza, capital do Ceará, destaca-se no cenário nacional pela elevada taxa de motorização, intensa urbanização e expressivo volume de sinistros registrados anualmente. A combinação entre expansão urbana acelerada, desigualdades socioespaciais e forte dependência do transporte individual contribui para a formação de pontos de conflito no sistema viário, tornando o município um ambiente propício para estudos que investigam a distribuição espacial dos acidentes e seus fatores associados (CAVALCANTE; SOUSA; MACIEL, 2020).

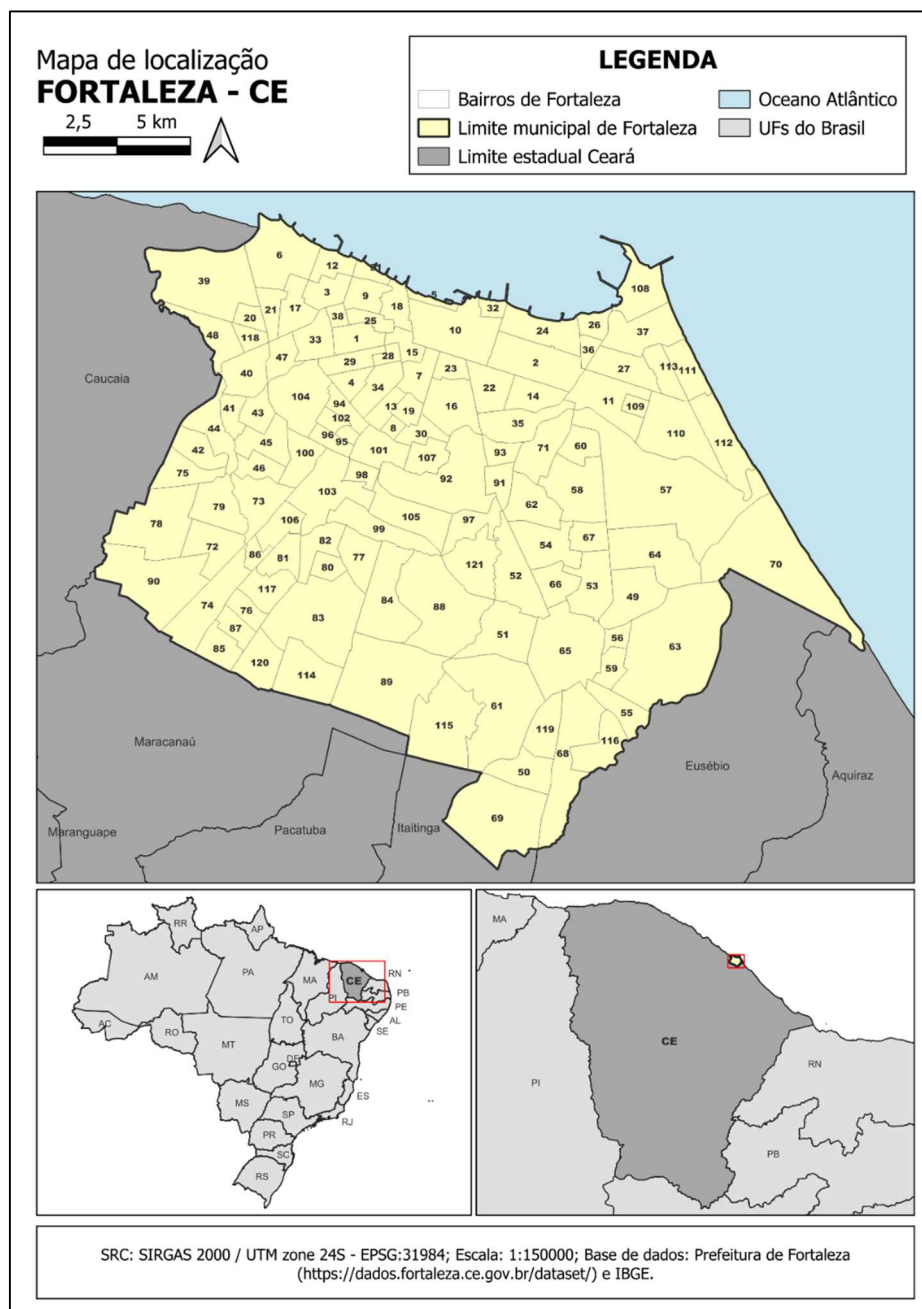
Diante desse contexto, o presente estudo tem como objetivo analisar a distribuição espacial dos sinistros de trânsito em Fortaleza - CE, com foco na identificação de padrões de concentração e diferenciação entre sinistros fatais e sinistros apenas com vítimas ílesas. Para isso, foram utilizadas técnicas de análise espacial, incluindo o Índice do Vizinho Mais Próximo (NNI), a Estimativa de Densidade Kernel (KDE) e a estatística LISA (*Local Indicators of Spatial Association*). Os resultados contribuem para o entendimento da dinâmica espacial dos sinistros, subsidiando estratégias de prevenção e intervenções orientadas por evidências.

## 2 - METODOLOGIA

### 2.1 – Área de estudo

Fortaleza, capital do estado do Ceará, localiza-se no Nordeste do Brasil, entre as coordenadas aproximadas  $3^{\circ}43'02''$  S e  $38^{\circ}32'35''$  W, na faixa costeira do Atlântico Tropical (Mapa 1). O município possui área de 314,8 km<sup>2</sup> e cerca de 2,7 milhões de habitantes (IBGE, 2023), caracterizando-se por elevada densidade demográfica e forte urbanização.

Mapa 1. Mapa de localização do município de Fortaleza – CE.



Fonte: Autor (2025)

A cidade apresenta intensa verticalização e tráfego concentrado, sobretudo nas regiões Centro, Aldeota e Meireles. É administrativamente dividida em 12 Secretarias Executivas Regionais (SERs) e mais de 100 bairros (lista de bairros e seus códigos no Anexo 1), os quais exibem contrastes socioeconômicos e distintos padrões de uso do solo e mobilidade (PREFEITURA DE FORTALEZA, 2022). Essas variações influenciam diretamente a ocorrência e distribuição espacial dos sinistros de trânsito.

A rede viária de Fortaleza é estruturada por avenidas de grande fluxo, como Bezerra de Menezes, Dedé Brasil, Washington Soares, Leste-Oeste e Via Expressa, fundamentais para a conectividade urbana. Estudos mostram que o aumento da frota, a expansão periférica e a predominância do transporte individual contribuem para maior pressão sobre o sistema viário e para a intensificação dos conflitos de trânsito (CAVALCANTE; SOUSA; MACIEL, 2020).

A seleção de Fortaleza como área de estudo deve-se à combinação de alta densidade populacional, complexidade da infraestrutura urbana e recorrência de sinistros, fatores que tornam o município adequado para análises espaciais e identificação de padrões de clusterização.

## **2.2 – Fonte e processamento dos dados**

O dado central desse estudo corresponde aos registros georreferenciados de sinistros de trânsito ocorridos no ano de 2024, registrados pela Autarquia Municipal de Trânsito e Cidadania (AMC) e baixados pelo banco de dados da prefeitura de Fortaleza. Os sinistros ocorridos em 2024, foram divididos em sinistros com vítimas fatais e sinistros apenas com vítimas ilesas. Os logradouros também foram obtidos da plataforma da prefeitura de Fortaleza e os limites territoriais no site do IBGE. Todos os arquivos foram reprojetoados para o SRC correspondente para a cidade de Fortaleza, SIRGAS 2000/UTM ZONA 24S (EPSG: 31984). Toda a organização e limpeza da base foi realizada no software QGIS.

## **2.3 – Análise de vizinhos próximos**

Para caracterizar o padrão espacial inicial dos sinistros, foi aplicada a métrica do Índice do Vizinho Mais Próximo (NNI), originalmente proposta por Clark e Evans (1954). O índice compara a distância média observada entre pontos e a distância esperada em um padrão aleatório, permitindo identificar se os eventos seguem comportamento clusterizado ( $NNI < 1$ ), aleatório ( $NNI = 1$ ) ou regular ( $NNI > 1$ ).

O cálculo do NNI foi realizado no QGIS por meio da ferramenta “Vetor > Ferramentas de análises > Análise de vizinhos próximos”. Em complemento, foram obtidos o Escore-Z e o p-valor, utilizados para avaliar a significância estatística do padrão, conforme metodologia apresentada por **Fortin e Dale (2005)**. Esses valores permitiram classificar previamente cada categoria de sinistro quanto ao seu grau de aglomeração espacial.

## 2.4 – Densidade kernel

A determinação do raio (bandwidth) para o cálculo da densidade Kernel é etapa fundamental para evitar superestimativa ou suavização excessiva dos hotspots. De acordo com **Silverman (1986)**, o bandwidth controla o grau de suavização da superfície de densidade e deve refletir a escala espacial do fenômeno analisado.

A literatura recomenda que, para eventos pontuais urbanos, o bandwidth seja definido como múltiplos da distância média entre vizinhos (DMV), normalmente variando entre 2 e 4 vezes o valor da DMV (XIE; YAN; ZHANG, 2019; ANDERSON, 2009). Assim, foi adotado o intervalo recomendado e definidos os valores específicos para cada grupo.

Essa calibração baseada no comportamento observado dos dados garante que o mapa de densidade revele concentrações significativas sem distorcer padrões locais, conforme discutido por Brunsdon (1995) e Xie & Yan (2008).

Após a definição dos raios ideais, foram criados os mapas de kernel no QGIS, através da ferramenta “Interpolar > Mapa de calor (Estimativa de densidade kernel)”. Os raios ideais foram inseridos como parâmetros e a resolução do raster de saída foi de 10m. Não foram definidos pesos para a interpolação.

## 2.5 – Local Indicators of Spatial Association (LISA)

Para identificar clusters significativos de autocorrelação espacial, foi aplicado o Local Moran’s I ou Local Indicators of Spatial Association (LISA), conforme o método proposto por Anselin (1995). O LISA permite identificar padrões locais do tipo: Alto-Alto (Valor alto cercados de valores altos), Baixo-Baixo (Valor baixo cercados de valores baixos), Alto-Baixo (Valor alto cercado de valores baixos), Baixo-Alto (valor baixo cercado de valores altos), não significante.

O método LISA não aceita valores categóricos, portanto, foram atribuídos valores numéricos para a severidade dos sinistros, sendo atribuído 1 para os sinistros fatais e 0 para os sinistros ileso. Dessa forma, entendemos os sinistros fatais como valores “altos” e os

sinistros Ilesos como valores “Baixos”. Dessa forma, um cluster Alto-Alto significa ocorrência fatal cercada por ocorrências fatais, enquanto um valor Alto-Baixo seria uma ocorrência fatal cercada por ocorrências ilesas.

A análise foi realizada no software GeoDa, utilizando uma matriz de pesos espaciais por distância com padronização row-standardized, seguindo a recomendação de Anselin, Syabri e Kho (2006). Raio definido pelo bandwidth ideal calculado via DMV (1007 m) também foi usado para o LISA.

Os resultados foram posteriormente importados para o QGIS para elaboração dos mapas temáticos, categorizados conforme os padrões de cluster.

### 3 – RESULTADOS

A Tabela 1 mostra os resultados do *Nearest Neighbor Analysis (NNA)*, no qual mostram diferenças claras no padrão espacial entre sinistros com vítimas fatais, sinistros com vítimas ilesas e o conjunto total de ocorrências. A distância média observada (DMO) indica, para cada categoria, a separação média entre um evento e o seu vizinho mais próximo, onde valores maiores de DMO (643,01 m para sinistros fatais) refletem que esses eventos ocorrem mais espaçadamente na malha viária, ao passo que DMO relativamente menores (201,30 m no total; 211,18 m para ilesos) indicam maior proximidade média entre eventos. Em termos metodológicos, a DMO é útil como referência prática para a seleção do *bandwidth* em análises de Kernel, pois oferece uma escala empírica do “alcance” espacial típico dos eventos (SILVERMAN, 1986; CHAINEY; RATCLIFFE, 2005).

**Tabela 1. Resultados da *Nearest Neighbor Analysis (NNA)* quanto aos sinistros de trânsito ocorridos em Fortaleza – CE em 2024**

| Indicador                            | Com vítimas fatais | Apenas vítimas ilesas | Total  |
|--------------------------------------|--------------------|-----------------------|--------|
| Distância média observada (m)        | 643,01             | 211,18                | 201,30 |
| Distância média esperada (m)         | 848,90             | 346,40                | 334,78 |
| Índice do Vizinho Mais Próximo (NNI) | 0,76               | 0,60                  | 0,60   |
| Número de pontos                     | 134                | 766                   | 900    |
| Escore-Z                             | -5,37              | -20,67                | -22,89 |
| Raio ideal mínimo                    | 1286               | 422                   | 403    |
| Raio ideal máximo                    | 3215               | 1056                  | 1007   |

Fonte: Autor (2025)



A distância média esperada (DME) representa a distância média que se teria sob um padrão de distribuição aleatória (Poisson) no mesmo espaço. Compará-la com a DMO permite avaliar se há agregação ou dispersão. Neste conjunto de dados, as distâncias esperadas (por exemplo, 848,90 m para fatais; 334,78 m para o total) são maiores que as observadas, o que aponta para agregação espacial das ocorrências, ou seja, os sinistros estão mais concentrados do que se estivessem aleatoriamente distribuídos. Essa comparação é a base do índice do vizinho mais próximo (NNI) clássico na análise espacial (CHAINÉY; RATCLIFFE, 2005).

O Índice do Vizinho Mais Próximo (NNI) oferece uma razão adimensional entre DMO e a distância esperada, onde valores menores que 1 indicam clusterização. Nesse estudo, os NNI são 0,76 (fatais), 0,60 (ílesos) e 0,60 (total), indicando que todas as categorias apresentam algum grau de agregação espacial. Em contexto de sinistros, índices mais baixos tipicamente revelam concentração em trechos urbanos, cruzamentos ou corredores de tráfego (XIE; YAN, 2008; GE et al., 2022).

O Escore-Z quantifica a significância estatística do desvio em relação ao padrão aleatório. Valores negativos e com grande magnitude (por exemplo, -22,89 no total; -20,67 para ílesos; -5,37 para fatais) indicam que a agregação observada não é atribuível ao acaso e é estatisticamente significativa. Valores de Z mais extremos (absolutos) reforçam a confiança de que os hot-spots identificados representam padrão espacial real. Em aplicações à segurança viária, testes de significância espacial são recomendados antes de interpretar hotspots, para evitar conclusões baseadas em flutuações aleatórias (CHAINÉY; RATCLIFFE, 2005; ZHENG, 2024).

O número de pontos (134 fatais; 766 ílesos; 900 no total) influencia diretamente a robustez das estimativas. Categorias com poucos pontos (como fatais) tendem a apresentar DMO maior e maior variabilidade estimada, o que exige cautela ao selecionar *bandwidths* muito pequenos (que gerariam “ruído”) ou muito grandes (que mascarariam padrões). Artigos sobre KDE para acidentes mostram que a densidade de pontos e a heterogeneidade espacial devem guiar a escolha do raio e, quando apropriado, recomenda-se usar métodos adaptativos ou análises de sensibilidade (XIE; YAN, 2008; GE et al., 2022).

Os raios ideais mínimo e máximo na tabela (mínimo =  $2 \times$  DMO; máximo =  $5 \times$  DMO ou  $4 \times$ , conforme justificativa do estudo) traduzem uma prática comum na literatura. Multiplicadores da DMO fornecem um intervalo plausível para o bandwidth que equilibra variância e viés na superfície de densidade. Para os sinistros fatais, o intervalo 1.286–3.215 m (mín.–máx.) caracteriza uma escala de suavização ampla, compatível com a dispersão

dessas ocorrências e com a necessidade de captar zonas de risco mais extensas (ZHENG, 2024). Para os sinistros apenas com vítimas ilesas, o intervalo 422–1.056 m é menor, refletindo a DMO intermediária e a necessidade de uma suavização que preserve agrupamentos locais sem gerar excesso de fragmentação (GE *et al.*, 2022).

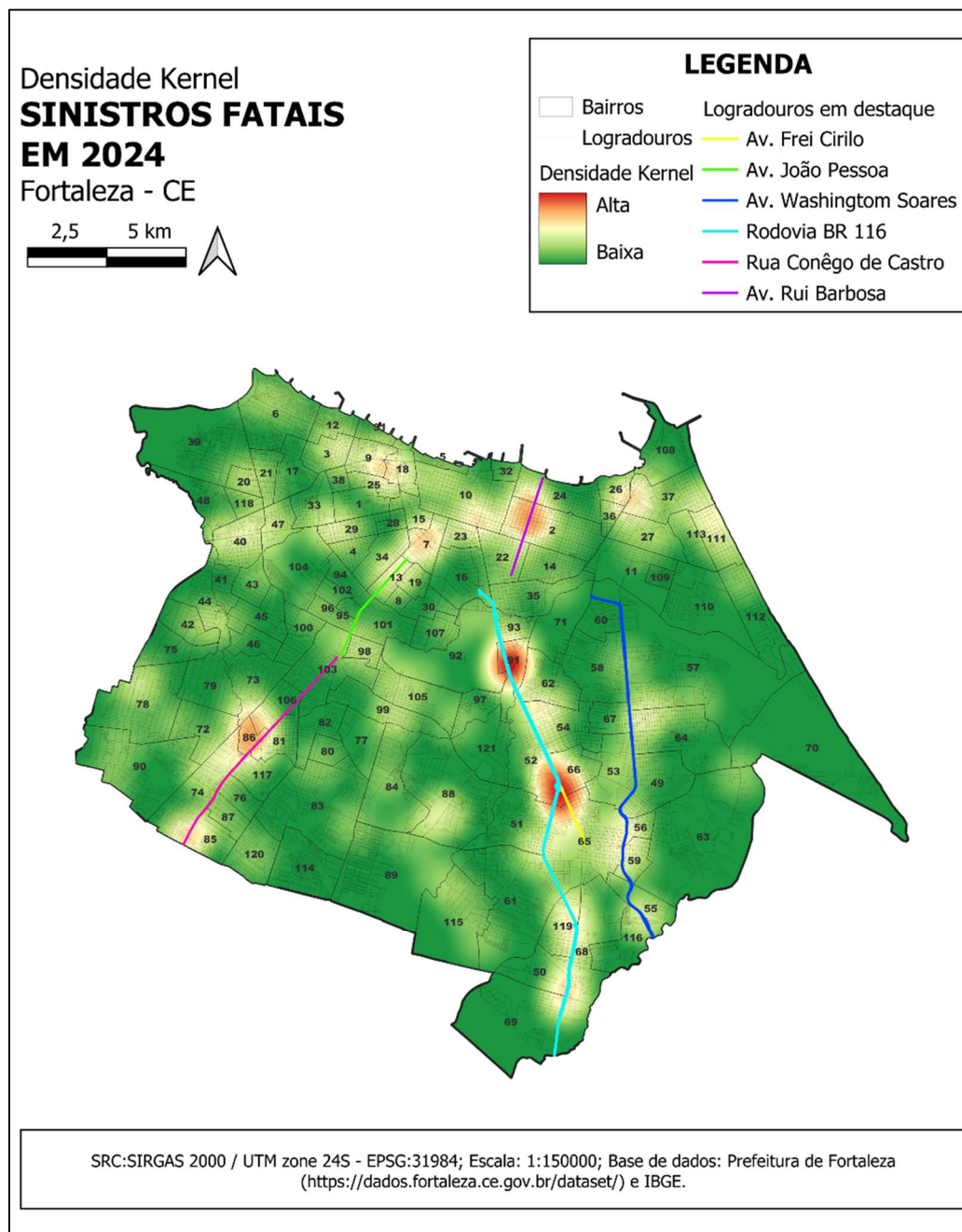
Com base nos resultados da análise do vizinho mais próximo e nas recomendações da literatura especializada, foram definidos os *bandwidths* utilizados nos mapas de densidade kernel para cada categoria de sinistro. Considerando que o raio ideal deve situar-se entre 2 e 4 vezes a distância média observada entre vizinhos, intervalo amplamente recomendado para dados pontuais urbanos a fim de equilibrar suavização e preservação da estrutura espacial (SILVERMAN, 1986; CHAINEY; RATCLIFFE, 2005; XIE; YAN, 2008), estabeleceram-se valores diferenciados para cada grupo analisado. Assim, adotou-se o *bandwidth* de 1.286 m para sinistros com vítimas fatais, refletindo sua maior dispersão espacial; 1.056 m para os sinistros com vítimas ilesas, cuja DMO é intermediária; e 1.007 m para os sinistros totais, acompanhando o padrão espacial agregado desta categoria. A seleção desses valores buscou aderir à escala de ocorrência dos eventos, evitando tanto a superfragmentação quanto a supergeneralização da superfície de densidade, conforme recomendam estudos recentes de KDE aplicados à segurança viária (GE *et al.*, 2022; ZHENG, 2024).

Os mapas de densidade Kernel dos sinistros fatais (Mapa 2 e Mapa 3) evidencia uma concentração pontual e linear ao longo dos principais eixos viários de Fortaleza, com destaque para a Rodovia BR-116, a Av. Washington Soares, a Av. Frei Cirilo, a Av. João Pessoa e a Av. Rui Barbosa. As manchas em vermelho (alta densidade) não aparecem distribuídas de forma homogênea pelo território, mas sim organizadas ao longo de corredores estruturantes de mobilidade, configurando *hotspots* bem delimitados.

Esse padrão reforça a associação entre maior severidade dos acidentes e vias de maior hierarquia funcional, nas quais se combinam altas velocidades operacionais, volumes elevados de tráfego, presença de veículos pesados e maior complexidade de interseções. O estudo conduzido por Anderson (2009) demonstra que rodovias urbanizadas e vias arteriais concentram a maior proporção de acidentes com vítimas fatais, justamente pela combinação entre velocidade e intensidade de fluxo. Da mesma forma, Mohaymany *et al.* (2013) apontam que a gravidade dos sinistros cresce significativamente em vias de ligação metropolitana e acessos rodoviários, o que ajuda a explicar a intensidade observada ao longo da BR-116 em Fortaleza.



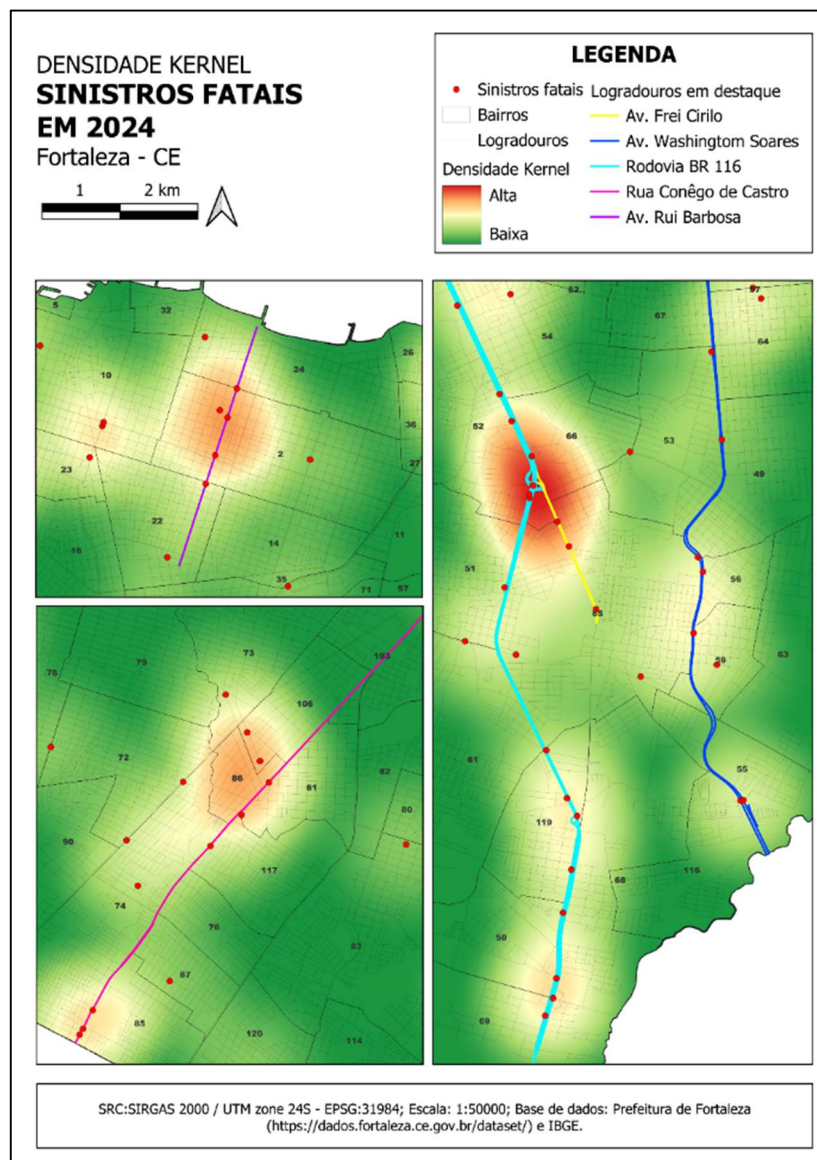
Mapa 2. Mapa de densidade Kernel dos sinistros fatais ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024



Fonte: Autor (2025)

Observa-se, ainda, que certos pontos de alta densidade coincidem com zonas de transição entre áreas residenciais e comerciais, locais de confluência viária e proximidade de grandes equipamentos urbanos, como centros de serviços e comércio. Nessas áreas, aumenta a interação entre diferentes modos de transporte (automóveis, motocicletas, pedestres e transporte coletivo), tornando o espaço mais suscetível a conflitos graves, conforme relatado por Pulugurtha, Krishnakumar e Nambisan (2007).

Mapa 3. Mapa de densidade Kernel dos sinistros fatais ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024, com foco nos logradouros com zonas de alta densidade em sua extensão.



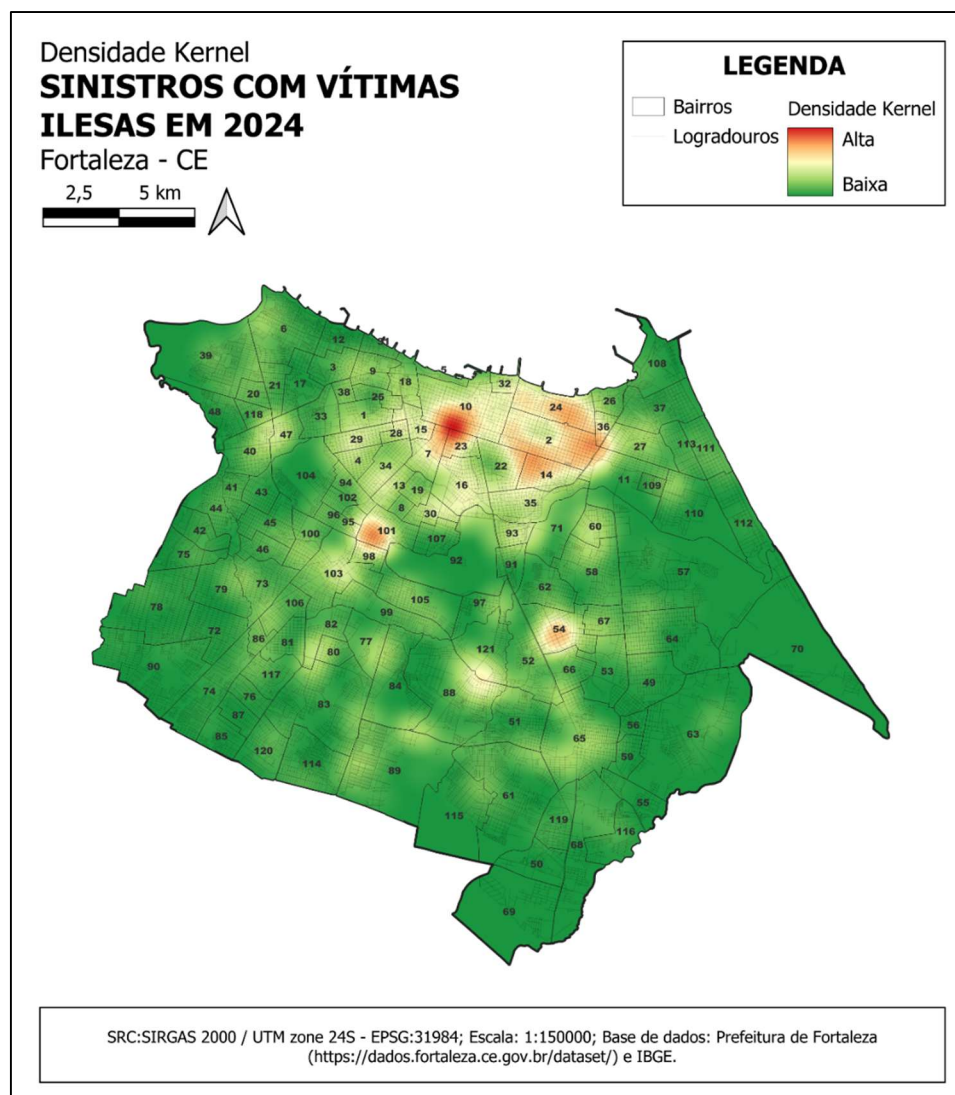
Fonte: Autor (2025)

Do ponto de vista metodológico, a aplicação do estimador Kernel permitiu identificar essas áreas críticas de maneira mais clara do que um simples mapa de pontos. O método evidencia as áreas de maior intensidade por meio de uma suavização espacial que representa a influência dos eventos em seu entorno próximo (SILVERMAN, 1986). Para a análise de acidentes de trânsito, estudos demonstram que o Kernel Density Estimation é uma técnica amplamente recomendada para a identificação de zonas prioritárias de intervenção (XIE; YAN, 2008; LEVINE, 2015).

Assim, o mapa de sinistros fatais revela que o risco de morte no trânsito em Fortaleza não é aleatório, mas espacialmente estruturado ao longo de determinados corredores viários, reforçando a necessidade de intervenções focadas nesses trechos para redução de fatalidades.

Os mapas de densidade Kernel dos sinistros com vítimas ilesas (Mapa 4 e Mapa 5) apresenta uma dispersão espacial mais ampla em comparação com o mapa de sinistros fatais. Diferentemente dos sinistros fatais, cuja distribuição é mais linear e concentrada em eixos de alta velocidade, os sinistros com vítimas ilesas seguem um padrão mais difuso e pulverizado pela malha viária local. As manchas de densidade média e alta ainda aparecem distribuídas ao longo de avenidas arteriais e coletoras, mas também em setores internos de bairros, especialmente em regiões com alto adensamento populacional e intensa circulação local, como é o caso dos bairros Centro (10) Benfica (7), José Bonifácio (23), Aldeota (2), Meireles (24), Joaquim Távora (22), Dionísio Torres (14), Varjota (36), Montese (101) e Cidade dos Funcionários (54).

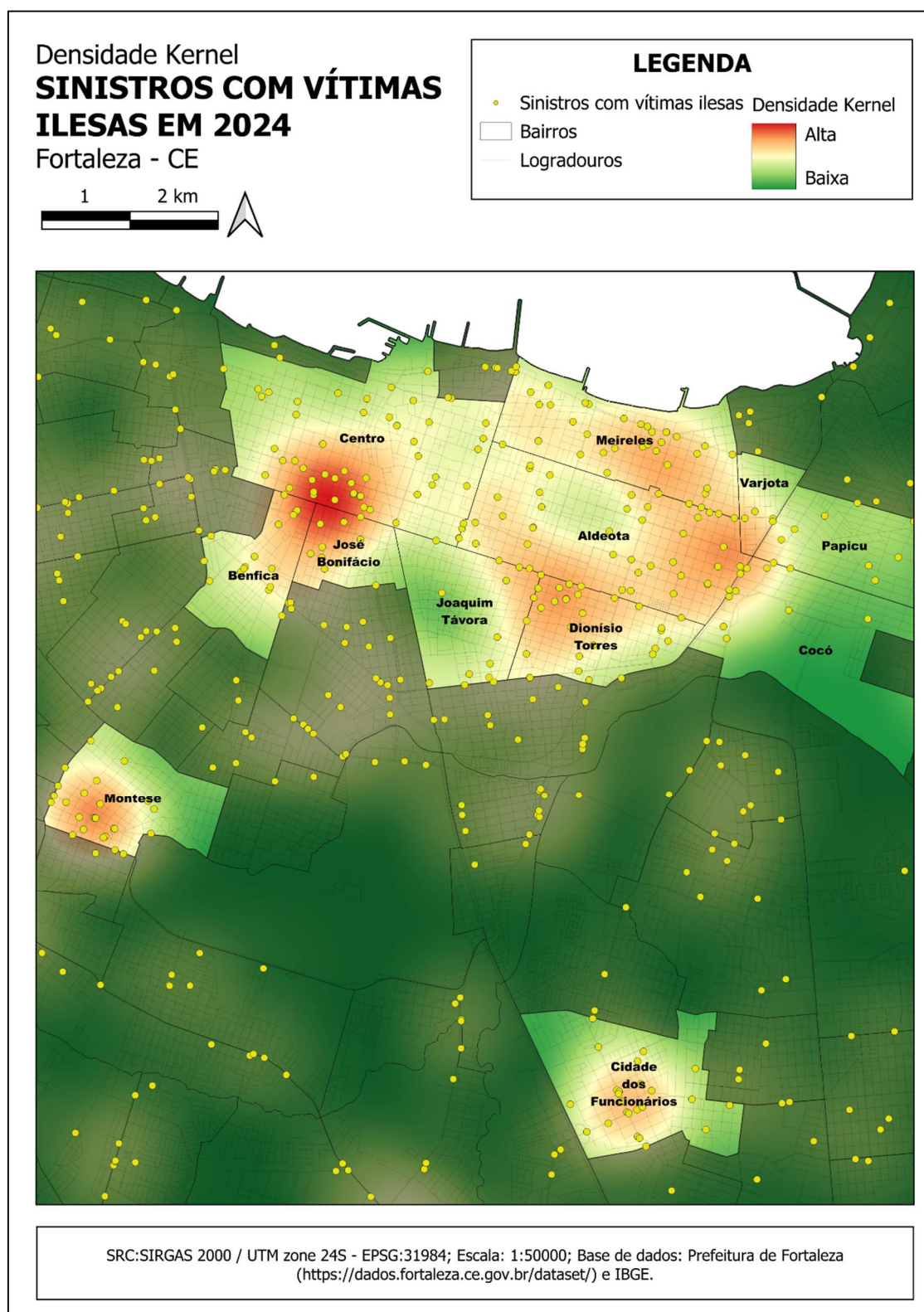
Mapa 4. Mapa de densidade Kernel dos sinistros apenas com vítimas ilesas ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024



Fonte: Autor (2025)



Mapa 5. Mapa de densidade Kernel dos sinistros fatais ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024, com foco nos bairros que apresentaram zonas de alta densidade.



Fonte: Autor (2025)

Esse comportamento espacial está de acordo com a literatura, que aponta que sinistros sem gravidade tendem a ocorrer em maior frequência em ambientes urbanos consolidados, caracterizados por grande número de interseções, semáforos, acessos locais e interferências laterais (ERDOGAN, 2009). Nesses contextos, há maior incidência de colisões de baixa velocidade, choques laterais e pequenas batidas traseiras, o que explica a maior ocorrência de vítimas ilesas.

O Kernel, nesse caso, evidencia agrupamentos locais importantes, que dificilmente seriam identificados apenas pela distribuição pontual dos dados. A técnica permite compreender como pequenas concentrações repetitivas, quando analisadas em conjunto, revelam zonas crônicas de ocorrência, frequentemente ligadas a problemas de geometria viária, sinalização deficiente ou conflito em cruzamentos (LEVINE, 2015).

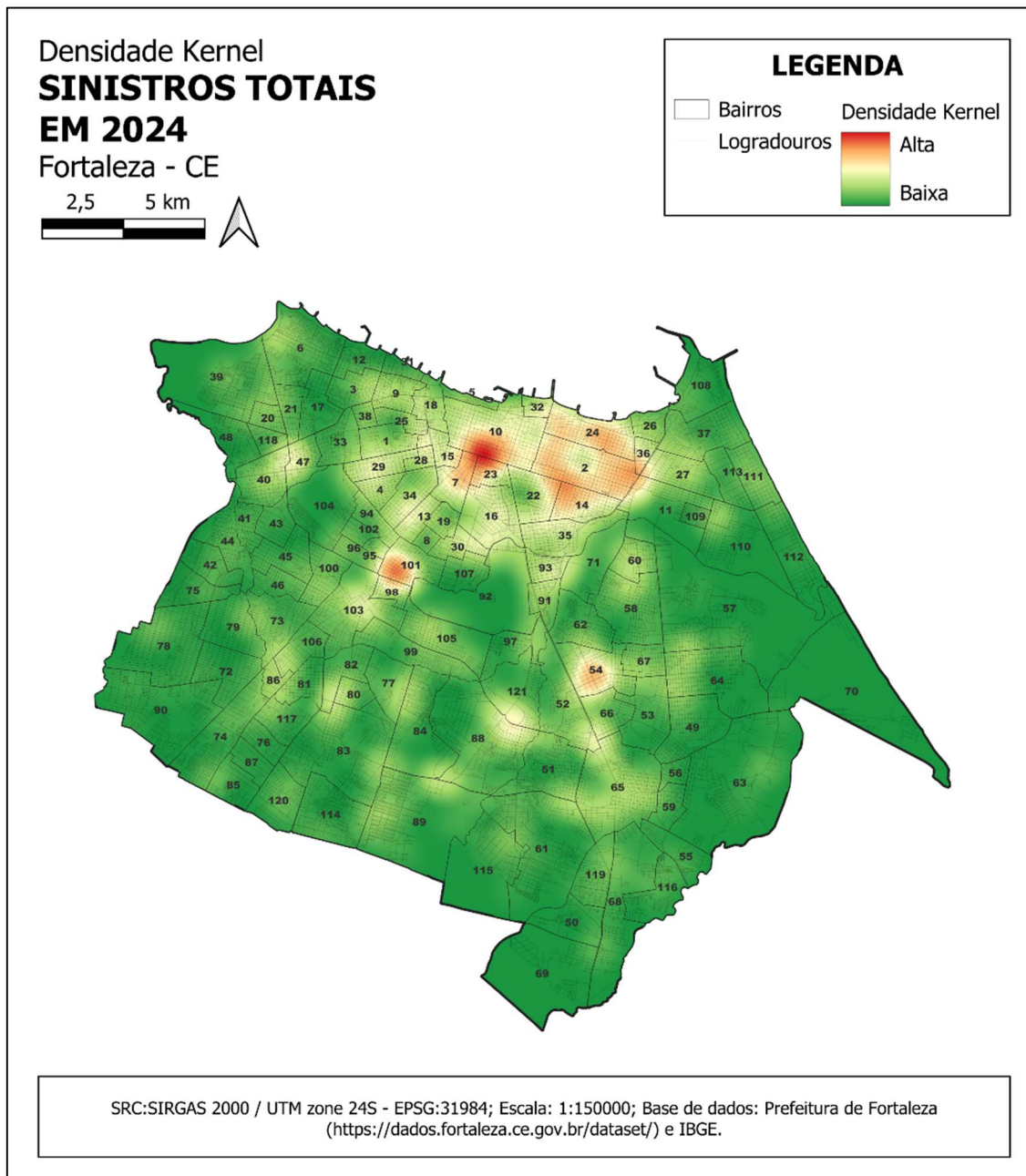
Portanto, o mapa indica que, embora menos letais, os sinistros com vítimas ilesas estão estruturalmente associados à dinâmica cotidiana da mobilidade urbana, exigindo medidas voltadas à organização do tráfego local, melhoria de cruzamentos e fortalecimento da fiscalização em áreas de alto fluxo.

Os mapas de sinistros totais (Mapas 6 e Mapa 7) resultam na síntese espacial dos padrões observados nos dois mapas anteriores, agregando tanto os acidentes mais graves quanto os de menor severidade. Como consequência, apresenta uma estrutura espacial híbrida, onde as zonas densas observadas nos mapas de densidade dos sinistros com vítimas ilesas acabam sendo levemente espalhadas ao longo de corredores lineares, mas ainda com manchas mais difusas nas áreas de maior densidade urbana. Esse padrão evidencia de forma clara que os sinistros de trânsito em Fortaleza seguem uma lógica espacial associada principalmente a dois fatores: Hierarquia viária e fluxo intenso (vias arteriais e estruturantes); Intensidade de uso urbano (áreas densamente povoadas e multifuncionais).

Segundo Chainey e Ratcliffe (2005), a presença de clusters em análises de Kernel geralmente indica padrões persistentes de risco, que não são explicados ao acaso, mas por condições estruturais do território. Isso é corroborado por Ge et al. (2022), que demonstram que a sobreposição de diferentes tipos de acidentes em corredores específicos aponta para falhas sistêmicas na segurança viária, como desenho inadequado das vias ou ausência de controles eficazes.

O mapa geral reforça o Índice do Vizinho Mais Próximo ( $NNI < 1$ ) e pelo Escore-Z negativo, de que há clara tendência à clusterização espacial dos sinistros. Isso confirma que o problema não é distribuído de maneira uniforme em Fortaleza, mas se concentra em pontos e trechos bem definidos, passíveis de mapeamento, monitoramento e intervenção.

Mapa 6. Mapa de densidade Kernel dos sinistros ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024

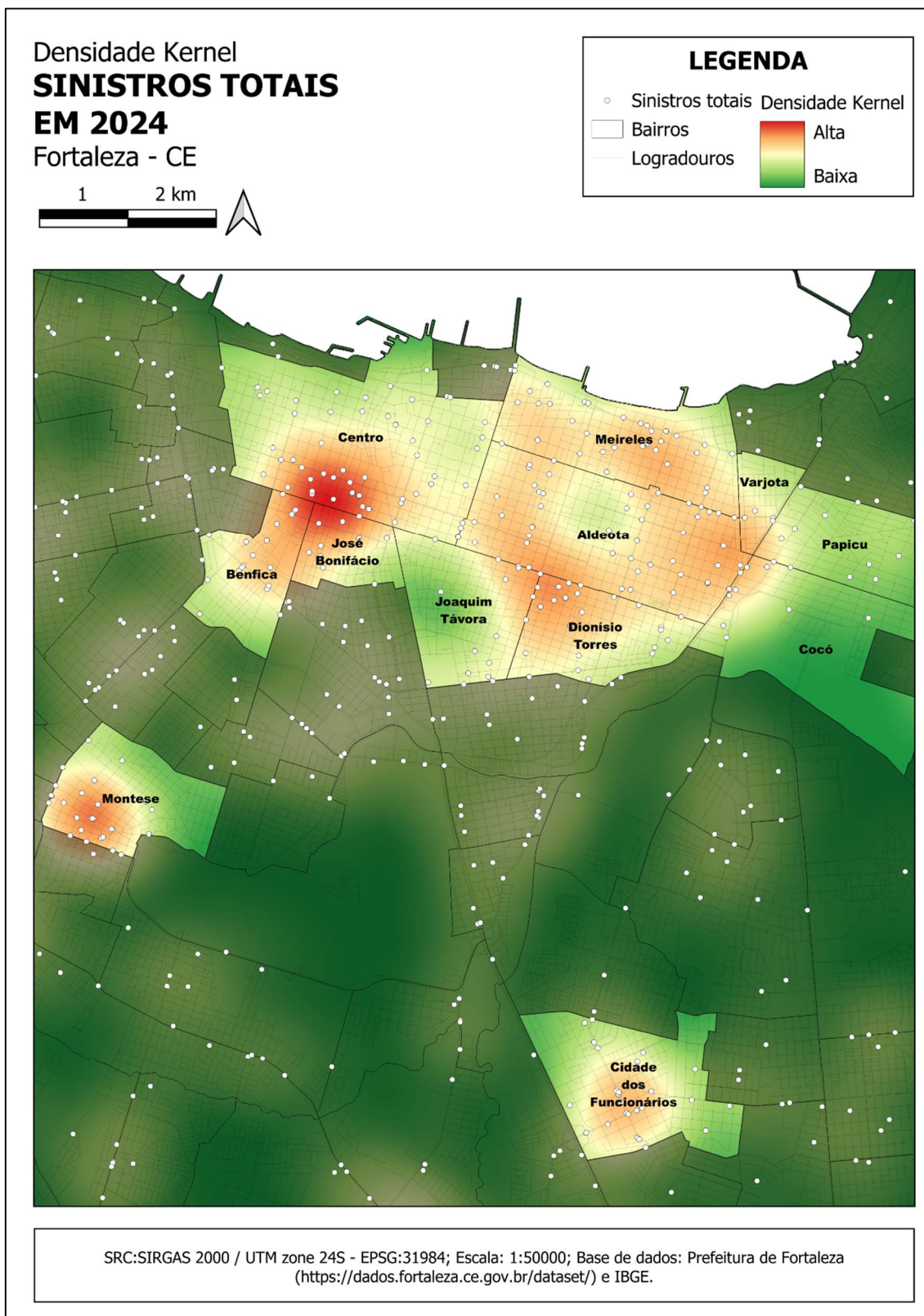


Fonte: Autor (2025)

Assim, o mapa de sinistros totais funciona como uma poderosa ferramenta de apoio à decisão, ao indicar os corredores prioritários para ações de engenharia de tráfego, educação e fiscalização, alinhando-se às recomendações de estudos sobre planejamento urbano seguro (XIE; YAN, 2008; GE et al., 2022; ZHENG, 2024).



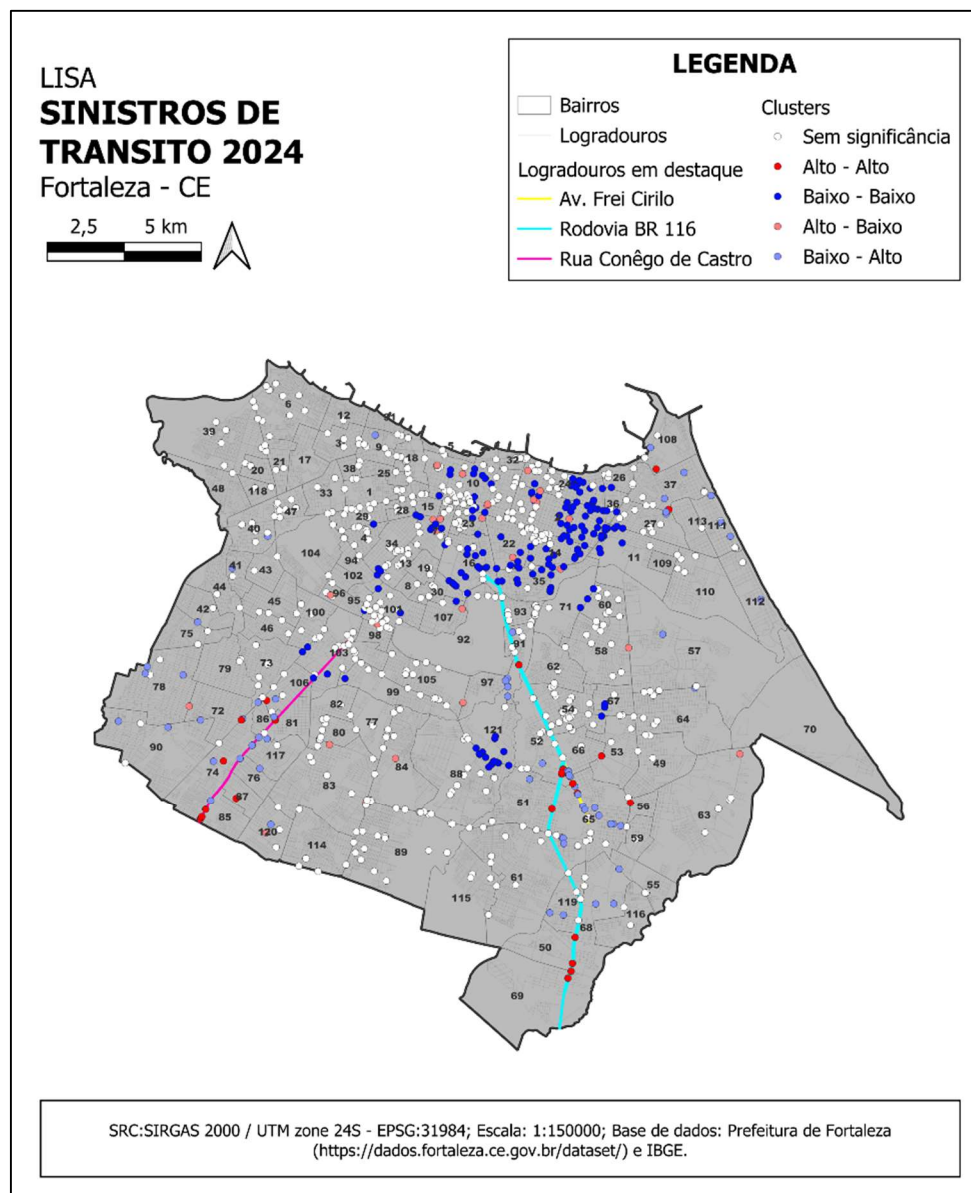
Mapa 7. Mapa de densidade Kernel dos sinistros ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024, com foco nos bairros que apresentaram zonas de alta densidade.



Fonte: Autor (2025)

Quanto a análise de clusters (LISA) (Mapa 8) é evidenciada uma estrutura espacial fortemente heterogênea dos sinistros de trânsito. Emergem corredores com elevada autocorrelação positiva (clusters Alto–Alto) e amplas áreas com autocorrelação negativa/baixa (clusters Baixo–Baixo). Os clusters Alto–Alto aparecem, de forma coerente com o KDE e com a análise do vizinho mais próximo (NNI < 1), ao longo de eixos viários de maior hierarquia (notadamente a BR-116), e alguns trechos de avenidas arteriais, o que sugere que a concentração de sinistros nestes locais é um padrão estrutural e não mera flutuação aleatória (CHAINED; RATCLIFFE, 2005; XIE; YAN, 2008).

Mapa 8. Mapa de clusters espaciais (LISA) dos sinistros ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024.



Fonte: Autor (2025)

Interpretativamente, a presença de Alto–Alto ao longo de corredores indica trechos onde fatores físicos e operacionais (velocidade média elevada, tráfego pesado, geometria de interseções, acessos de serviços) se sobrepõem e geram risco persistente. Esse resultado corrobora achados de estudos de KDE e de análise de hotspots que relacionam hierarquia viária a maior severidade e concentração de eventos (ANDERSON, 2009; PULUGURTHA; KRISHNAKUMAR; NAMBISAN, 2007).

Os clusters Baixo–Baixo, por sua vez, concentram-se em trechos da malha com características urbanas mais consolidadas (malha densa, limites de velocidade menores, tráfego mais fragmentado), indicando que a densidade de eventos é consistentemente menor naquele entorno, informação útil para priorizar intervenções, pois áreas Alto–Alto exigem ações imediatas, enquanto Baixo–Baixo podem demandar manutenção e monitoramento (SILVERMAN, 1986; CHAINEY; RATCLIFFE, 2005).

Finalmente, outliers Alto–Baixo (pontos isolados de alto valor em entorno de baixo) apontam locais críticos pontuais, frequentemente cruzamentos ou trechos com deficiência de desenho/controlado, e merecem avaliação local detalhada (por exemplo, análise geométrica, fluxos e registros de infrações) antes de propostas de intervenção em larga escala (XIE; YAN, 2008).

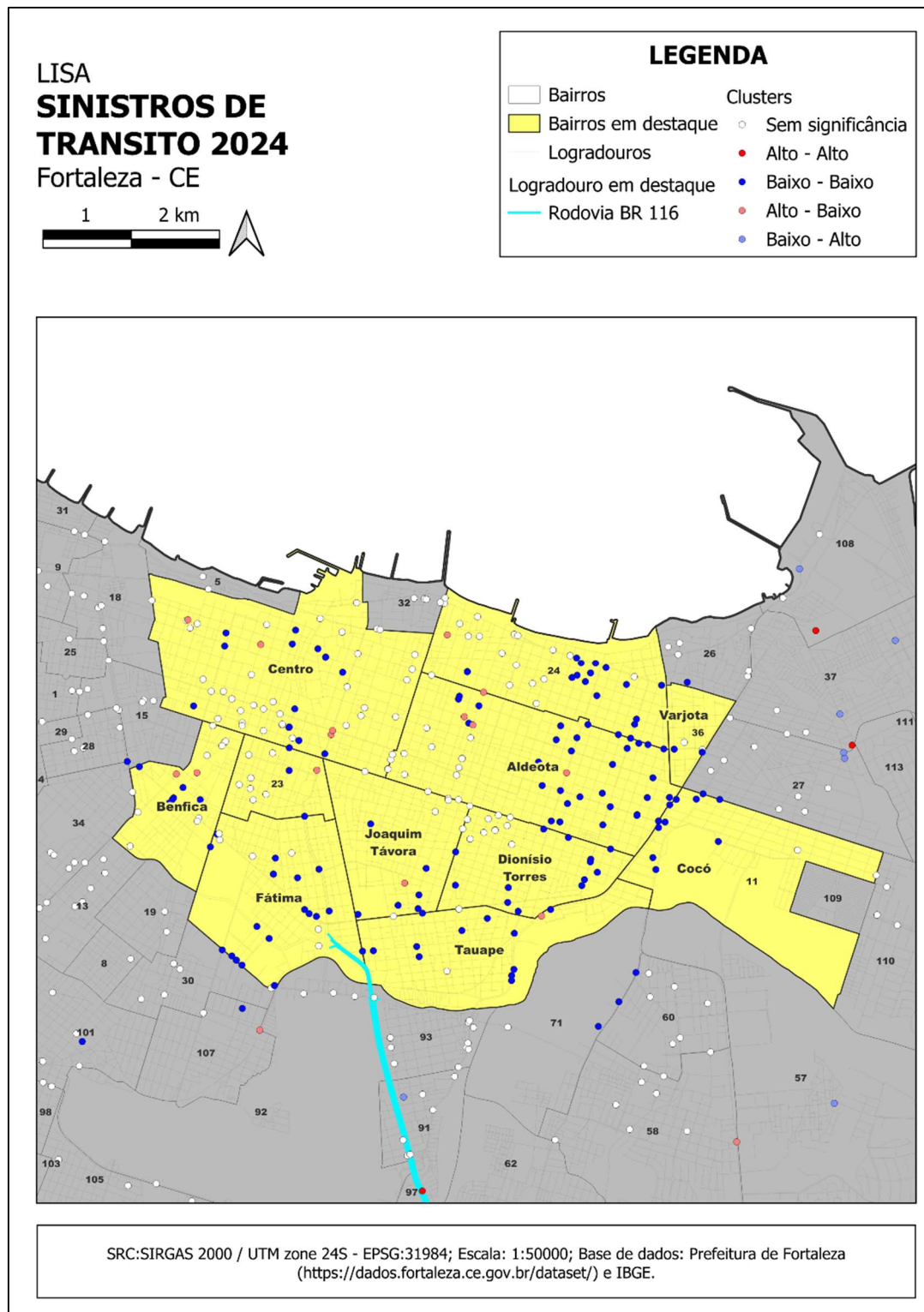
No recorte central (Mapa 9), onde o mapa exhibe bairros em destaque, o LISA revela padrões microespaciais mais nítidos: vários núcleos Baixo–Baixo dispersos por trechos de centralidade (indicando menor taxa localizada de sinistros), enquanto emergem pequenos aglomerados Alto–Baixo em pontos associados a eixos de maior fluxo e zonas de transição entre usos (por exemplo, entroncamentos entre vias arteriais e áreas comerciais).

Essa heterogeneidade interna confirma que a centralidade urbana não implica uniformemente maior letalidade, ao contrário, em centros consolidados a frequência maior de colisões de baixa severidade pode coexistir com baixa ocorrência de sinistros graves, dependendo da geometria viária e do comportamento de velocidade (CHEN; ANDERSON; WANG, 2019; ERDOGAN, 2009). Assim, o LISA no recorte central mostra onde as políticas de mitigação devem privilegiar medidas de controle local (sinalização, travessias pedonais, fiscalização de velocidade) em oposição a intervenções de grande porte (readequação de seções de rodovia) que seriam mais indicadas para os corredores Alto–Alto detectados no mapa municipal.

Além disso, a sobreposição de clusters ao longo de avenidas locais (observada no mapa) aponta para recorrência espacial de risco em micro-trechos, evidência utilizada pela literatura para justificar a priorização de obras pontuais (melhoria de visibilidade, redução de

raios de curva, instalação de dispositivos de calmaria) e campanhas educativas focalizadas (ANDERSON, 2009; LEVINE, 2015).

Mapa 9. Mapa de clusters espaciais (LISA) dos sinistros ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024, com foco em bairros.

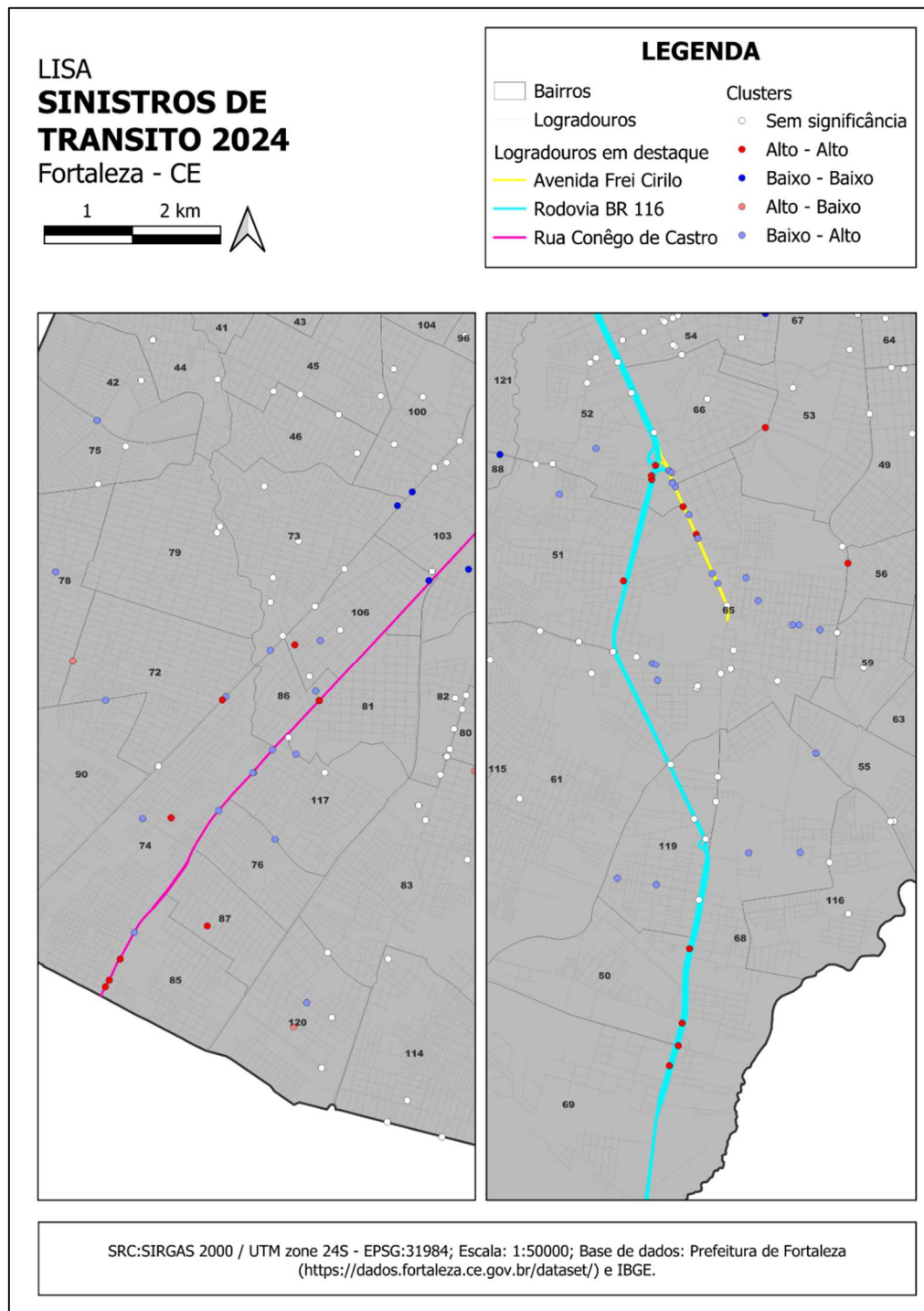


Fonte: Autor (2025)



O terceiro mapa (Mapa 10) destaca o padrão linear de clusters ao longo de logradouros selecionados: à esquerda, o trecho da Rua Conêgo de Castro com uma sequência de pontos Alto–Alto; à direita, o trecho urbano da BR-116 com sucessivos pontos Alto–Alto alinhados ao eixo viário.

Mapa 10. Mapa de clusters espaciais (LISA) dos sinistros ocorridos em Fortaleza – CE no ano de 2024, com foco em logradouros.



Fonte: Autor (2025)

Esse padrão linear é típico de sinistros associados à função de circulação da via, quando múltiplos pontos de alta intensidade se alinham ao longo de um corredor, há forte indício de que a própria via (seção e transição entre seções) está gerando o risco (XIE; YAN, 2008). Em termos práticos, a identificação por LISA desses conjuntos lineares confirma que não se trata de “manchas” espaciais isoladas, mas de problemas de continuidade, trechos com comportamento homogêneo de risc. A literatura que aplica KDE em redes recomenda, neste cenário, a combinação de medidas, como a reavaliação de limites de velocidade, segregação modal, revisão geometria de interseções e tratamento de pontos críticos (GE et al., 2022; ZHENG, 2024).

Os outliers Alto–Baixo próximos a esses eixos (pontos vermelhos isolados) indicam **nós críticos** que podem corresponder a entroncamentos com altos volumes de giro, acessos não regulamentados ou trechos com ausência de controles físicos, prioritários para inspeção in loco. Já os pontos Baixo–Baixo adjacentes a segmentos problemáticos podem sinalizar áreas com sucesso em medidas de controle ou com características urbanas que mitigam o risco.

#### 4 - CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise espacial dos sinistros de trânsito em Fortaleza demonstrou que a distribuição dos acidentes não é aleatória, mas fortemente agrupada, conforme indicado pelos valores de NNI menores que 1 e pelos escores-Z negativos. Esse padrão confirma achados clássicos da literatura, que aponta a concentração espacial como característica estruturante da sinistralidade urbana (CHINEY; RATCLIFFE, 2005; XIE; YAN, 2008).

Os resultados revelaram que os sinistros fatais se concentram principalmente em corredores viários de alta velocidade e forte fluxo, como a BR-116, reforçando evidências de que vias arteriais tendem a apresentar maior gravidade nos acidentes (PULUGURTHA; KRISHNAKUMAR; NAMBIAN, 2007; ANDERSON, 2009). Os mapas LISA identificaram clusters Alto–Alto persistentes ao longo desses eixos, destacando trechos onde o risco é estrutural e contínuo. Assim, intervenções de engenharia e fiscalização devem priorizar esses corredores, alinhando-se a recomendações comuns em estudos internacionais (MOHAYMANY et al., 2013; GE et al., 2022).

Da mesma forma, os clusters Baixo–Baixo concentrados em áreas urbanas consolidadas sugerem ambientes mais seguros, possivelmente associados a menor velocidade operacional e maior controle do tráfego, conforme descrito por Erdogan (2009) e Chen, Anderson e Wang (2019). Já os outliers Alto–Baixo e Baixo–Alto evidenciam pontos críticos



isolados que requerem estudos nessas áreas específicas e medidas pontuais de correção, como reforço de sinalização, ajustes geométricos ou melhorias de visibilidade (LEVINE, 2015).

Em conjunto, os resultados confirmam a utilidade da abordagem integrada entre NNA, KDE e LISA, permitindo identificar tanto padrões gerais de concentração quanto microáreas críticas. Tais evidências reforçam que políticas de segurança viária devem ser espacialmente direcionadas, voltadas aos trechos de maior risco e às especificidades locais do sistema viário. A adoção desse tipo de análise se mostra essencial para orientar intervenções eficazes e alinhadas às melhores práticas de prevenção de sinistros em contextos urbanos.

## 5 – REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDERSON, T. K. Kernel density estimation and K-means clustering to profile road accident hotspots. *Accident Analysis & Prevention*, v. 41, n. 3, p. 359–364, 2009.

ANDERSON, T. An evaluation of spatial interpolation methods for environmental noise mapping. *Environmental Modeling & Software*, v. 24, p. 809–818, 2009.

ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association — LISA. *Geographical Analysis*, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.

ANSELIN, L.; SYABRI, I.; KHO, Y. GeoDa: An introduction to spatial data analysis. *Geographical Analysis*, v. 38, p. 5–22, 2006.

BAILEY, T.; GATRELL, A. *Interactive Spatial Data Analysis*. Essex: Longman, 1995.

BILLY GUPTA; JAIN, S.; CHAUBEY, A. et al. Effects of urbanization on road traffic injury rates (RTI). *Journal of Informatics Education and Research*, v. 5, n. 2, 2025.

BRUNSDON, C. Estimating probability surfaces for geographical point data: an adaptive kernel algorithm. *Computers & Geosciences*, v. 21, p. 877–894, 1995.

CAVALCANTE, A. P.; SOUSA, F. R.; MACIEL, C. M. Mobilidade urbana, conflitos viários e desigualdade socioespacial em Fortaleza. *Revista Brasileira de Estudos Urbanos e Regionais*, v. 22, n. 2, p. 305–324, 2020.

CHANEY, S.; RATCLIFFE, J. *GIS and Crime Mapping*. Chichester: John Wiley & Sons, 2005.

CHEN, P.; ANDERSON, J. C.; WANG, H. Evaluating the impacts of urban street characteristics on traffic safety. *Accident Analysis & Prevention*, v. 123, p. 89–98, 2019.

CLARK, P.; EVANS, F. Distance to nearest neighbor as a measure of spatial relationships. *Ecology*, v. 35, p. 445–453, 1954.

ELVIK, R.; VAA, T. *The Handbook of Road Safety Measures*. Amsterdam: Elsevier, 2004.

ERDOGAN, S. Explorative spatial analysis of traffic accident statistics and road mortality among the provinces of Turkey. *Journal of Safety Research*, v. 40, n. 5, p. 341–351, 2009.

FORTIN, M.; DALE, M. *Spatial Analysis: A Guide for Ecologists*. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.

GE, H.; DONG, L.; HUANG, M.; ZANG, W.; ZHOU, L. Adaptive kernel density estimation for traffic accidents based on improved bandwidth: research on black spot identification model. *Electronics*, v. 11, n. 21, p. 3604, 2022.

GE, Y. et al. Spatial analysis of roadway traffic crashes based on kernel density estimation and spatial autocorrelation methods. *Journal of Transport Geography*, v. 98, p. 103248, 2022.

HARRIS, R. et al. Using geographically weighted statistics in GeoDa. *Journal of Geographical Systems*, v. 19, p. 67–93, 2017.

IBGE — INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Estimativas da População 2023. Rio de Janeiro: IBGE, 2023.

IBGE — INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas – SIRGAS 2000. Rio de Janeiro: IBGE, 2015.

LAI, C.; CHEN, P. The influence of land-use patterns on traffic crashes. *Accident Analysis & Prevention*, v. 43, n. 1, p. 320–329, 2011.

LEVINE, N. *CrimeStat IV: A Spatial Statistics Program for the Analysis of Crime Incident Locations*. Houston: National Institute of Justice, 2015.

MOHAYMANY, A. S.; SHAHRI, M.; MIRBAGHERI, B. GIS-based method for detecting high-crash-risk road segments using network kernel density estimation. *Geo-spatial Information Science*, v. 16, n. 2, p. 113–119, 2013.

MONTELLA, A. A comparative analysis of hotspot identification methods. *Accident Analysis & Prevention*, v. 42, p. 571–581, 2010.

NAKAMURA, H.; HAYASHI, Y. Increasing traffic safety through road design. *Transportation Research Record*, v. 2364, p. 1–9, 2013.

PREFEITURA DE FORTALEZA. *Plano Diretor Participativo – Diagnóstico Urbano-Ambiental*. Fortaleza: SEUMA, 2022.

PULUGURTHA, S. S.; KRISHNAKUMAR, V. K.; NAMBISAN, S. S. New methods to identify and rank high pedestrian crash zones. *Accident Analysis & Prevention*, v. 39, n. 4, p. 800–811, 2007.

SILVERMAN, B. W. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. London: Chapman & Hall, 1986.

WIER, M. et al. Analyzing traffic collision patterns in San Francisco. *Accident Analysis & Prevention*, v. 41, p. 558–567, 2009.

WORLD HEALTH ORGANIZATION (WHO). *Global Status Report on Road Safety 2018*. Geneva: WHO, 2018.

WORLD RESOURCES INSTITUTE (WRI). More urbanites, more cars: the challenge of urban road safety and health. 2020.

WRIGHT, D.; ETTEMA, D. Mapping density in urban environments. *Environment and Planning B*, v. 37, p. 127–144, 2010.

XIE, Z.; YAN, J. Kernel density estimation of traffic accidents in urban settings. *Accident Analysis & Prevention*, v. 40, p. 964–972, 2008.

XIE, Z.; YAN, J. Detecting traffic accident clusters with network kernel density estimation and local spatial statistics. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 22, p. 111–122, 2008.

XIE, Z.; YAN, J. Kernel density estimation of traffic accidents in a network space. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 32, n. 5, p. 396–406, 2008.

XIE, Z.; YAN, J.; ZHANG, Y. Kernel bandwidth selection for traffic collision density. *Accident Analysis & Prevention*, v. 123, p. 274–286, 2019.

ZEGEER, C. et al. Safety effects of marked vs. unmarked crosswalks. *Transportation Research Record*, v. 1949, p. 1–12, 2005.

ZHENG, L. Spatial optimization of Kernel Density Estimation bandwidth for traffic accident hotspot mapping. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, v. 13, n. 1, 2024.

ZHENG, M. Optimizing Kernel Density Estimation bandwidth for road traffic accident hazard identification: a case study of the City of London. *Sustainability*, v. 16, p. 6969, 2024.

## Anexo 1

1 - São Gerardo; 2 - Aldeota; 3 - Álvaro Weyne; 4 - Amadeu Furtado; 5 - Moura Brasil; 6 - Barra do Ceará; 7 - Benfica; 8 - Bom Futuro; 9 - Carlito Pamplona; 10 - Centro; 11 - Cocó; 12 - Cristo Redentor; 13 - Damas; 14 - Dionísio Torres; 15 - Farias Brito; 16 - Fátima; 17 - Floresta; 18 - Jacarecanga; 19 - Jardim América; 20 - Jardim Guanabara; 21 - Jardim Iracema; 22 - Joaquim Távora; 23 - José Bonifácio; 24 - Meireles; 25 - Monte Castelo; 26 - Mucuripe; 27 - Papicu; 28 - Parque Araxá; 29 - Parquelândia; 30 - Parreão; 31 - Pirambu; 32 - Praia de Iracema; 33 - Presidente Kennedy; 34 - Rodolfo Teófilo; 35 - Tauape; 36 - Varjota; 37 - Vicente Pinzón; 38 - Ellery; 39 - Vila Velha; 40 - Antônio Bezerra; 41 - Autran Nunes; 42 - Conjunto Ceará I; 43 - Dom Lustosa; 44 - Genibaú; 45 - Henrique Jorge; 46 - João XXIII; 47 - Padre Andrade; 48 - Quintino Cunha; 49 - José de Alencar; 50 - Ancuri; 51 - Barroso; 52 - Cajazeiras; 53 - Cambeba; 54 - Cidade dos Funcionários; 55 - Coaçu; 56 - Curió; 57 - Edson Queiroz; 58 - Engenheiro Luciano Cavalcante; 59 - Guajeru; 60 - Guararapes; 61 - Jangurussu; 62 - Jardim das Oliveiras; 63 - Lagoa Redonda; 64 - Sapiroanga / Coité; 65 - Messejana; 66 - Parque Iracema; 67 - Parque Manibura; 68 - Paupina; 69 - Pedras; 70 -

Sabiaguaba; 71 - Salinas; 72 - Bom Jardim; 73 - Bonsucesso; 74 - Canindezinho; 75 - Conjunto Ceará II; 76 - Conjunto Esperança; 77 - Rachel de Queiroz; 78 - Granja Lisboa; 79 - Granja Portugal; 80 - Jardim Cearense; 81 - Manoel Sátiro; 82 - Maraponga; 83 - Mondubim; 84 - Parque Dois Irmãos; 85 - Parque Presidente Vargas; 86 - Parque São José; 87 - Parque Santa Rosa; 88 - Passaré; 89 - Prefeito José Walter; 90 - Siqueira; 91 - Aerolândia; 92 - Aeroporto; 93 - Alto da Balança; 94 - Bela Vista; 95 - Couto Fernandes; 96 - Demócrito Rocha; 97 - Dias Macedo; 98 - Itaoca; 99 - Itaperi; 100 - Jóquei Clube; 101 - Montese; 102 - Panamericano; 103 - Parangaba; 104 - Pici; 105 - Serrinha; 106 - Vila Peri; 107 - Vila União; 108 - Cais do Porto; 109 - Cidade 2000; 110 - Manuel Dias Branco; 111 - Praia do Futuro I; 112 - Praia do Futuro II; 113 - De Lourdes; 114 - Planalto Ayrton Senna; 115 - Conjunto Palmeiras; 116 - São Bento; 117 - Novo Mondubim; 118 - Olavo Oliveira; 119 - Parque Santa Maria; 120 - Aracapé; 121 - Boa Vista / Castelão.