



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA  
CAMPUS I - CAMPINA GRANDE  
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM BACHARELADO EM ESTATÍSTICA**

**DAVÍ BARBOSA PEREIRA DE SOUSA**

**ANÁLISE ESPACIAL DE FATORES AMBIENTAIS E SUA RELAÇÃO COM A  
QUALIDADE DO AR NO ESTADO DO MATO GROSSO**

**CAMPINA GRANDE - PB**

**2023**

DAVÍ BARBOSA PEREIRA DE SOUSA

**ANÁLISE ESPACIAL DE FATORES AMBIENTAIS E SUA RELAÇÃO COM A  
QUALIDADE DO AR NO ESTADO DO MATO GROSSO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Estatística.

**Orientador:** Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda

**CAMPINA GRANDE - PB**

**2023**

É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

S725a Sousa, Davi Barbosa Pereira de.  
Análise espacial de fatores ambientais e sua relação com a qualidade do ar no estado do Mato Grosso [manuscrito] / Davi Barbosa Pereira de Sousa. - 2023.  
54 p. : il. colorido.

Digitado.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Estatística) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 2023.

"Orientação : Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda, Coordenação do Curso de Estatística - CCT. "

1. Índice de Moran. 2. Estatística espacial. 3. Material particulado. 4. Regressão espacial. I. Título

21. ed. CDD 519.5

DAVÍ BARBOSA PEREIRA DE SOUSA

ANÁLISE ESPACIAL DE FATORES AMBIENTAIS E SUA RELAÇÃO COM A  
QUALIDADE DO AR NO ESTADO DO MATO GROSSO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Estatística.

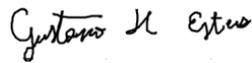
Trabalho aprovado em 27/11/2023.

**BANCA EXAMINADORA**



---

Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda (Orientador)  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



---

Prof. Dr. Gustavo Henrique Esteves  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



---

Prof. Dr. Domingos Sílvio Barbosa  
Universidade Federal de Rondonópolis (UFR)

Dedico este trabalho aos meus pais, que sempre acreditaram em mim e me incentivaram a perseguir meus sonhos.

## AGRADECIMENTOS

Gostaria de começar expressando minha profunda gratidão aos principais influenciadores e motivadores do meu percurso até este momento: minha mãe Rosicleide e meu pai Vanecí, que nunca pouparam esforços para proporcionar-me uma vida confortável, permitindo-me dedicar-me aos meus estudos. Agradeço também aos meus irmãos Darlan e Heitor por todos os momentos descontraídos que me ajudaram a esquecer as adversidades.

Aos meus queridos colegas de turma Elyda Camyla, Gabriel Graciano, Gislânia Cauanny, Hellen Sonaly, Kailca Libia, Marcela Araujo e Vitoria Souza, expresso minha gratidão pelos momentos de companheirismo e pelas brincadeiras que tornaram a jornada acadêmica mais leve.

Sou profundamente grato aos meus professores pelos conhecimentos que compartilharam comigo, especialmente ao meu orientador Ricardo Olinda, que me apresentou às áreas de estatística espacial e multivariada, despertando minha paixão por esses campos.

À minha equipe de trabalho, em especial Franciele e Laís, com quem passei a maior parte do tempo na empresa, e à minha supervisora Helena, agradeço pela compreensão e apoio quando precisava de folgas para me dedicar aos estudos.

Por fim, e não menos importante, expresso minha gratidão a mim mesmo por enfrentar diariamente os obstáculos em busca dos meus objetivos. Este título que agora obtenho representa apenas um passo em direção à minha meta e à longa jornada de conhecimento e aprimoramento que ainda está por vir.

“Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito.  
Não sou o que deveria ser, mas Graças a Deus, não sou o que era antes”  
(Marthin Luther King Jr.)

## RESUMO

Em todo o planeta Terra a qualidade do ar é um dos principais fatores para sobrevivência dos seres humanos. Neste sentido a poluição do ar caracterizada pela presença de material particulado pode ser um dos principais causadores de mortes globais. Diante do exposto, nesta pesquisa busca-se estabelecer relações entre os fatores ambientais e poluentes no que diz respeito à emissão de material particulado no estado do Mato Grosso, Brasil. Sendo assim, alguns métodos foram implementados durante o processo, como aplicação de índice de Moran Global e Local, indicadores locais de associação espacial (LISA), modelos de regressão linear, espacial autorregressiva (SAR) e de erros espaciais (SEM), além da verificação de intensidade de focos de queimadas, teste de Kolmogorov-Smirnov e função bivariada de Ripley (função K). Para prosseguir com as análises propriamente ditas, os dados dos fatores ambientais e poluentes foram extraídos de dois locais diferentes: Sistema de Informações Ambientais Integrado a Saúde (SISAM) e Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), ambos com dados do estado do Mato Grosso e com análises realizadas no *software* R. Nos resultados e discussões foram identificados alguns padrões significantes na aparição de material particulado pelo Mato Grosso e seus potenciais influenciadores, além de também ser verificado quanto a associação entre focos de queimadas e material particulado. Ao final, foi possível entender que o comportamento de emissão de material particulado pode estar associado a algumas variáveis específicas, como o monóxido de carbono, e que também pode ser dissipado ou disseminado por outras, como a velocidade ou direção do vento. Por fim, foi possível identificar que as mesorregiões Norte e Nordeste do estado apresentam maior incidência de emissão de material particulado e presença de focos de queimadas.

**Palavras-chave:** estatística espacial; material particulado; regressão espacial; índice de Moran.

## ABSTRACT

Throughout the planet, air quality is one of the main factors for the survival of human beings, where air pollution characterized by the presence of particulate matter can be one of the main causes of global deaths. Given this situation, this research seeks to establish relationships between environmental factors and pollutants with regard to the emission of particulate matter in the state of Mato Grosso, Brazil. With this in mind, a number of methods were implemented during the process, such as the application of the Global and Local Moran index, local indicators of spatial association (LISA), linear regression, spatial autoregressive (SAR) and spatial error (SEM) models, as well as checking the intensity of fires, the Kolmogorov-Smirnov test and Ripley's bivariate function (K function). To proceed with the actual analysis, data on environmental factors and pollutants was extracted from two different sites: Sistema de Informações Ambientais Integrado a Saúde (SISAM) and Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), both with data from the state of Mato Grosso and with analyses carried out in the *software* R. The results and discussions identified some significant patterns in the appearance of particulate matter in Mato Grosso and their potential influencers, as well as verifying the association between fires and particulate matter. In the end, it was possible to understand that the behavior of particulate matter emissions can be associated with some specific variables, such as carbon monoxide, and that it can also be dissipated or spread by others, such as wind speed or direction. In addition, it was possible to identify that the northern and northeastern mesoregions of the state have a higher incidence of particulate emissions and the presence of fire outbreaks.

**Keywords:** spatial statistics; particulate matter; spatial regression; Moran index.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Distribuição dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 . . . . .	22
Figura 2 – Intensidade dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 . . . . .	24
Figura 3 – Envelope da função $K$ dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2015 para verificação de aleatoriedade destas observações . . . . .	25
Figura 4 – Envelope da função $K$ dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2016 para verificação de aleatoriedade destas observações . . . . .	26
Figura 5 – Envelope da função $K$ dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2017 para verificação de aleatoriedade destas observações . . . . .	27
Figura 6 – Envelope da função $K$ dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2018 para verificação de aleatoriedade destas observações . . . . .	28
Figura 7 – Envelope da função $K$ dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2019 para verificação de aleatoriedade destas observações . . . . .	29
Figura 8 – Distribuição de Material Particulado pelo estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 . . . . .	30
Figura 9 – Classificação anual de Material Particulado no estado do Mato Grosso para os anos de 2015 a 2019 . . . . .	31
Figura 10 – Visualização da vizinhança entre os municípios do estado do Mato Grosso via método da Rainha no período de 2015 a 2019 no que diz respeito a emissão de material particulado . . . . .	32
Figura 11 – Influência dos municípios sobre seus vizinhos na emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 – LISA Cluster . . . . .	33
Figura 12 – Significância dos municípios sobre seus vizinhos na emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 – LISA Significance Map . . . . .	34
Figura 13 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2015 destacando municípios influenciadores . . . . .	35
Figura 14 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2016 destacando municípios influenciadores . . . . .	36
Figura 15 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2017 destacando municípios influenciadores . . . . .	37

Figura 16 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2018 destacando municípios influenciadores . . . . .	38
Figura 17 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2019 destacando municípios influenciadores . . . . .	39
Figura 18 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2015 . . . . .	40
Figura 19 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2016 . . . . .	42
Figura 20 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2017 . . . . .	44
Figura 21 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2018 . . . . .	46
Figura 22 – Dispersão dos resíduos vs valores ajustados do modelo de Erros Espaciais (SEM) para estimação de material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018 . . . . .	47
Figura 23 – Normalidade dos resíduos do modelo de Erros Espaciais (SEM) para estimação de material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018 . . . . .	48
Figura 24 – Mapa de Resíduos Espaciais do modelo de Erros Espaciais (SEM) para estimação de material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018 . . . . .	48
Figura 25 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2019 . . . . .	49

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2015 no estado do Mato Grosso . . . . .	19
Tabela 2 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2016 no estado do Mato Grosso . . . . .	20
Tabela 3 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2017 no estado do Mato Grosso . . . . .	20
Tabela 4 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2018 no estado do Mato Grosso . . . . .	21
Tabela 5 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2019 no estado do Mato Grosso . . . . .	22
Tabela 6 – Intensidade dos focos de queimadas, teste de aleatoriedade espacial Kolmogorov-Smirnov (estatística D) e valores-p associados destes focos para os anos de 2015 a 2019 . . . . .	23
Tabela 7 – Índice de Moran Global para verificação de autocorrelação espacial para os anos de 2015 a 2019 . . . . .	32
Tabela 8 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2015, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), dióxido de nitrogênio ( $X_2$ ), dióxido de enxofre ( $X_4$ ), direção do vento ( $X_7$ ), focos de queimadas ( $X_9$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ ) . . .	41
Tabela 9 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2015 . . . . .	41
Tabela 10 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2016, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), temperatura do ar ( $X_5$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ), focos de queimadas ( $X_9$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ ) . . . . .	43
Tabela 11 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2016 . . . . .	43
Tabela 12 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2017, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), dióxido de nitrogênio ( $X_2$ ), ozônio ( $X_3$ ), dióxido de enxofre ( $X_4$ ), temperatura do ar ( $X_5$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ ) . . . . .	44

Tabela 13 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2017 . . . . .	45
Tabela 14 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2018, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), dióxido de nitrogênio ( $X_2$ ), dióxido de enxofre ( $X_4$ ), umidade relativa percentual ( $X_6$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ), focos de queimadas ( $X_9$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ ) . . . . .	46
Tabela 15 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018 . . . . .	46
Tabela 16 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2019, utilizando temperatura do ar ( $X_5$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ ) . . . . .	49
Tabela 17 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2019 . . . . .	50

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO . . . . .	13
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA . . . . .	14
2.1	Estatística Espacial para dados de área . . . . .	14
2.1.1	<i>Matriz de vizinhança</i> . . . . .	14
2.1.2	<i>Índice de Moran</i> . . . . .	14
2.1.3	<i>Diagrama de espalhamento de Moran</i> . . . . .	15
2.1.4	<i>Indicadores Locais de Associação Espacial - LISA</i> . . . . .	15
2.2	Estatística Espacial para processos pontuais . . . . .	16
2.2.1	<i>Função K</i> . . . . .	16
2.3	Modelos de Regressão . . . . .	16
2.3.1	<i>Regressão Espacial Autorregressiva - SAR</i> . . . . .	16
2.3.2	<i>Regressão com Erros Espaciais - SEM</i> . . . . .	17
2.4	Material e métodos . . . . .	17
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .	19
3.1	Estatística descritiva . . . . .	19
3.2	Focos de Queimadas . . . . .	22
3.3	Variável PM <sub>2.5</sub> . . . . .	30
3.4	Regressão Espacial . . . . .	39
4	CONCLUSÃO . . . . .	52
	REFERÊNCIAS . . . . .	53

## 1 INTRODUÇÃO

A qualidade do ar desempenha um papel essencial para que a vida no planeta Terra continue existindo. Contudo, sabe-se que a poluição do ar pode ser considerado um dos principais fatores de risco de mortalidade global (VORMITTAG et al., 2021). O ar poluído é o caracterizado pela presença do Material Particulado (*PM*) que podem ser causados principalmente pela queima de combustíveis fósseis (ARBEX et al., 2012). Assim sendo, nesta monografia, será verificada a interação de alguns fatores ambientais do estado do Mato Grosso que podem influenciar no comportamento da poluição atmosférica.

Sendo assim, nesta pesquisa serão considerados 11 fatores ambientais, sendo eles monóxido de carbono (*CO*), dióxido de nitrogênio (*NO<sub>2</sub>*), ozônio (*O<sub>3</sub>*), material particulado com 2,5 micrômetros ou menos de diâmetro (*PM<sub>2.5</sub>*), dióxido de enxofre (*SO<sub>2</sub>*), precipitação, temperatura, umidade relativa Percentual, direção do vento, velocidade do vento e focos de queimadas. À vista disso, serão utilizadas técnicas da estatística espacial para identificação de padrões e possíveis melhorias.

Com o intuito de estabelecer ligação dos fatores a localização geográfica, é possível utilizar a estatística espacial que é uma área da estatística que possui métodos e técnicas para analisar e modelar dados que apresentem estrutura espacial. Dentre elas, está a análise de dados por área, consistida na investigação do agrupamento de observações da amostra que estejam no mesmo território de interesse (CAUMO, 2006). Tal técnica permite que sejam constatados comportamentos característicos dos locais estudados, ajudando a identificar lugares com valores máximos e mínimos ou pontos de transição.

No contexto de estatística espacial para dados de área, podem ser utilizadas técnicas para auxiliar na identificação dos comportamentos citados anteriormente. Algumas destas técnicas são os Índices de Moran Global e Local que são utilizados para verificação de dependência espacial, mapas LISA (que podem ser apresentados na técnica de *cluster* ou significância) e mais.

Além da análise espacial de área, há a análise de processos pontuais, nos quais os eventos são considerados pontos em um espaço e são estocásticos, ou seja, podem ser aleatórios. A análise de um processo pontual envolve entender padrões espaciais, distribuição e comportamento dos eventos. Algumas das funções matemáticas como a função Bivariada de Ripley (função K) são utilizadas com este intuito. Ademais, foram utilizados alguns modelos de regressão linear, espacial autorregressivo e de erros espaciais.

Neste sentido, o objetivo geral da pesquisa é identificar a relação entre fatores ambientais e a presença de material particulado no ar do estado do Mato Grosso. Para tanto, os objetivos específicos serão utilizar técnicas da análise espacial para identificar padrões de autocorrelação espacial do ar poluído com material particulado e da presença de focos de queimadas nos locais estudados. Ademais, objetiva-se observar a influência que municípios vizinhos exercem sobre o efeito de emissão ou presença de poluentes e, por fim, verificar como estão dispersos os focos de calor durante os anos.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão apresentados alguns dos métodos utilizados para realização das análises estatísticas, além da apresentação dos materiais de pesquisa.

### 2.1 Estatística Espacial para dados de área

Uma das áreas da estatística é a espacial para dados de áreas que serve para analisar áreas geolocalizadas e extrair informações de tais. Nesta seção serão abordados alguns dos seus métodos.

#### 2.1.1 Matriz de vizinhança

A matriz de vizinhança é uma representação estruturada das relações espaciais entre as unidades geográficas, geralmente expressa por meio de uma matriz quadrada, em que cada elemento indica a proximidade. Existem diferentes critérios para a definição das relações de vizinhança, sendo um deles baseado na contiguidade. Considerando um conjunto com determinado número de áreas  $\mathbf{n}$  ( $\{A_1, \dots, A_n\}$ ), é possível se construir uma matriz  $\mathbf{W}_{n \times n}$ , onde, cada elemento  $w_{ij}$  desta matriz equivale a proximidade entre as áreas  $A_i$  e  $A_j$  (CARVALHO et al., 2004). Tais medidas podem ser encontradas seguindo as regras abaixo:

- $w_{ij} = 1$ , se o centroide de  $A_i$  está a uma determinada distância de  $A_j$ , caso contrário  $w_{ij} = 0$ ;
- $w_{ij} = 1$ , se  $A_i$  compartilha um lado comum com  $A_j$ , caso contrário  $w_{ij} = 0$ ;
- $w_{ij} = \frac{l_{ij}}{l_i}$ , em que  $l_{ij}$  é o comprimento da fronteira entre  $A_i$  e  $A_j$  e  $l_i$  é o perímetro de  $A_i$ .

#### 2.1.2 Índice de Moran

O índice de Moran é uma ferramenta valiosa nos estudos espaciais, especialmente para análise de autocorrelação espacial. Ele ajuda a determinar se as análises espaciais são viáveis. É possível realizar o seu cálculo da seguinte forma:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}) \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (2.1)$$

onde  $n$  representa o número de áreas,  $X_i$  é o valor da variável de interesse  $i$  e  $w_{ij}$  é um elemento da matriz de vizinhança que denota a relação geográfica entre os pares de áreas  $i$  e  $j$  (BURT; BARBER; RIGBY, 2009).

No índice de Moran global, o intervalo de valores varia de -1 a 1, sendo que a hipótese nula é a independência espacial. Valores mais próximos de -1 indicam autocorrelação negativa, enquanto valores mais próximos de 1 indicam autocorrelação positiva. Além disso, o  $p$ -valor é utilizado para análise, e quando é menor que um nível de significância pré-estabelecido

(geralmente  $\sigma = 0,05$ ), a hipótese de independência é rejeitada, sugerindo a viabilidade das análises espaciais.

Além do índice de Moran global, existe o índice de Moran local, que utiliza a matriz de vizinhança calculada para avaliar covariância entre um polígono e seus vizinhos, definido em função de uma distância  $d$  (RAMOS, 2001). Seu cálculo pode ser realizado da seguinte maneira:

$$IL_i = \frac{z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{j=1}^n z_j^2} \quad (2.2)$$

em que  $z_i = \frac{Z_i - \mu_z}{\delta^2}$  é a variável normalizada (LUZARDO; FILHO; RUBIM, 2017). A partir de então, é possível realizar análises visuais com auxílio de mapas, como no caso dos mapas de espalhamento de Moran e LISA. Ambos serão utilizados e abordados posteriormente.

### 2.1.3 Diagrama de espalhamento de Moran

Esta ferramenta é muito útil para comparar os valores normalizados de cada uma das áreas às médias dos valores também normalizados das áreas vizinhas. Seu cálculo é realizado de acordo com o expressado abaixo:

$$DEM = \frac{\mathbf{Z}^t \times \mathbf{W}_z}{\mathbf{Z}^t \times \mathbf{Z}} \quad (2.3)$$

de tal forma que  $DEM$  é o índice de autocorrelação espacial,  $\mathbf{Z}^t$  é o vetor de desvios onde  $t$  indica o vetor transposto e  $\mathbf{W}_z$  é o vetor da média ponderada, onde cada vetor possui os valores médios dos vizinhos (SANTOS; JUNIOR, 2006).

O diagrama é dividido em quatro quadrantes, classificados de acordo com o cálculo expressado anteriormente, onde, no primeiro quadrante (também nominado de "alto-alto") estão localizados os valores normalizados altos e média dos valores normalizados das áreas vizinhas também altos; no segundo quadrante (baixo-baixo) são valores baixos e médias baixas; terceiro quadrante (alto-baixo) são valores observados altos e médias baixas e, por fim, o quarto quadrante (baixo-alto), sendo aqueles que apresentam valores baixos, mas com média dos vizinhos altas, além disto, há o grupo não significativo, cujas áreas não apresentam associação espacial (GOICOCHEA; ALONSO; MASOT, 2023).

### 2.1.4 Indicadores Locais de Associação Espacial - LISA

Nos indicadores locais de associação espacial, ou LISA, é utilizada a matriz de vizinhança calculada junto aos valores do índice de Moran, de forma semelhante ao que é realizado no diagrama de espalhamento de Moran, assim, é possível visualizar espacialmente o comportamento das áreas estudadas. Neste método de análise, é possível fazer verificações por classificação (da mesma forma que o espalhamento de Moran) ou pela significância de influência.

No LISA, é importante que a análise permita a identificação de padrões significativos de associação espacial e que os resultados do LISA sejam consistentes com o índice de Moran global, garantindo a coerência na detecção de autocorrelação espacial (ANSELIN, 1995).

## 2.2 Estatística Espacial para processos pontuais

Além da estatística espacial para dados de área, também há para processos pontuais. Como o nome sugere, os métodos desta área ajudam a verificar o comportamento de cada observação na área estudada.

### 2.2.1 Função $K$

A função  $K$ , também chamada de função Bivariada de Ripley, serve para verificar se os pontos são constantes em determinadas distâncias e, diferente da função  $G$ , é sensível a distâncias maiores (OLINDA, 2008). Aqui, são criados círculos de raio  $h$  centralizado em localizações diferentes e realizado a média dos pontos contidos neles. Sua função pode ser escrita como sendo  $\lambda K(h) = E(\#eventos\ contidos\ a\ uma\ distância\ h\ de\ um\ evento\ arbitrário)$ , onde  $\lambda$  é a média do número de eventos dentro da área. A estimação da função é escrita de seguinte forma:

$$\hat{K}(h) = \frac{A}{n^2} \sum_i^n \sum_{j, i \neq j}^n \frac{I_h(d_{ij})}{w_{ij}} \quad (2.4)$$

de tal forma que  $A$  é a área da região,  $I_h(d_{ij})$  é uma função indicatriz com valor 1 se  $d_{ij} \leq h$  e 0 caso contrário e  $w_{ij}$  é a proporção da circunferência dos círculos centrais nos pontos  $i$  que estão presentes dentro da região do círculo (MARTINS et al., 2022). Quando a reta estimada é superior a teórica, os pontos estão aglomerados em distâncias menores, caso contrário, estão mais dispersos.

## 2.3 Modelos de Regressão

Os modelos de regressão ajudam a estimar valores de uma variável dependente utilizando uma ou mais variáveis independentes. Modelos de regressões unidos a estatística espacial podem ter esta mesma função, mas levando em consideração a geolocalização da observação. Nesta seção serão apresentados dois destes modelos.

### 2.3.1 Regressão Espacial Autorregressiva - SAR

Os modelos de regressão linear são utilizados na estatística para análise do comportamento de uma variável dependente (resposta) na presença de variáveis independentes (explicativas). Quando identificada a presença de dependência espacial, um modelo que pode ser utilizado é o modelo de regressão espacial autorregressivo (ou SAR). A defasagem espacial de uma variável  $X$  na localização  $i$  pode ser obtido como sendo a média aritmética da variável  $X$

encontrada nas localizações  $j$  vizinhas da área  $i$  (BURT; BARBER; RIGBY, 2009). A escrita do modelo espacial é semelhante ao convencional, assim, segue:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \rho\mathbf{W}\mathbf{y} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.5)$$

em que,  $\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$  representa o efeito das variáveis preditoras,  $\mathbf{W}\mathbf{y}$  representa as o efeito das observações vizinhas ponderadas pelos pesos da matriz  $\mathbf{W}$  e  $\rho$  é o parâmetro de dependência espacial e varia de -1 a 1, indicando a força da dependência espacial (RÊGO; PENA, 2012). Além disto, a dependência espacial expressa pelo parâmetro  $\rho$  pode ser testada via hipóteses, cujo quais são:

- $H_0 : \rho = 0$
- $H_1 : \rho \neq 0$

ou seja, a hipótese nula é de que há aleatoriedade espacial dos dados e a sua hipótese alternativa é de que há dependência espacial.

### 2.3.2 Regressão com Erros Espaciais - SEM

No caso do modelo SEM os efeitos espaciais são considerados fatores a serem removidos (MAGALHÃES; MEDRONHO, 2017) desta forma, associando-os aos erros. Tal modelo pode ser escrito da forma que segue:

$$y = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.6)$$

onde,

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \lambda\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\xi} \quad (2.7)$$

cujo quais  $\lambda$  é o coeficiente autorregressivo em que as hipóteses são:

- $H_0 : \lambda = 0$
- $H_1 : \lambda \neq 0$

ou seja, a hipótese nula é de aleatoriedade espacial dos erros e a hipótese alternativa é de dependência espacial dos erros,  $\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon}$  é o componente do erro com efeitos espaciais e  $\boldsymbol{\xi}$  é o vetor do componente do erro com média zero, variância constante e não correlacionada (ARAÚJO; URIBE-OPAZO; JOHANN, 2014).

## 2.4 Material e métodos

Para as análises que prosseguirão, foi realizada extração dos dados do site Sistema de Informações Ambientais Integrado a Saúde (SISAM) e contemplam 1029864 observações distribuídas entre os anos de 2015 a 2019. A cada dia, o SISAM realizou quatro medidas, nos horários de 00h, 06h, 12h e 18h UTC, assim sendo, foi realizada a média diária, passando a ter

257466 observações distribuídas entre os anos citados. Além disto, foi extraída uma segunda base de dados do site do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e contemplam 135158 focos de queimadas distribuídos entre os anos já citados.

Foram consideradas 11 variáveis nestes banco de dados, dos quais o monóxido de carbono (CO), dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>) e ozônio (O<sub>3</sub>) foram medidos em parte por bilhão (ppb), o material particulado com 2,5 micrômetros ou menos de diâmetro (PM<sub>2.5</sub>) e o dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>) foram medidos em microgramas/metro cúbico ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ), a velocidade do vento foi medida em metros por segundo (m/s), a direção do vento foi medida em graus (°), a temperatura do ar foi medida em graus Celsius (°C), a umidade relativa do ar foi medida em percentual (%), a precipitação foi medida em milímetros (mm) e os focos de queimadas foram medidos em contagem.

Os dados foram extraídos para o estado do Mato Grosso, que é uma das unidades federativas do Brasil e conta com uma população estimada de 3.658.813 pessoas e área de 903.208,361  $\text{km}^2$ , ambas informações disponibilizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) em pesquisa realizada no ano de 2022. Além disto, as malhas municipais utilizadas neste trabalho também foram extraídas no site do IBGE. Para as análises foram utilizados os *softwares* R na versão 4.3.1 (R Core Team, 2023) e RStudio na versão 2023.6.0.421 (Posit team, 2023).

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.1 Estatística descritiva

Para conhecer melhor a natureza das variáveis estudadas, foi realizada a análise de estatísticas descritivas para cada ano (2015 a 2019), onde serão apresentados os valores de mínimos, médias, medianas, variâncias, máximos e NA's (são os "valores vazios", observações sem dados). Abaixo seguem as tabelas para os anos e variáveis de estudo.

Tabela 1 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2015 no estado do Mato Grosso

Variável	Mínimo	Média	Mediana	Variância	Máximo	NA's
Monóxido de Carbono (ppb)	63,62	213,74	143,90	60559,80	10240,85	0,00
Dióxido de Nitrogênio (ppb)	0,00	1,07	0,60	3,73	57,50	0,00
Ozônio (ppb)	2,32	12,73	10,77	48,01	93,85	0,00
Material Particulado $\leq 2,5\mu m$ ( $\mu g/m^3$ )	0,30	17,55	9,67	989,98	1308,90	0,00
Dióxido de enxofre ( $\mu g/m^3$ )	0,00	0,44	0,17	1,27	53,32	39,00
Precipitação Acumulada Anual (mm)	612,00	1100,42	1070,00	75866,16	1710,00	0,00
Temperatura (°C)	15,97	25,95	25,65	4,52	34,32	0,00
Umidade Relativa Percentual (%)	23,00	75,54	80,50	235,13	98,50	0,00
Direção do vento (°)	2,50	146,56	129,00	5619,40	354,50	0,00
Velocidade do vento (m/s)	0,37	2,03	1,95	0,50	5,72	0,00
Focos de Queimadas (unidades diárias)	0,00	0,53	0,00	7,84	133,00	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base nos dados dispostos na Tabela 1, no ano de 2015, o monóxido de carbono (CO) variou entre 63,62 ppb e 10240,85 ppb, com uma média de 213,74 ppb. O dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>) apresentou uma média de 1,07 ppb, variando entre 0 ppb e 57,50 ppb. Já o ozônio (O<sub>3</sub>) teve uma média de 12,73 ppb, variando entre 2,32 ppb e 93,85 ppb. Quanto ao material particulado com 2,5 micrômetros ou menos de diâmetro (PM<sub>2.5</sub>), verificou-se que a média foi de 17,55  $\mu g/m^3$ , com valores variando entre 0,30  $\mu g/m^3$  e 1308,90  $\mu g/m^3$ . O dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>) apresentou uma média de 0,44  $\mu g/m^3$ , variando entre 0  $\mu g/m^3$  e 53,32  $\mu g/m^3$ . É importante destacar que a variável SO<sub>2</sub> possui 39 registros ausentes para o ano de 2015. Em relação às variáveis climáticas, a precipitação acumulada para o ano de 2015 variou entre 612mm e 1710mm, com uma média de 1100,42mm. A temperatura do ar apresentou uma média de 25,95C, variando entre 15,97C e 34,32C. A umidade relativa percentual do ar teve uma média de 75,54%, com valores variando entre 23% e 98,50%. A direção do vento variou entre 2,50 e 354,50, apresentando uma média de 146,56. A velocidade do vento teve uma média de 2,03m/s, variando entre 0,37m/s e 5,72m/s. Por fim, os focos de queimadas variaram de 0 a 133 focos diários.

A partir da Tabela 2, é possível perceber que no ano de 2016 os níveis de monóxido de carbono (CO) oscilaram entre 49,52 ppb e 11048,67 ppb, com uma média de 209,10 ppb. O dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>) manteve uma média de 1,04 ppb, variando de 0,00 ppb a 89,57 ppb. O ozônio (O<sub>3</sub>) apresentou média de 12,38 ppb, com variação entre 2,07 ppb e 69,85 ppb. Em

Tabela 2 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2016 no estado do Mato Grosso

Variável	Mínimo	Média	Mediana	Variância	Máximo	NA's
Monóxido de Carbono (ppb)	49,52	209,10	164,77	45606,42	11048,67	0,00
Dióxido de Nitrogênio (ppb)	0,00	1,04	0,60	3,62	89,57	0,00
Ozônio (ppb)	2,07	12,38	10,17	48,80	69,85	0,00
Material Particulado $\leq 2,5\mu m$ ( $\mu g/m^3$ )	0,32	15,53	9,95	817,78	1489,62	0,00
Dióxido de enxofre ( $\mu g/m^3$ )	0,00	0,44	0,20	1,14	44,70	24,00
Precipitação Acumulada Anual (mm)	336,00	12,72	1305,00	100875,30	1886	0,00
Temperatura (°C)	13,50	25,67	25,80	5,04	33,17	0,00
Umidade Relativa Percentual (%)	23,25	74,78	79,00	232,48	98,75	0,00
Direção do vento (°)	4,75	155,24	147,75	5660,92	355,00	0,00
Velocidade do vento (m/s)	0,37	2,09	2,00	0,57	6,97	0,00
Focos de Queimadas (unidades diárias)	0,00	0,52	0,00	9,75	236,00	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

relação ao material particulado com diâmetro de 2,5 micrômetros ou menos (PM2.5), a média foi de  $15,53 \mu g/m^3$ , variando de  $0,32 \mu g/m^3$  a  $1489,62 \mu g/m^3$ . Para o dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>), a média foi de  $0,44 \mu g/m^3$ , com valores entre  $0 \mu g/m^3$  e  $44,70 \mu g/m^3$ . É importante mencionar que houve 24 registros ausentes para a variável SO<sub>2</sub> no ano de 2016. No que diz respeito às condições climáticas, a precipitação acumulada variou de  $336mm$  a  $1886mm$ , com média de  $12,72mm$ . A temperatura do ar apresentou média de  $25,67$  °C, com variação entre  $13,50$  °C e  $33,17$  °C. A umidade relativa do ar manteve média de  $74,78\%$ , oscilando entre  $23,25\%$  e  $98,75\%$ . A direção do vento variou de  $4,75$  a  $355,00$ , com média de  $155,24$ . A velocidade do vento teve média de  $2,09m/s$ , variando de  $0,37m/s$  a  $6,97m/s$ . Por fim, os registros diários de focos de queimadas variaram de 0 a 236.

Tabela 3 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2017 no estado do Mato Grosso

Variável	Mínimo	Média	Mediana	Variância	Máximo	NA's
Monóxido de Carbono (ppb)	59,80	211,53	148,12	93655,09	31797,72	0,00
Dióxido de Nitrogênio (ppb)	0,00	1,04	0,62	3,31	113,25	0,00
Ozônio (ppb)	2,65	12,46	9,72	60,13	89,55	0,00
Material Particulado $\leq 2,5\mu m$ ( $\mu g/m^3$ )	0,45	16,73	8,92	1396,24	2085,15	0,00
Dióxido de enxofre ( $\mu g/m^3$ )	0,00	0,46	0,17	1,63	76,87	0,00
Precipitação Acumulada Anual (mm)	355	1280,26	1288,00	114143,05	1990,00	0,00
Temperatura (°C)	10,52	25,70	25,50	5,05	34,07	0,00
Umidade Relativa Percentual (%)	69,00	92,03	97,75	39,21	100,00	0,00
Direção do vento (°)	5,75	153,21	137,00	6043,01	355,00	0,00
Velocidade do vento (m/s)	0,35	2,11	2,02	0,60	7,37	0,00
Focos de Queimadas (unidades diárias)	0,00	0,60	0,00	12,13	249,00	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Embasado na Tabela 3, no ano de 2017, os níveis de monóxido de carbono (CO) variaram entre  $59,80$  ppb e  $31797,72$  ppb, com uma média de  $211,53$  ppb. O dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>) apresentou uma média de  $1,04$  ppb, oscilando entre  $0,00$  ppb e  $113,25$  ppb. Quanto ao ozônio (O<sub>3</sub>), a média foi de  $12,46$  ppb, com valores variando de  $2,65$  ppb a  $89,55$  ppb. No que diz

respeito ao material particulado com diâmetro de 2,5 micrômetros ou menos (PM2.5), a média foi de  $16,73 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , variando entre  $0,45 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e  $2085,15 \mu\text{g}/\text{m}^3$ . Para o dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>), a média foi de  $0,46 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , com valores entre  $0 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e  $76,87 \mu\text{g}/\text{m}^3$ . Não houveram registros ausentes para nenhuma variável no ano de 2017. Em relação às variáveis climáticas, a precipitação acumulada variou de  $355\text{mm}$  a  $1990\text{mm}$ , com uma média de  $1280,26\text{mm}$ . A temperatura do ar teve uma média de  $25,70^\circ\text{C}$ , com valores oscilando entre  $10,52^\circ\text{C}$  e  $34,07^\circ\text{C}$ . A umidade relativa do ar manteve uma média de  $92,03\%$ , variando entre  $69,00\%$  e  $100,00\%$ . A direção do vento variou de  $5,75$  a  $355,00$ , apresentando uma média de  $153,21$ . A velocidade do vento teve uma média de  $2,11\text{m}/\text{s}$ , com variação entre  $0,35\text{m}/\text{s}$  e  $7,37\text{m}/\text{s}$ . Por fim, os registros diários de focos de queimadas variaram de 0 a 249.

Tabela 4 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2018 no estado do Mato Grosso

Variável	Mínimo	Média	Mediana	Variância	Máximo	NA's
Monóxido de Carbono (ppb)	53,75	162,21	131,75	53506,26	24843,95	0,00
Dióxido de Nitrogênio (ppb)	0,00	0,87	0,55	3,72	187,10	0,00
Ozônio (ppb)	1,25	9,71	8,50	24,73	112,00	0,00
Material Particulado $\leq 2,5\mu\text{m}$ ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	0,00	16,43	11,25	1455,42	2335,50	40,00
Dióxido de enxofre ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	0,00	0,35	0,15	1,46	117,25	0,00
Precipitação Acumulada Anual (mm)	598,00	1406,16	1380,00	142811,54	2225,00	0,00
Temperatura ( $^\circ\text{C}$ )	11,95	24,30	24,45	5,16	31,45	0,00
Umidade Relativa Percentual (%)	72,50	94,21	95,50	18,60	99,5	0,00
Direção do vento ( $^\circ$ )	1,00	147,78	143,50	6955,62	358,00	0,00
Velocidade do vento (m/s)	0,10	2,03	1,95	0,65	6,50	0,00
Focos de Queimadas (unidades diárias)	0,00	0,07	0,00	2,29	133	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base na Tabela 4, no ano de 2018, os níveis de monóxido de carbono (CO) variaram entre  $53,75$  ppb e  $24843,95$  ppb, com uma média de  $162,21$  ppb. O dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>) apresentou uma média de  $0,87$  ppb, variando de  $0,00$  ppb a  $187,10$  ppb. Quanto ao ozônio (O<sub>3</sub>), a média foi de  $9,71$  ppb, com valores variando de  $1,25$  ppb a  $112,00$  ppb. No que diz respeito ao material particulado com diâmetro de 2,5 micrômetros ou menos (PM2.5), a média foi de  $16,43 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , variando entre  $0,00 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e  $2335,50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ . Para o dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>), a média foi de  $0,35 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , com valores entre  $0 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e  $117,25 \mu\text{g}/\text{m}^3$ . No ano de 2018 houveram 40 registros ausentes para a variável PM2.5. Em relação às variáveis climáticas, a precipitação acumulada variou de  $598\text{mm}$  a  $2225\text{mm}$ , com uma média de  $1406,16\text{mm}$ . A temperatura do ar teve uma média de  $24,30^\circ\text{C}$ , oscilando entre  $11,95^\circ\text{C}$  e  $31,45^\circ\text{C}$ . A umidade relativa do ar manteve uma média de  $94,21\%$ , variando entre  $72,50\%$  e  $99,5\%$ . A direção do vento variou de  $1,00$  a  $358,00$ , com média de  $147,78$ . A velocidade do vento teve média de  $2,03\text{m}/\text{s}$ , variando entre  $0,10\text{m}/\text{s}$  e  $6,50\text{m}/\text{s}$ . Por fim, os registros diários de focos de queimadas variaram de 0 a 133.

A partir da Tabela 5, para o ano de 2019, os dados relacionados ao monóxido de carbono (CO), dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>), ozônio (O<sub>3</sub>) e dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>) não estão disponíveis.

Tabela 5 – Análise descritiva dos fatores ambientais e poluentes para o ano de 2019 no estado do Mato Grosso

Variável	Mínimo	Média	Mediana	Variância	Máximo	NA's
Material Particulado $\leq 2,5\mu m$ ( $\mu g/m^3$ )	0,00	15,62	11,85	655,80	2339,45	57,00
Precipitação Acumulada Anual (mm)	481,00	915,34	831,00	98859,51	1823,00	0,00
Temperatura (°C)	11,62	25,20	25,15	5,31	34,42	0,00
Umidade Relativa Percentual (%)	12,00	64,53	68,50	339,22	99,25	0,00
Direção do vento (°)	4,00	161,83	155,50	4755,99	355,75	0,00
Velocidade do vento (m/s)	0,25	2,11	2,00	0,62	7,70	0,00
Focos de Queimadas (unidades diárias)	0,00	0,29	0,00	6,47	177,00	0,00

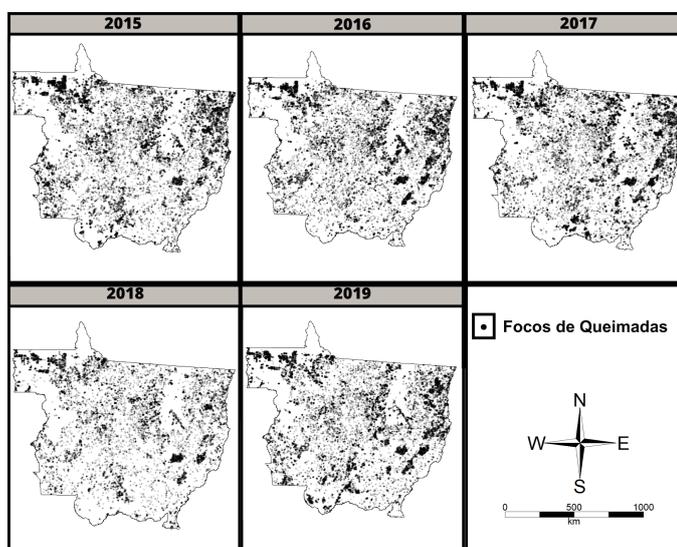
Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Em relação ao material particulado com diâmetro de 2,5 micrômetros ou menos (PM2.5), a média foi de  $15,62 \mu g/m^3$ , variando de  $0,00 \mu g/m^3$  a  $2339,45 \mu g/m^3$ . Houve 57 registros ausentes para essa variável. No que diz respeito à precipitação acumulada, esta variou de  $481mm$  a  $1823mm$ , com uma média de  $915,34mm$ . A temperatura média foi de  $25,20^\circ C$ , variando entre  $11,62^\circ C$  e  $34,42^\circ C$ . A umidade relativa do ar teve uma média de  $64,53\%$ , variando entre  $12,00\%$  e  $99,25\%$ . A direção do vento variou de  $4,00$  a  $355,75$ , com uma média de  $161,83$ . A velocidade média do vento foi de  $2,11m/s$ , variando de  $0,25m/s$  a  $7,70m/s$ . Finalmente, os registros diários de focos de queimadas variaram de 0 a 177.

### 3.2 Focos de Queimadas

Para a análise dos focos de queimadas foram utilizados cinco anos, sendo eles 2015 a 2019. Na Figura 1 segue a distribuição dos focos de queimadas.

Figura 1 – Distribuição dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base na Figura 1, é perceptível que entre os anos de 2015 a 2017 vai havendo aumento na concentração de focos em determinados locais do estado. O ano de 2018 foi o que houve menor número de focos, assim, é visível o aumento dos focos de queimadas de 2018 e 2019, sendo que no ano de 2018 é visto alguns agrupamentos no Norte e Nordeste do estado, os demais aparentam estar um pouco mais dispersos. Para o ano de 2019 dá para perceber que os focos de queimadas aumentaram em comparação ao ano anterior e que o Meso-Norte e Meso-Nordeste também sofreram com maior concentração de focos. Em locais com presença de terras indígenas, como no caso do Xingu há maior preservação das florestas (LEÃO; FERREIRA; STRAUCH, 2020), isso pode corroborar para que nestas regiões haja menor incidência de focos de queimadas. Em matéria do Instituto Socioambiental (Organização Não Governamental criada com o intuito de defender bens e direitos sociais, coletivos e difusos, relativos ao meio ambiente, ao patrimônio cultural, aos direitos dos povos indígenas do Brasil), postada em Julho de 2020 (HARARI, 2020), foram identificadas aberturas ou reativação de áreas de garimpo na região que compreende o Xingu, situado na região Nordeste do estado, onde atividades ilegais nesta região podem ajudar a causar maior número de focos de calor nestes locais. Abaixo é apresentado na Tabela 6 a intensidade dos focos de queimadas, bem como um teste de aleatoriedade espacial dos focos.

Tabela 6 – Intensidade dos focos de queimadas, teste de aleatoriedade espacial Kolmogorov-Smirnov (estatística D) e valores-p associados destes focos para os anos de 2015 a 2019

Ano	Intensidade	D	Valor-p
2015	368,38	0,08	$2,2 \times 10^{-16}$
2016	362,59	0,10	$2,2 \times 10^{-16}$
2017	410,48	0,10	$2,2 \times 10^{-16}$
2018	239,45	0,04	$2,2 \times 10^{-16}$
2019	413,90	0,08	$2,2 \times 10^{-16}$

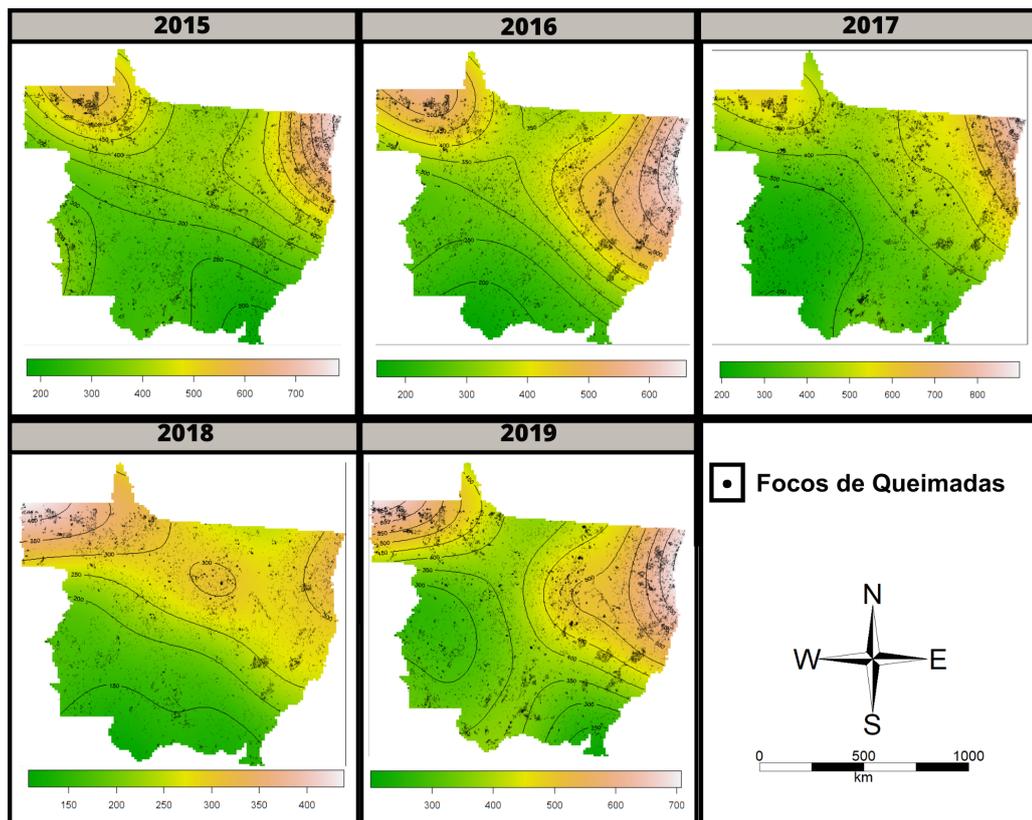
Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Seguindo a análise, é possível observar a intensidade dos focos de queimadas ao longo dos anos. Ao examinar a Tabela 6, torna-se evidente que houve flutuações notáveis na intensidade desses eventos por unidade de área durante o período de 2015 a 2019. Entre 2015 e 2016, foi registrada uma redução na intensidade dos focos de queimadas, indicando uma possível melhoria nas condições ambientais nesse intervalo de tempo. No entanto, essa tendência positiva foi interrompida em 2017, quando houve um aumento na intensidade, seguido por uma brusca redução em 2018. Intrigantemente, em 2019, a intensidade dos focos de queimadas voltou a aumentar.

Ao comparar esses dados de intensidade com os mapas de distribuições dos gráficos analisados anteriormente, observa-se a presença de agrupamentos em locais específicos. Esses agrupamentos visíveis nos mapas podem ter desempenhado um papel significativo nos resultados observados na intensidade dos focos de queimadas ao longo dos anos. Além disso, a aplicação

do teste de Kolmogorov-Smirnov para avaliar a aleatoriedade espacial em relação à coordenada Oeste para os dados dos anos de 2015 a 2019 foi crucial. Os valores-p associados a cada ano, sendo todos inferiores a  $2.2 \times 10^{-16}$ , sugerem fortemente a rejeição da hipótese nula de completa aleatoriedade espacial. Isso indica que os dados dos cinco anos exibem um padrão espacial significativo, proporcionando uma base sólida para a continuação das análises espaciais nos dados. Assim, nos mapas que seguirão será visualizada a intensidade dos focos.

Figura 2 – Intensidade dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019

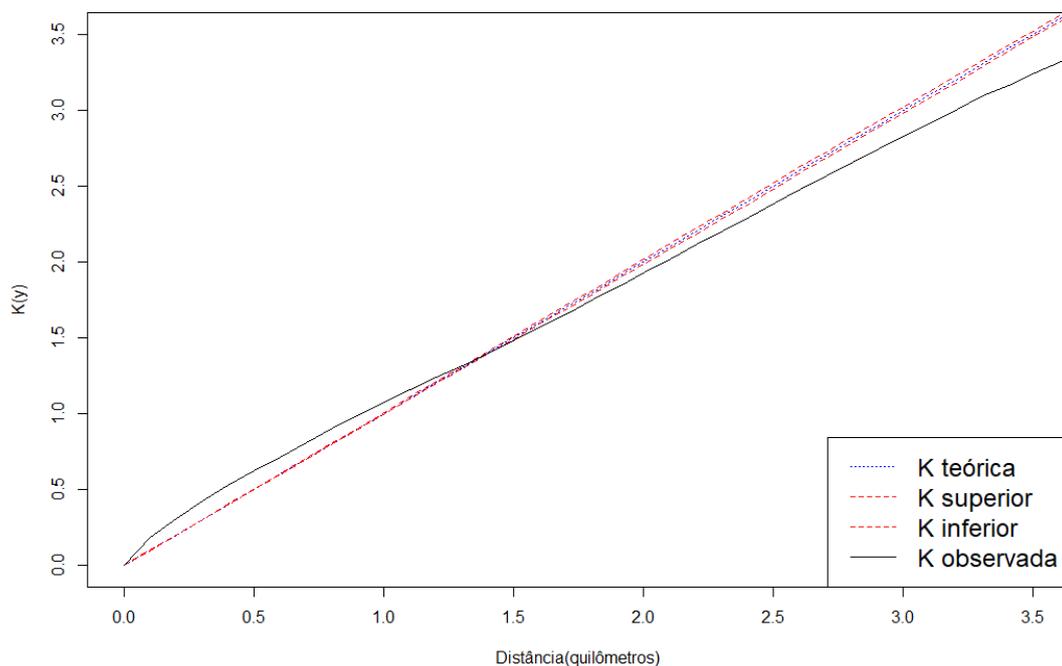


Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

A visualização da Figura 2 permite uma análise mais precisa do comportamento de intensidade dos focos de queimadas dentre os anos estudados. Onde, no geral, todos os anos apresentaram picos de intensidade nas mesorregiões Norte e Nordeste, o que pode ocorrer devido maior presença de florestas nestes locais. As escalas de concentração destes focos estão diferentes, por serem realizadas de forma separadas. Em 2015 os locais de maior intensidade, destacados com tonalidade de amarelo a branco foram nas mesorregiões Norte e Nordeste, onde no geral a intensidade de pontos por unidade de área é de 368,38. Em 2016 as mesmas regiões foram destaque e a intensidade de focos por unidade de área foi de 362,59. Em 2017 novamente as mesmas regiões apresentaram maior presença de focos e a intensidade de focos por quilômetro foi de 410,48. No ano de 2018 é vista uma faixa amarelada com alguns tons laranja cobrindo parte da meso-Norte e meso-Nordeste, indicando altas concentrações de queimadas,

mas a intensidade de focos por unidade de área foi o menor dos anos estudados, sendo 239,45. Já no ano de 2019 é verificado maior intensidade de focos na meso-Nordeste, onde foram vistos maiores conglomerados, na meso-Norte também é visto um comportamento de alta intensidade, na meso-Centro-Sul é vista uma intensidade um pouco alto, no geral, a intensidade de pontos por unidade de área em 2019 foi de 413,90. A seguir, será verificado quanto a distribuição dos dados utilizando a função  $K$ .

Figura 3 – Envelope da função  $K$  dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2015 para verificação de aleatoriedade destas observações



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

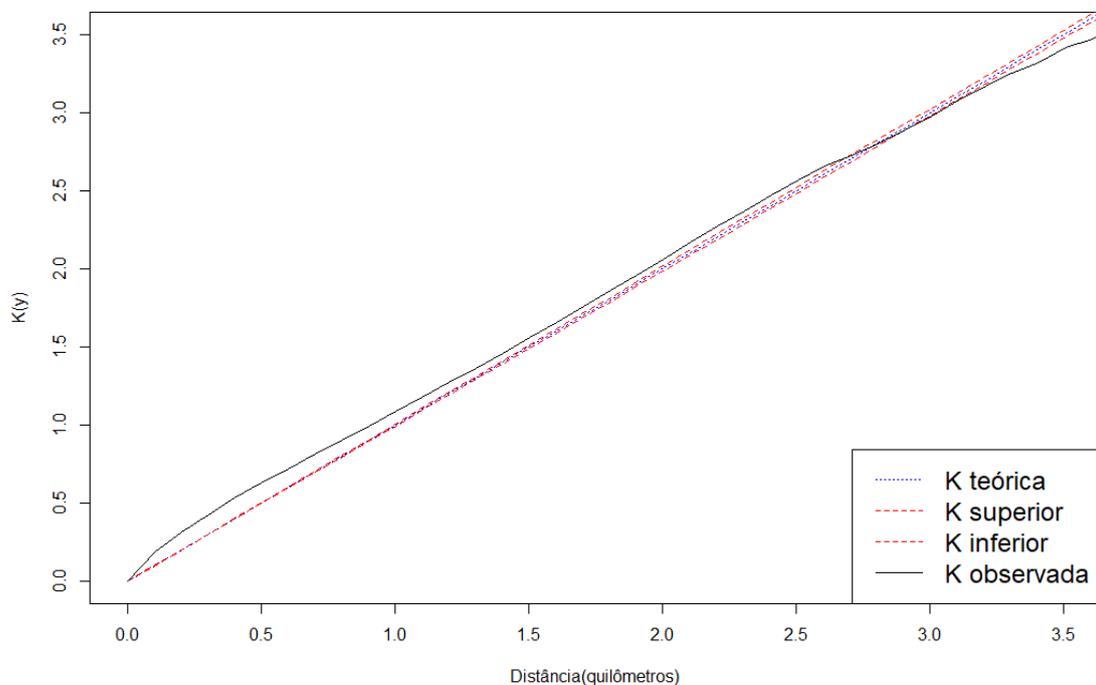
Para o ano de 2015, com base na Figura 3, uma análise detalhada foi realizada utilizando a função  $K$ , a qual foi calculada considerando um raio de 50 quilômetros. Além disso, a visualização do gráfico gerado a partir desses dados foi restrita a uma distância de 3,5 quilômetros. Ao examinar cuidadosamente esse gráfico, foi possível observar padrões interessantes e conclusivos. Em distâncias menores, aproximadamente até 1,4 quilômetros, notou-se que a função observada revelou valores superiores à função teórica, além dos limites inferior e superior. Essa disparidade indica uma tendência notável de aglomeração dos pontos em distâncias menores. Em outras palavras, os eventos analisados estavam mais densamente agrupados do que seria esperado aleatoriamente, sugerindo a presença de uma concentração incomum de focos de queimadas em áreas específicas.

No entanto, à medida que a distância de observação foi aumentada, verificou-se que a função observada começou a apresentar valores inferiores à função teórica, indicando que, à medida que o raio de observação se expande, a aleatoriedade dos focos de queimadas também

umenta. Em outras palavras, quanto maior a distância do raio considerado, maior a variabilidade e a imprevisibilidade dos locais onde ocorrem os focos de queimadas.

Esses resultados observados nessa análise específica convergem com os padrões previamente identificados em outros testes e gráficos realizados anteriormente. Em várias dessas análises anteriores, também foram identificados conglomerados de focos de queimadas em áreas específicas do estado, e esses agrupamentos estavam extremamente próximos uns dos outros. Portanto, essa análise mais recente não apenas valida, mas também reforça as descobertas anteriores, fornecendo uma visão mais aprofundada e detalhada sobre a distribuição e a aleatoriedade dos focos de queimadas no período analisado. Dando sequência, será analisado o ano de 2016.

Figura 4 – Envelope da função  $K$  dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2016 para verificação de aleatoriedade destas observações

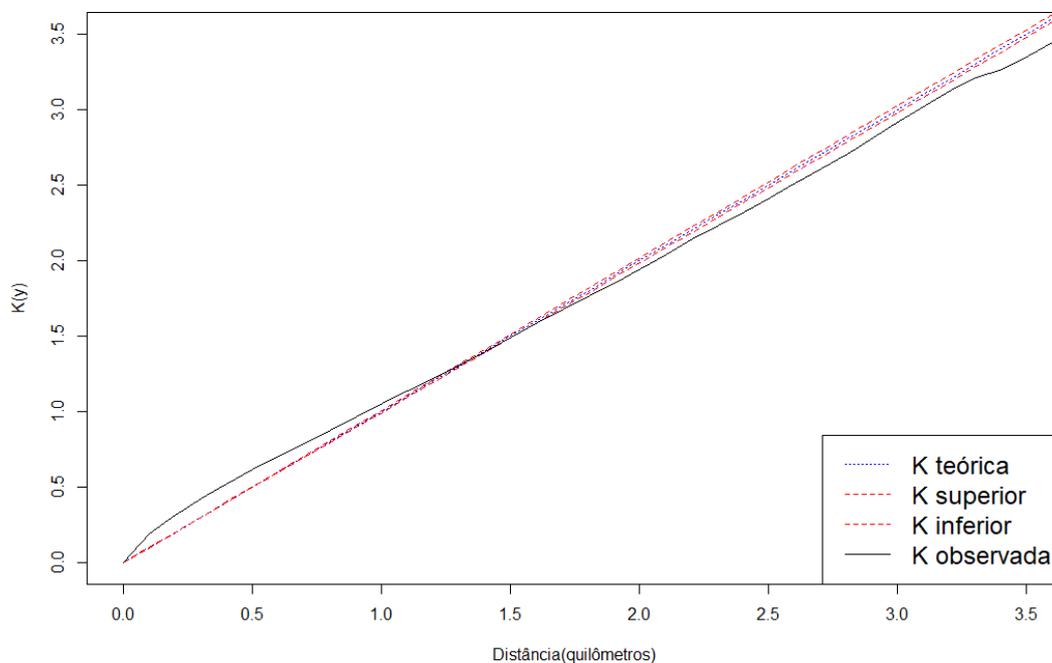


Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No ano subsequente, em 2016, outra análise foi conduzida utilizando a função  $K$ , a qual foi calculada considerando um raio de 50 quilômetros, com a visualização do seu gráfico limitada a uma distância de 3,5 quilômetros, seguindo o mesmo método utilizado no ano anterior. Os resultados obtidos e visualizados na Figura 4 para esse ano ecoaram padrões semelhantes aos observados em 2015. De maneira mais específica, a função  $K$  gerada para o ano de 2016 sugeriu, de forma análoga a 2015, que há um claro agrupamento de focos de queimadas em distâncias menores. Até aproximadamente 3 quilômetros de distância, a função observada mostrou-se superior à função teórica, indicando que há uma concentração significativa de focos de queimadas nesse intervalo. No entanto, à medida que a distância de observação foi aumentada além desse ponto, a aleatoriedade dos pontos aumentou consideravelmente. Isso foi evidenciado

pelo fato de que, após uma distância de cerca de 3 quilômetros, a função observada começou a ser inferior à função teórica. Esse comportamento invertido sugere que, à medida que a distância de observação aumenta, a distribuição dos focos de queimadas se torna mais imprevisível e aleatória, indicando uma variabilidade maior nas áreas afetadas por esses eventos. Assim, os resultados obtidos em 2016 corroboraram os achados do ano anterior, confirmando a presença de padrões semelhantes de agrupamento em distâncias menores e maior aleatoriedade em distâncias maiores, fornecendo uma consistência nas observações ao longo desses dois anos consecutivos. Será feita a análise para o ano de 2017.

Figura 5 – Envelope da função  $K$  dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2017 para verificação de aleatoriedade destas observações



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

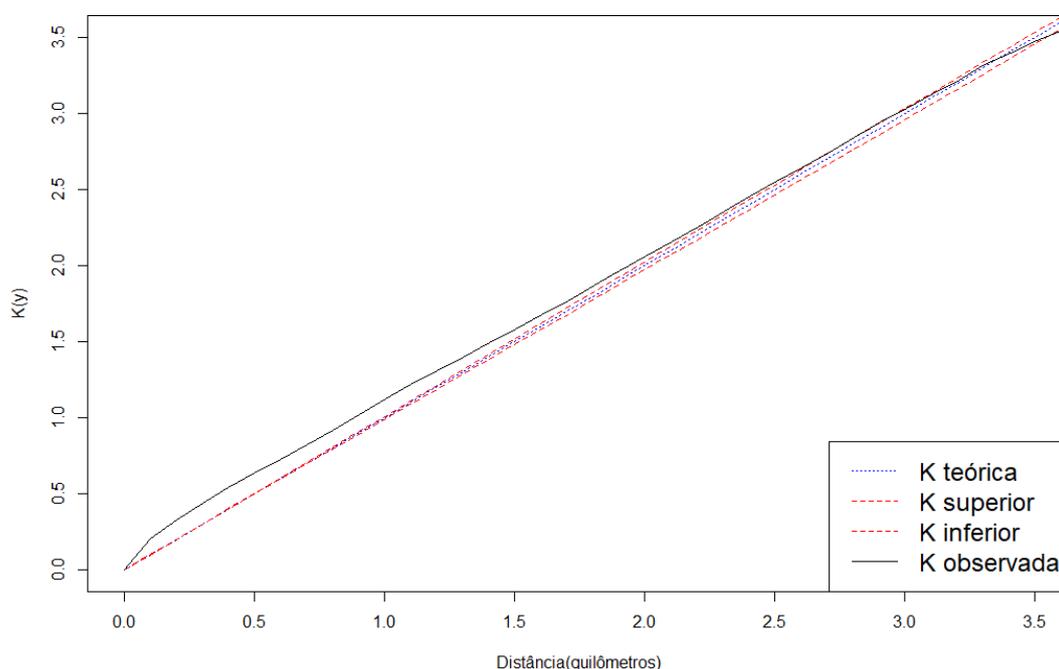
No ano de 2017, a análise continuou a seguir o padrão estabelecido nos anos anteriores. Assim como em 2015 e 2016, a função foi calculada considerando um raio de 50 quilômetros, com a limitação da visualização do gráfico para até 3,5 quilômetros, mantendo a metodologia consistente ao longo dos anos de estudo. Os resultados obtidos neste ano e visualizados na Figura 5 mostraram semelhanças notáveis com as descobertas feitas em 2015.

De forma específica, a análise revelou que, até aproximadamente 1,3 quilômetros de distância, a função observada foi superior à função teórica. Isso indica claramente um agrupamento significativo de focos de queimadas em distâncias curtas, seguindo o padrão observado em anos anteriores. No entanto, após essa distância, um padrão interessante foi observado: a função observada tornou-se inferior à função teórica. Esse comportamento inverso sugere que, à medida que a distância de observação aumenta além de 1,3 quilômetros, a aleatoriedade dos

focos de queimadas aumenta, indicando uma maior imprevisibilidade nos locais onde esses eventos ocorrem.

Esses resultados coerentes ao longo dos anos, especialmente a similaridade com as observações feitas em 2015, reforçam a consistência dos padrões identificados. Novamente, os agrupamentos em distâncias curtas e a aleatoriedade em distâncias maiores foram confirmados, fornecendo uma visão contínua sobre a distribuição geoespacial dos focos de queimadas. Desta forma, será verificado o ano de 2018.

Figura 6 – Envelope da função  $K$  dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2018 para verificação de aleatoriedade destas observações



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

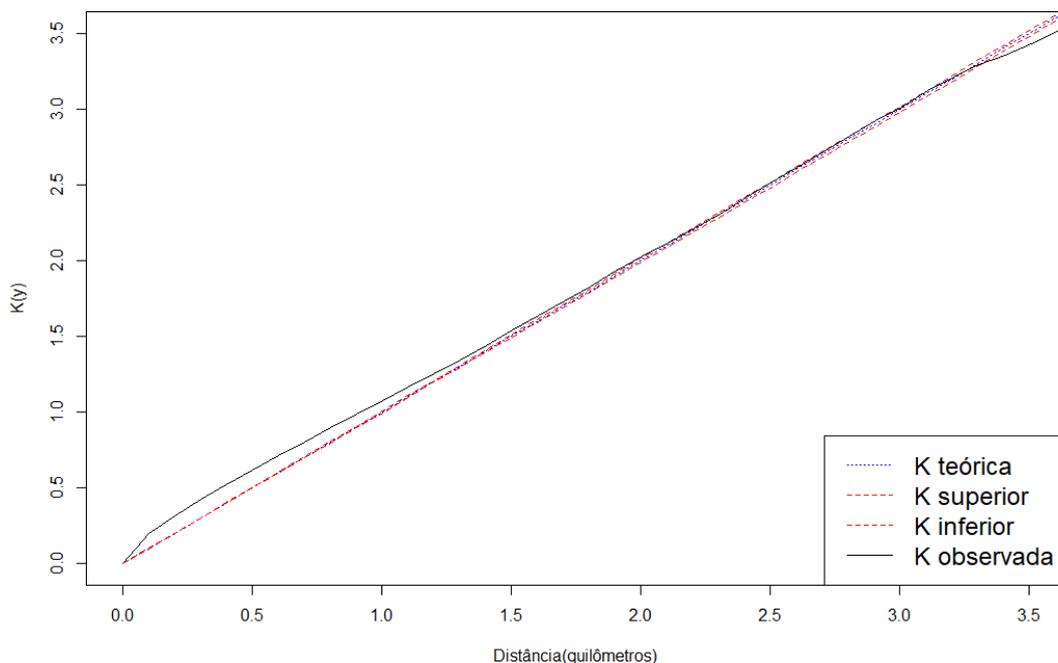
No ano de 2018, a análise prosseguiu com a mesma metodologia adotada nos anos anteriores. A função  $K$  foi calculada utilizando um raio de 50 quilômetros, e a visualização do gráfico foi limitada a até 3,5 quilômetros. Os resultados obtidos neste ano e observados através da Figura 6 apresentaram padrões semelhantes aos observados em 2016, com algumas variações notáveis.

A análise revelou que, até aproximadamente 3,2 quilômetros de distância, a função observada foi superior à função teórica. Isso significa que houve um agrupamento significativo de focos de queimadas em distâncias relativamente curtas, seguindo a tendência identificada anteriormente em anos passados. No entanto, após essa distância, ocorreu uma mudança marcante: a função observada tornou-se inferior à função teórica. Esse comportamento divergente indica que, à medida que a distância de observação aumenta além de 3,2 quilômetros, a aleatoriedade dos focos de queimadas aumenta substancialmente. Em outras palavras, a distribuição dos

eventos de queimadas torna-se mais imprevisível e dispersa em distâncias maiores, refletindo uma variabilidade maior nas áreas afetadas.

Esses resultados, mais uma vez, confirmam e reafirmam os padrões consistentes observados nos anos anteriores. A presença de agrupamentos em distâncias curtas e a dispersão maior à medida que o raio de observação aumenta são tendências robustas e persistentes ao longo dos anos estudados. Por fim, será verificado o ano de 2019.

Figura 7 – Envelope da função  $K$  dos focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso no ano de 2019 para verificação de aleatoriedade destas observações



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Continuando com a mesma abordagem metodológica, no ano de 2019, uma análise detalhada foi conduzida utilizando um raio de 50 quilômetros e restringindo a visualização do gráfico a uma distância de até 3,5 quilômetros, observados na Figura 7. Os resultados obtidos neste ano proporcionaram informações adicionais sobre a distribuição espacial dos focos de queimadas na área de estudo.

A análise revelou padrões notáveis. Até uma distância de aproximadamente 2 quilômetros, a função observada foi superior à função teórica, indicando claramente a presença de conglomerados em curtas distâncias. Essa observação sugere uma aglomeração significativa de focos de queimadas em áreas bastante próximas umas das outras, destacando a presença de agrupamentos densos nessas regiões mais próximas.

Entre 2 e 3,2 quilômetros, os resultados mostraram que a função observada permaneceu dentro dos limites superior e inferior definidos pela função teórica. Esse padrão sugere independência estatística entre os focos de queimadas dentro desse intervalo. Ou seja, não há evidência

de agrupamentos ou repulsões significativas nessa faixa de distâncias, indicando uma distribuição relativamente uniforme ou aleatória dos eventos nesse intervalo específico.

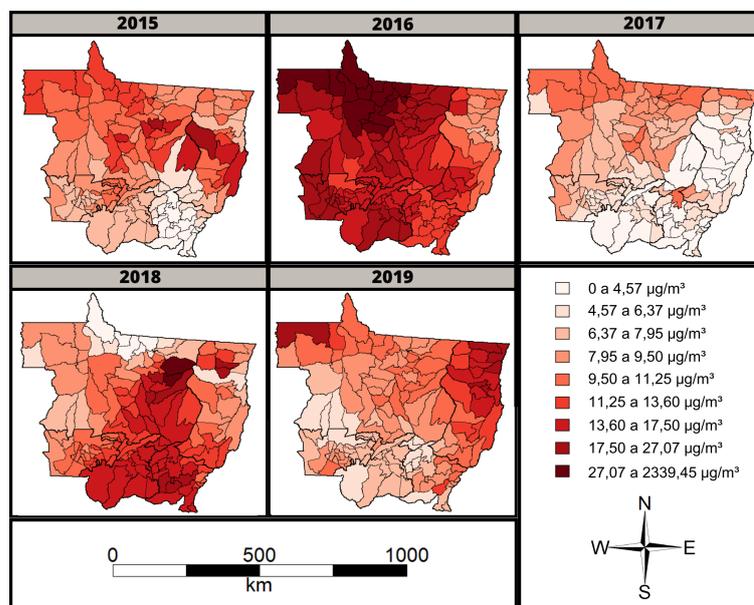
No entanto, acima de 3,2 quilômetros, a análise revelou que a função observada foi inferior à função teórica. Isso implica que houve uma maior dispersão entre as observações em distâncias mais longas. Em outras palavras, os focos de queimadas estavam mais espaçados uns dos outros em comparação com o que seria esperado em uma distribuição aleatória, indicando uma tendência de dispersão em áreas mais distantes.

Os resultados apresentados até o momento ajudam a fomentar a ideia de que a presença do material particulado pode estar associada aos focos de queimadas dispostos pelo estado que, por sua vez, podem estar seguindo influência de práticas ilegais ou espontâneas de queimadas nas regiões afetadas. Assim sendo, com base nas informações disponibilizadas é possível verificar quanto a significância de determinadas características ambientais para a presença de material particulado na região. Na próxima seção será verificado quanto ao material particulado.

### 3.3 Variável $PM_{2.5}$

Para dar início às análises, é necessário tomar conhecimento do comportamento da  $PM_{2.5}$  no estado do Mato Grosso, desta forma, segue na Figura 8 o mapa onde estão distribuídos os dados de incidência de  $PM_{2.5}$  no estado do Mato Grosso nos anos estudados.

Figura 8 – Distribuição de Material Particulado pelo estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

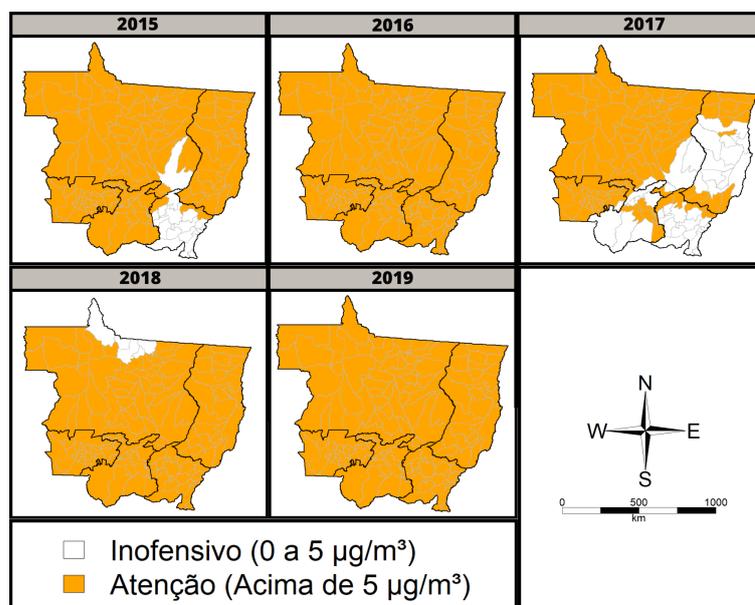
A Figura 8 foi gerada com base na técnica de quantis, onde foi feita a junção dos dados para os cinco anos de estudo e calculados os quantis disponíveis na legenda da figura, de forma a manter mesma escala para os anos de observação, assim, é possível identificar que dentre os

cinco anos observados 2016 foi o ano com maior intensidade de material particulado. Os anos de 2018 e 2019 também tiveram índices altos em algumas regiões. Tais comportamentos de material particulado podem estar associados a fatores como focos de queimadas, pluviosidade, ventos e outros fatores climáticos.

No ano de 2015 é notado dispersão maior dos municípios com presença de altos níveis de  $PM_{2.5}$ , enquanto em 2016 os municípios com maiores índices estavam concentrados na meso-Norte. Em 2017 há uma faixa seguindo da meso-Norte a meso-Sudoeste e no ano de 2018 a mesorregião Sudeste teve indicadores maiores, enquanto em 2019 o inverso ocorreu, tendo em vista que nesta região houve diminuição nos valores desta variável. É notório, também, que em 2019 o Nordeste Mato-Grossense teve muitas cidades com altos valores de partículas finas, um aumento até considerável se comparado a 2018. É notório que, ainda que pouco, houve diminuição nos níveis de partículas finas do estado do Mato Grosso, e alguns de seus motivos poderão ser abordados mais à frente.

Levando em consideração o comportamento verificado, é possível realizar uma classificação dos municípios pontuando a insalubridade do ar que podem ser utilizados para fins de políticas públicas e conhecimento das áreas ou municípios que precisam de atenção neste aspecto, onde, as classificações são: inofensivo (quando a média anual observada está entre 0 a  $5 \mu g/m^3$ ) e atenção (quando a média anual observada está acima de  $5 \mu g/m^3$ ) (W.H.O. et al., 2021).

Figura 9 – Classificação anual de Material Particulado no estado do Mato Grosso para os anos de 2015 a 2019

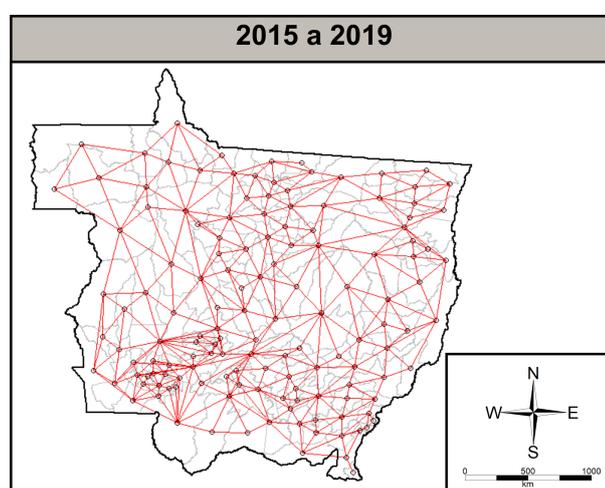


Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Embasado na Figura 9, percebe-se comportamento semelhante ao visto anteriormente, onde em todos os anos todas as mesorregiões apresentaram municípios com índices em estado

de atenção, mas, no geral aquelas com maiores cidades destacadas são o Norte e o Nordeste Mato-Grossense. Alguns destaques neste mapa de atenção são para os anos de 2016 e 2019, onde todas as cidades apresentaram classificação de alerta. No que diz respeito ao ano de 2018 todos os municípios também apresentaram estado de atenção, com exceção de algumas cidades no Norte, já para os anos de 2015 e 2017 é observado comportamento inofensivo em um maior número de cidades, sendo que em 2015 houveram cidades com classificação inofensiva no Norte e Sudeste, enquanto em 2017 em todas as mesorregiões pelo menos uma cidade foi inofensiva. Para as análises que seguirão será utilizada a matriz de vizinhança que conforme visualizado na Figura 10, todos os municípios apresentaram vizinhança.

Figura 10 – Visualização da vizinhança entre os municípios do estado do Mato Grosso via método da Rainha no período de 2015 a 2019 no que diz respeito a emissão de material particulado



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Haja vista que todos os municípios apresentaram vizinhança, foi calculado o índice de Moran Global para identificar se há autocorrelação espacial nos dados afim de prosseguir com as análises espaciais, cujos resultados estão dispostos na Tabela 7.

Tabela 7 – Índice de Moran Global para verificação de autocorrelação espacial para os anos de 2015 a 2019

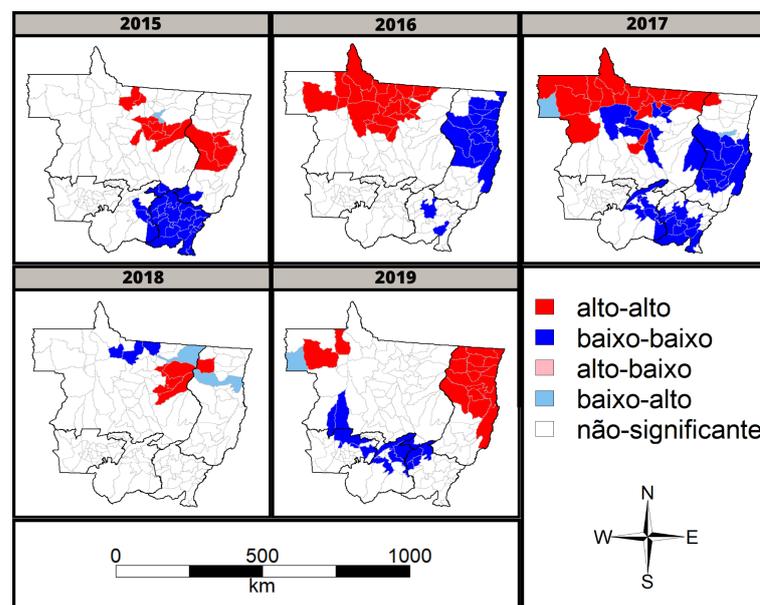
Ano	I de Moran	Esperança	Variância	Valor-p
2015	0,6899	-0,0071	0,0026	$2,2 \times 10^{-16}$
2016	0,8625	-0,0071	0,0026	$2,2 \times 10^{-16}$
2017	0,7438	-0,0071	0,0026	$2,2 \times 10^{-16}$
2018	0,2289	-0,0071	0,0012	$2,478 \times 10^{-11}$
2019	0,7142	-0,0071	0,0025	$2,2 \times 10^{-16}$

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Através da Tabela 7 é visto que em todos os anos foram obtidos valores-p inferiores ao

nível de significância  $\alpha = 0,05$ , fornecendo evidências estatísticas para rejeição da hipótese nula. Além disto, por meio do índice calculado é possível perceber que 2018 apresentou baixa autocorrelação espacial, os anos de 2015, 2017 e 2019 moderadas e 2016 alta, em ambos os casos, positivas. Diante de tais resultados é suposto que pode-se seguir com as análises espaciais, tendo como uma delas a de influência dos municípios entre si no que diz respeito ao componente de partículas finas, desta forma, para melhor compreensão das suas classificações, segue a visualização gráfica para os cinco anos.

Figura 11 – Influência dos municípios sobre seus vizinhos na emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 – LISA Cluster



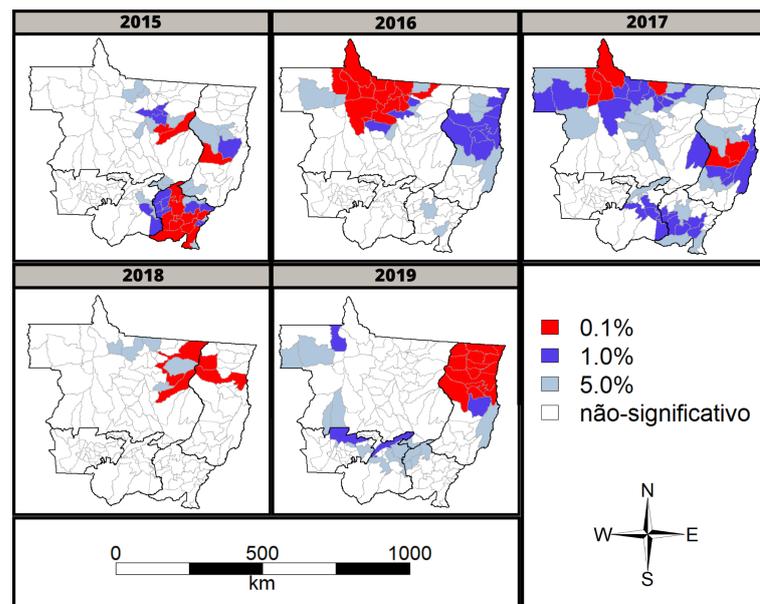
Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base na Figura 11 é percebido que em 2015 o Sudeste Mato-Grossense teve todos os municípios classificados como tendo baixos índices de material particulado e influenciando seus vizinhos a terem comportamento semelhante. Ainda neste ano, é visível que no Nordeste e Norte Mato-Grossense tiveram alguns municípios com altas concentrações de  $PM_{2.5}$  e influenciam seus vizinhos a terem altos valores deste componente. Partindo para o ano de 2016, na mesorregião Nordeste quase todos os municípios tiveram baixos valores e influenciaram seus vizinhos semelhantemente, enquanto na Norte bastante municípios tiveram comportamento "alto-alto". O ano de 2017 foi aquele com maior número de municípios em destaque, sendo que as mesorregiões Nordeste, Centro-Sul e Sudeste tiveram muitos municípios com incidência de "baixo-baixo", no Norte também tiveram cidades com este comportamento, mas, a maior incidência é de municípios "alto-alto". Já em 2018 houveram alguns municípios com altos índices de  $PM_{2.5}$  sendo que um está presente na mesorregião Nordeste e o restante na Norte. Além disto, os demais municípios destacados tiveram baixos índices da variável estudada podendo impactar seus vizinhos positivamente ou negativamente. No ano de 2019 é visto que mais cidades estão

destacadas, sendo que todos os municípios destacados na meso-Nordeste tiveram valores altos e influenciam seus vizinhos semelhantemente, tal comportamento só é visto em mais duas cidades da meso-Norte. Ademais, é percebido uma faixa de municípios com baixos valores influenciando seus vizinhos de forma semelhante nas mesorregiões do Norte, Sudeste, Centro-Sul e Sudoeste.

Os comportamentos listados fornecem certo padrão, se forem analisados em conjunto. Por exemplo, a mesorregião Sudeste do estado possui em grande parte comportamento de ter baixos índices de material particulado e influenciar seus vizinhos a terem baixos níveis deste componente, enquanto na Nordeste por vez aparece com comportamento "alto-alto" e por outra "baixo-baixo", o que pode indicar que em alguns anos ocorreram eventos que podem ter influenciado neste comportamento. Mais a frente será verificado se os focos de queimadas podem ter ajudado a criar os comportamentos pontuados. Abaixo será visto a significância a qual estes municípios foram destacados.

Figura 12 – Significância dos municípios sobre seus vizinhos na emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso nos anos de 2015 a 2019 – LISA Significance Map

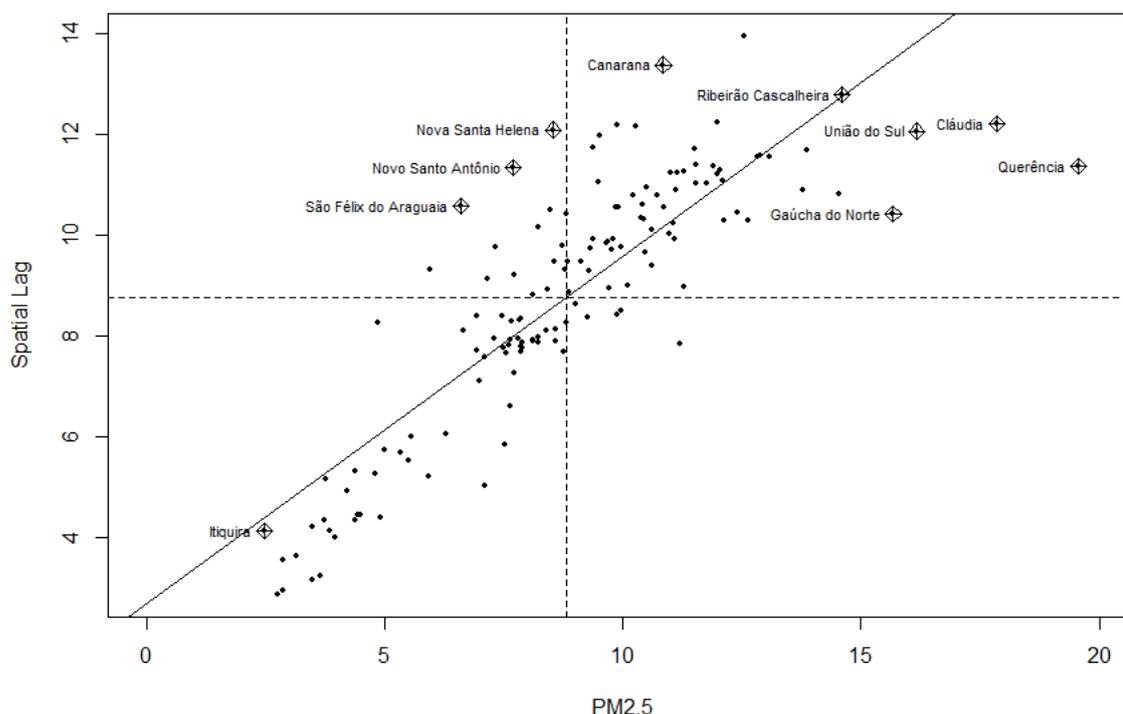


Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com o auxílio Figura 12 é possível perceber que em 2015 a maior parte dos municípios antes destacados na mesorregião Sudeste foram extremamente significantes, ao nível de 0,1%, enquanto os demais foram a 1%. No ano de 2016 os municípios extremamente significantes (0,1%) se encontram na meso-Norte, enquanto na meso-Nordeste foram significantes aos níveis de 1% e 5%. Já em 2017 houve maior variabilidade de significância, nas mesorregiões Norte e Nordeste os três níveis de significância foram presentes e na Centro-Sul e Sudeste apenas aos níveis de 1% e 5%. Em 2018 os municípios antes destacados foram significantes aos níveis de 5% e 0.1% e no que se refere ao ano de 2019 é visto que a maioria das cidades da mesorregião Nordeste são significantes ao nível de 0.1%, o que se pode concluir que provavelmente eles têm

altos índices de  $PM_{2.5}$  e influenciam seus vizinhos de forma semelhante não por acaso. Ainda em 2019, os demais municípios destacados foram significantes aos níveis de 5% e 1%. Agora, Para confirmar se o comportamento observado nos mapas de influência e significância é válido, é possível gerar o Moran's plot, assim sendo, seguem as análises e os gráficos de Moran.

Figura 13 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2015 destacando municípios influenciadores



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No ano de 2015, a análise visualizada na Figura 13 proporciona informações importantes sobre os padrões comportamentais dos municípios em relação aos seus vizinhos. Uma observação minuciosa dos dados de emissão de material particulado revela que determinadas localidades, como Canarana, Cláudia, Gaúcha do Norte, Querência, Ribeirão Cascalheira e União do Sul, se destacaram devido aos seus altos valores de material particulado. Interessante notar que esses municípios não apenas apresentaram elevadas concentrações de partículas no ar, mas também exerceram uma influência significativa sobre as áreas circunvizinhas, levando seus vizinhos a registrarem índices semelhantes.

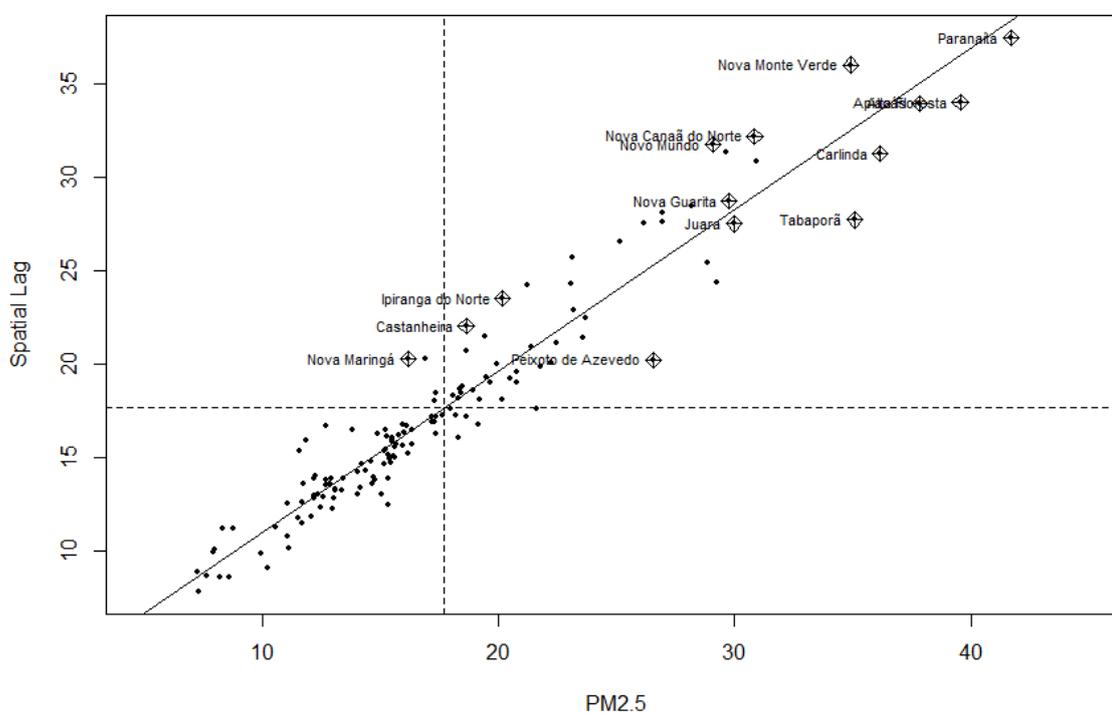
Em contraste, o município de Itiquira se destacou por possuir baixos níveis de material particulado. Além disso, seus vizinhos também apresentaram índices relativamente baixos. Esse cenário cria um interessante contraponto em relação aos municípios do primeiro quadrante, ressaltando a singularidade de Itiquira no contexto analisado.

Curiosamente, ao ser analisado o terceiro quadrante, que representa a dinâmica "alto-baixo" entre municípios e suas áreas adjacentes, observa-se uma ausência de destaques. Isso implica que, durante o ano de 2015, não houve situações significativas em que municípios

apresentassem valores elevados de material particulado, enquanto seus vizinhos registravam índices baixos.

No entanto, é intrigante observar que em Nova Santa Helena, Novo Santo Antônio e São Félix do Araguaia, os padrões de qualidade do ar seguiam uma tendência oposta. Nestas localidades, os valores de material particulado eram baixos, mas seus vizinhos apresentavam índices consideravelmente mais altos, destacando esses municípios como exemplos notáveis de áreas com uma dinâmica de poluição do ar inversamente proporcional. Seguindo, será verificado o ano de 2016.

Figura 14 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2016 destacando municípios influenciadores



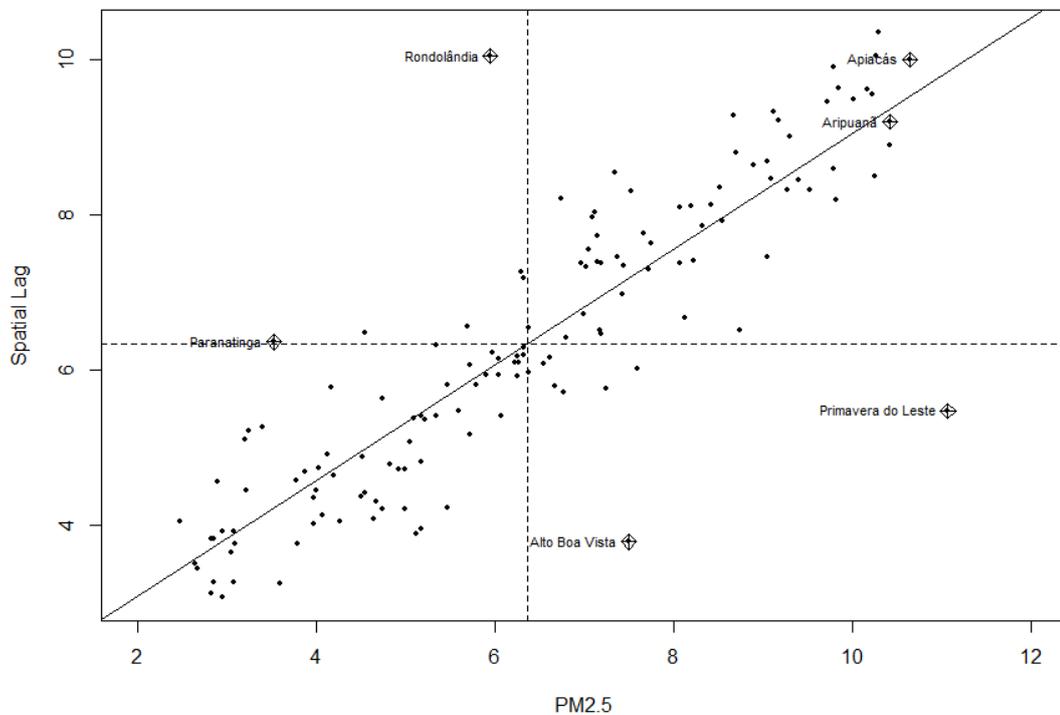
Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No ano subsequente, ou seja, em 2016, uma série de municípios apareceram como portadores significativos de material particulado, exercendo uma influência considerável sobre suas áreas circundantes, conforme evidenciado no primeiro quadrante da Figura 14. Estes municípios incluíam Alta Floresta, Apiacás, Carlinda, Castanheira, Ipiranga do Norte, Juara, Nova Canaã do Norte, Nova Guarita, Nova Monte Verde, Novo Mundo, Paranaíta, Peixoto de Azevedo e Tabaporã. Nestas localidades, não apenas os níveis de material particulado eram notavelmente elevados, mas também havia uma clara tendência de propagar esses altos índices para seus vizinhos imediatos.

Contrastando com essa dinâmica, o município de Nova Maringá foi classificado como um portador de material particulado relativamente baixo. No entanto, este município exercia uma influência que levava seus vizinhos a apresentarem índices mais elevados de material particulado,

como indicado pelo terceiro quadrante. Nos quadrantes 2 e 3, não foram identificadas cidades que se destacassem de forma particular. Com isto em mente, será verificado para o ano de 2017.

Figura 15 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2017 destacando municípios influenciadores

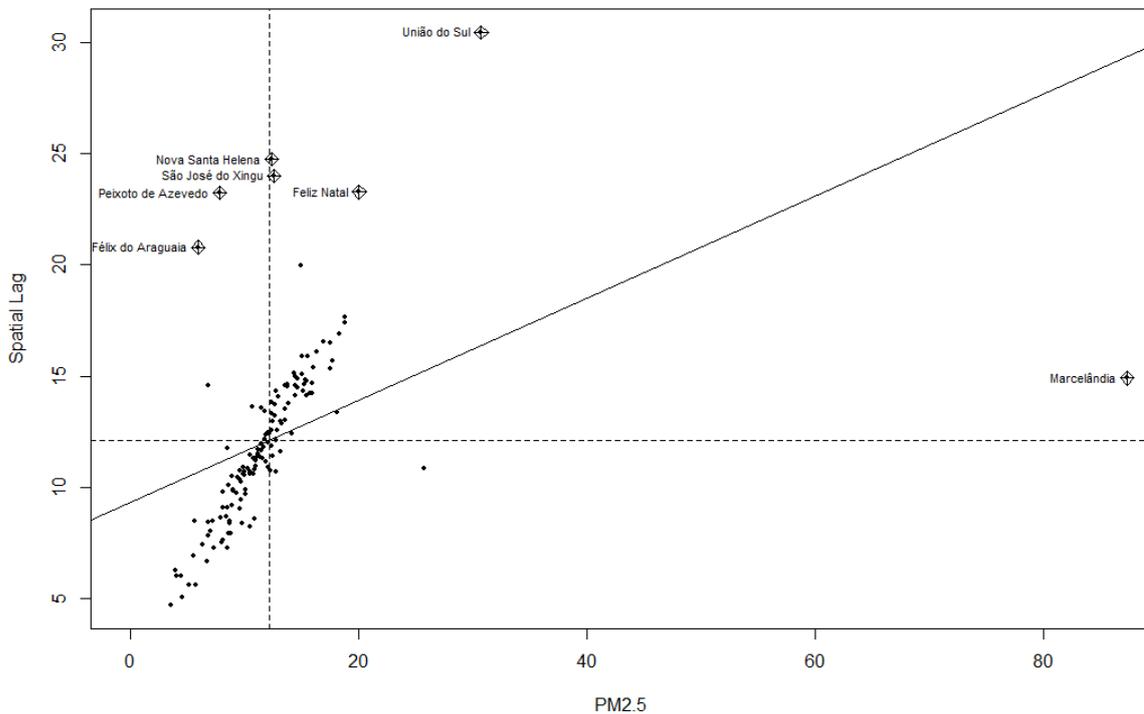


Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No ano de 2017, através da Figura 15, no primeiro quadrante, Apicás e Aripuanã surgiram como destaques, apresentando não apenas altos níveis de material particulado, mas também influenciando seus vizinhos de maneira semelhante. Além disso, no quarto quadrante, Paranatinga e Rondolândia, embora tenham mantido baixos níveis de material particulado, exerceram uma influência significativa sobre seus vizinhos, levando-os a apresentarem altos valores deste fator. Por outro lado, no terceiro quadrante, Alto Boa Vista e Primavera do Leste foram classificados com altos valores de material particulado, mas surpreendentemente, exerceram uma influência que levou seus vizinhos a apresentarem baixos valores deste componente. Um aspecto notável foi a ausência de cidades destacadas no segundo quadrante, caracterizado por municípios com baixos valores de material particulado e vizinhos que apresentam padrões semelhantes. Será feita a verificação para o ano de 2018.

Com base na Figura 16, no ano de 2018 vários municípios exibiram valores significativamente elevados da variável estudada, e de maneira correspondente influenciavam seus vizinhos de forma semelhante. Neste contexto, Feliz Natal, Marcelândia, Nova Santa Helena, São José do Xingu e União do Sul surgiram como destaques no primeiro quadrante, caracterizado pelo fenômeno "alto-alto". Nestas localidades, não apenas os níveis de poluição do ar eram

Figura 16 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2018 destacando municípios influenciadores



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

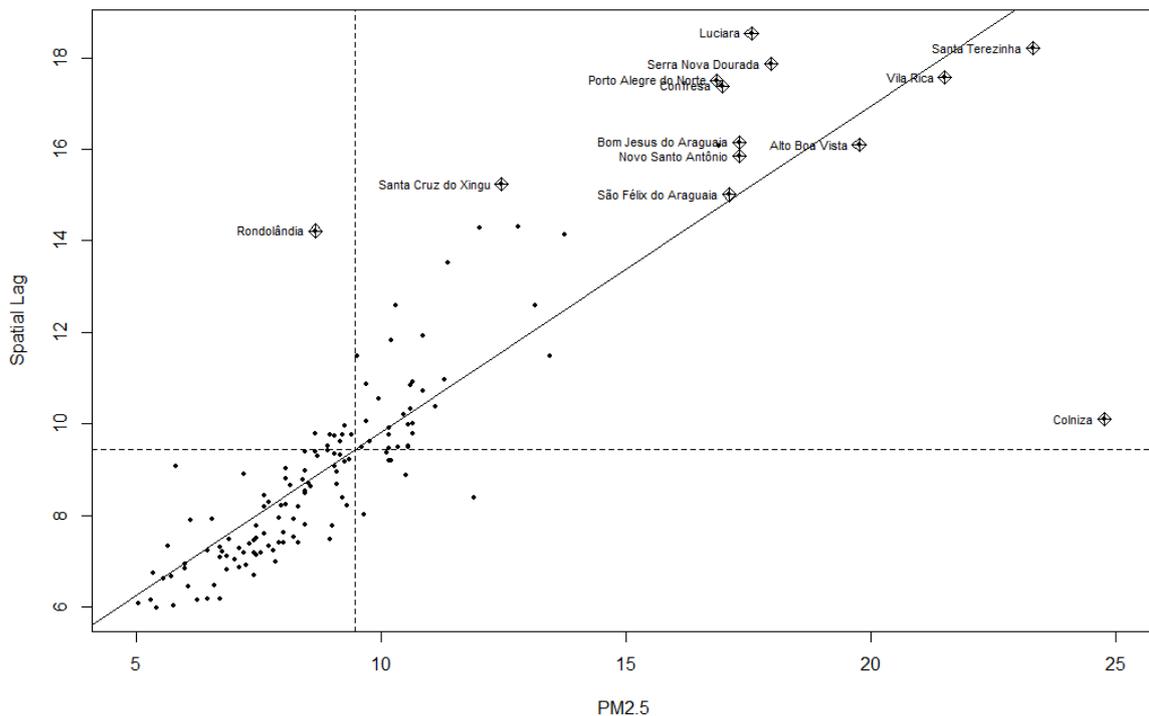
notavelmente altos, mas também havia uma clara tendência de propagar esses altos índices para seus vizinhos imediatos, criando uma rede intrincada de impactos ambientais.

Além desses padrões, observou-se um cenário intrigante em dois municípios específicos: São Félix do Araguaia e Peixoto de Azevedo. Embora essas cidades tenham registrado valores baixos da variável estudada, seus vizinhos apresentaram médias notavelmente altas. Ademais, houve uma série de municípios que apresentaram valores baixos da variável estudada, bem como médias baixas entre seus vizinhos. No entanto, nenhum deles se destacou de maneira significativa, indicando uma relativa homogeneidade nessas áreas em relação à qualidade do ar. Também não foram destacados municípios "alto-baixo".

No ano de 2019, como visto na Figura 17, ocorreu um aumento significativo no número de municípios situados no primeiro quadrante, caracterizado como "alto-alto". Esta tendência foi especialmente proeminente na mesorregião Nordeste, abrangendo uma série de localidades, incluindo Santa Cruz do Xingu, Luciara, Serra Nova Dourada, Porto Alegre do Norte, Confresa, Bom Jesus do Araguaia, Novo Santo Antônio, São Félix do Araguaia, Alto Boa Vista, Vila Rica, Santa Terezinha e Colniza. Estes municípios não apenas registraram altos valores da variável estudada, mas também influenciaram seus vizinhos de forma semelhante.

Além disso, Rondolândia se destacou como um caso singular, classificado como "baixo-alto", indicando que apesar de ter valores relativamente baixos da variável estudada, exercia uma influência considerável sobre seus vizinhos, levando-os a apresentarem médias mais altas.

Figura 17 – Diagrama de Espalhamento Moran dos dados de emissão de Material Particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2019 destacando municípios influenciadores



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No entanto, também é importante notar a presença de vários municípios no segundo quadrante "baixo-baixo", indicando que tanto eles quanto seus vizinhos apresentavam baixos valores da variável estudada, embora não tenha havido destaques notáveis entre esses municípios, essa homogeneidade sugere uma estabilidade relativa nas condições de poluição do ar nessas áreas, com padrões consistentemente baixos em todo o conjunto. É interessante observar que não foram destacados municípios com altos valores e médias baixas da variável estudada.

Assim, o que foi observado no mapa de influência foi confirmado e ampliado pelo *Moran's Plot*, destacando a importância de compreender não apenas os valores isolados de poluição do ar, mas também as interações complexas entre os municípios e suas áreas circundantes. Com esta etapa finalizada, será dada sequência às análises prosseguindo para aplicação de modelos de regressão.

### 3.4 Regressão Espacial

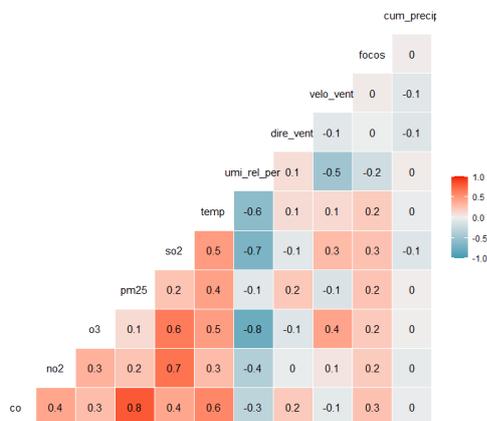
Com a realização da análise das variáveis de material particulado, será feita a análise de regressão com teor espacial, onde, apenas será realizada a devida análise de regressão para os anos e modelos que apresentarem a necessidade de um modelo de regressão espacial. Para os casos em que o modelo de regressão linear bastar, será apenas feita a interpretação dos parâmetros. Neste capítulo, como já deu a entender antes, serão aplicados três modelos de regressão para

cada ano, sendo eles Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e Espacial com Erros Espaciais (SEM), com a utilização do AIC para verificação do modelo que melhor se ajuste aos dados. Abaixo segue a identificação de cada variável no modelo:

- $X_1$  representa a variável CO (concentração de monóxido de carbono);
- $X_2$  representa NO<sub>2</sub> (concentração de dióxido de nitrogênio);
- $X_3$  representa O<sub>3</sub> (concentração de ozônio);
- $X_4$  representa SO<sub>2</sub> (concentração de dióxido de enxofre);
- $X_5$  representa a temperatura;
- $X_6$  representa a umidade relativa percentual;
- $X_7$  representa a direção do vento;
- $X_8$  representa a velocidade do vento;
- $X_9$  representa os focos de queimadas;
- $X_{10}$  representa a precipitação acumulada;
- $Y$  representa o PM<sub>2.5</sub> (material particulado).

Foi calculada a média anual do banco de dados para que se tornasse possível prosseguir com os modelos de regressão espacial. Além disto, inicialmente, foi aplicado o modelo de regressão linear para todos os anos e utilizado o método *StepAIC* de ambas direções para selecionar o modelo que melhor representa os dados. Mas, antes, será visualizado quanto a correlação entre as variáveis, por meio da autocorrelação de Spearman para o ano de 2015.

Figura 18 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2015



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

A autocorrelação exibida na Figura 18 é para os dados completos de 2015, onde é possível ver autocorrelações praticamente nulas entre a precipitação acumulada e as demais variáveis, além de apresentar autocorrelação forte entre CO e PM<sub>2.5</sub>. Outro destaque é a autocorrelação negativa entre Ozônio e Umidade Relativa Percentual, as demais variáveis estão entre níveis fracos e moderados, seja de forma positiva ou não. Desta forma, com os dados já ajustados como comentado anteriormente, foram aplicados os modelos descritos há pouco para o ano de 2015. Seguem:

Tabela 8 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2015, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), dióxido de nitrogênio ( $X_2$ ), dióxido de enxofre ( $X_4$ ), direção do vento ( $X_7$ ), focos de queimadas ( $X_9$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ )

Nome	Modelo	Parâmetro	valor-p	AIC
Linear	$Y = -9,338 + 0,145X_1 - 3,153X_2 + 1,891X_4 - 0,025X_7 + 0,777X_9 + 0,001X_{10}$	$R^2 = 0,973$	$2,2 \times 10^{-16}$	438,568
SAR	$Y = -9,082 + 0,145X_1 - 3,152X_2 + 1,895X_4 - 0,025X_7 + 0,774X_9 + 0,001X_{10}$	$\rho = -0,012$	0,691	440,411
SEM	$Y = -9,347 + 0,145X_1 - 3,145X_2 + 1,892X_4 - 0,025X_7 + 0,776X_9 + 0,001X_{10}$	$\lambda = 0,019$	0,884	440,547

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

A partir da Tabela 8 é possível perceber que o modelo linear foi o que teve menor AIC com um ajuste alto e significativo, o que o tornou melhor dentre os três observados, tendo em vista que no caso do modelo SAR o parâmetro espacial foi de  $-0,012$  com um valor-p associado de 0,691, o que indica a falta de autocorrelação espacial do modelo e é observado algo semelhante para o modelo SEM, sendo que o parâmetro de autocorrelação espacial dos resíduos foi de 0,019 com valor-p associado de 0,884 o que indica falta de autocorrelação espacial dos resíduos do modelo. Assim, o ano de 2015 o comportamento de material particulado não necessariamente leva em consideração a geolocalização de onde a observação está sendo realizada. Será verificando quanto a presença de multicolinearidade entre as variáveis utilizadas.

Tabela 9 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2015

Nome	VIF
Monóxido de Carbono	1,674
Dióxido de Nitrogênio	2,409
Dióxido de Enxofre	2,805
Direção do Vento	1,245
Focos de Queimadas	1,343
Precipitação acumulada	1,294

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

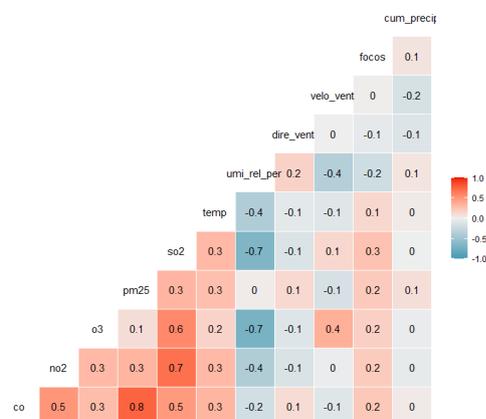
Com base nos valores VIF, dispostos na Tabela 9, é possível verificar se ocorreu a presença de multicolinearidade entre as variáveis. Como todos os valores de VIF foram inferiores

a 10, então não há nenhum par de variáveis explicando a mesma informação ou situação. Além disso, a partir do modelo de regressão linear é possível observar o seguinte para o ano citado:

- A cada aumento de um *ppb* na concentração de monóxido de carbono aumenta cerca de  $0,145\mu g/m^3$  de material particulado;
- Cada aumento de um *ppb* na concentração de dióxido de nitrogênio acarreta a diminuição de  $3,153\mu g/m^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um  $\mu g/m^3$  no dióxido de enxofre é previsto um aumento de  $1,891\mu g/m^3$  de material particulado;
- A cada aumento de um grau na direção do vento é prevista uma diminuição de  $0,025\mu g/m^3$  de material particulado;
- A cada aumento de um foco de queimada é contabilizado acréscimo de  $0,777\mu g/m^3$  de material particulado;
- Por fim, a cada aumento de um *mm* na precipitação acumulada aumenta cerca de  $0,001\mu g/m^3$  de material particulado;

Vale salientar que como este estudo busca entender apenas se a análise espacial pode ser implementada para explicar o efeito da variáveis independentes sobre a variável material particulado, não será realizada a análise de resíduos dos modelos lineares. Mas, levando em consideração que o modelo de regressão linear é verdadeiro e aplicável, ele nos informa que quanto maior o grau da direção do vento, menor a incidência de material particulado. Isto pode ocorrer devido a diminuição da incidência de focos de queimadas, focos estes que se mostraram significantes no que diz respeito ao aumento da variável resposta estudada. Seguindo, a mesma análise será realizada para o ano de 2016, iniciando pela correlação de Spearman:

Figura 19 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2016



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No ano de 2016 também foi utilizado o banco de dados geral deste ano para aplicação da autocorrelações, onde é perceptível através da Figura 19 comportamento semelhante ao observado no ano anterior, sendo que a única autocorrelação forte foi entre material particulado e carbono. Assim sendo, seguem os modelos ajustados no banco de dados de médias.

Tabela 10 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2016, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), temperatura do ar ( $X_5$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ), focos de queimadas ( $X_9$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ )

Nome	Modelo	Parâmetro	valor-p	AIC
Linear	$Y = -32,800 + 0,138X_1 + 0,780X_5 - 0,685X_8 + 0,362X_9 + 0,0003X_{10}$	$R^2 = 0,978$	$2,2 \times 10^{-16}$	354,533
SAR	$Y = -33,018 + 0,138X_1 + 0,779X_5 - 0,678X_8 + 0,363X_9 + 0,0004X_{10}$	$\rho = 0,012$	0,647	356,324
SEM	$Y = -32,403 + 0,139X_1 + 0,757X_5 - 0,662X_8 + 0,349X_9 + 0,0003X_{10}$	$\lambda = 0,200$	0,119	354,106

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Para o caso do ano de 2016, é verificado na Tabela 10 que, ainda por pouco, o melhor modelo é o SEM, quando levado em consideração apenas o AIC. Contudo, é verificado que o parâmetro de autocorrelação espacial foi igual a 0,200 com um valor-p associado de 0,119, o que significa dizer que os resíduos estão distribuídos de forma aleatória no espaço, desta forma, fazendo-se optar pelo modelo linear, por ser mais simples e explicar de forma semelhante o comportamento da  $PM_{2.5}$ . Além disto, o modelo SAR se mostrou ineficaz neste caso também, tendo em vista o resultado do parâmetro espacial e valor-p associado. será verificado quanto a multicolinearidade das variáveis utilizadas.

Tabela 11 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2016

Nome	VIF
Monóxido de Carbono	1,997
Temperatura	1,179
Velocidade do Vento	1,976
Focos de Queimadas	1,294
Precipitação acumulada	1,303

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

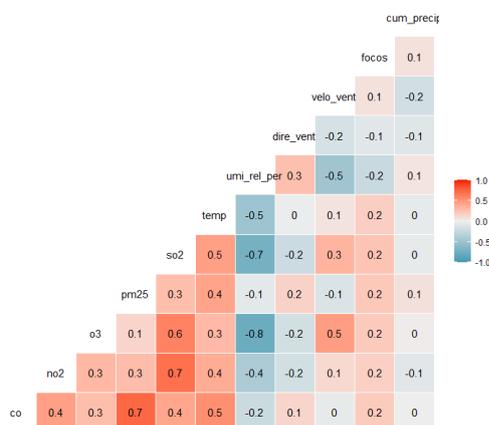
Novamente, através da Tabela 11, como os valores de VIF são inferiores a 10, não há evidências para acreditar que haja presença de multicolinearidade entre as variáveis. As interpretações dos parâmetros do modelo linear são:

- A cada aumento de um *ppb* na concentração de monóxido de carbono aumenta cerca de  $0,138\mu g/m^3$  de material particulado;
- Cada aumento de um grau *Celsius* na temperatura acarreta o acréscimo de  $0,780\mu g/m^3$  de material particulado;

- Para cada aumento de um metro por segundo na velocidade do vento é previsto uma diminuição de  $0,685\mu g/m^3$  de material particulado;
- A cada aumento de um foco de queimada é contabilizado acréscimo de  $0,362\mu g/m^3$  de material particulado;
- Por fim, a cada aumento de um *mm* na precipitação acumulada aumenta cerca de  $0,0003\mu g/m^3$  de material particulado;

Neste contexto, utilizando o modelo de regressão linear como verdadeiro, é entendível do modelo que a presença de material particulado é impulsionada quando há manifestação positiva de monóxido de carbono, altas temperaturas, focos de queimadas e precipitação. Seguindo, correlação de Spearman para os dados completos do ano de 2017:

Figura 20 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2017



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

No ano de 2017 também é visível na Figura 20 comportamento semelhante aos observados nos anos anteriores, sendo que a única autocorrelação forte foi entre ozônio e umidade relativa percentual. Assim sendo, seguem os modelos ajustados no banco de dados de médias.

Tabela 12 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2017, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), dióxido de nitrogênio ( $X_2$ ), ozônio ( $X_3$ ), dióxido de enxofre ( $X_4$ ), temperatura do ar ( $X_5$ ), velocidade do vendo ( $X_8$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ )

Nome	Modelo	Parâmetro	valor-p	AIC
Linear	$Y = -25,000 + 0,126X_1 - 3,007X_2 + 0,215X_3 + 1,498X_4 + 0,689X_5 - 2,398X_8 + 0,001X_{10}$	$R^2 = 0,946$	$2,2 \times 10^{-16}$	553,287
SAR	$Y = -25,568 + 0,126X_1 - 3,000X_2 + 0,211X_3 + 1,495X_4 + 0,692X_5 - 2,363X_8 + 0,001X_{10}$	$\rho = 0,021$	0,631	555,057
SEM	$Y = -24,761 + 0,125X_1 - 2,978X_2 + 0,211X_3 + 1,489X_4 + 0,681X_5 - 2,404X_8 + 0,001X_{10}$	$\lambda = 0,034$	0,798	555,222

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Em 2017, semelhante a 2015, é visto com base na Tabela 12 que o modelo linear é melhor em todos os aspectos quando comparados aos modelos espaciais, tendo em vista que ele explica

bem a variabilidade dos dados com alta significância, além de possuir o menor AIC dentre os três. No modelo SAR novamente é visualizado baixa autocorrelação espacial e não significativa, semelhante ao SEM que tem baixa autocorrelação espacial nos resíduos e não significativa. Será verificado quanto a presença de multicolinearidade.

Tabela 13 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2017

Nome	VIF
Monóxido de Carbono	3,652
Dióxido de Nitrogênio	6,971
Ozônio	2,505
Dióxido de Enxofre	3,990
Temperatura	1,426
Velocidade do Vento	4,713
Precipitação acumulada	1,693

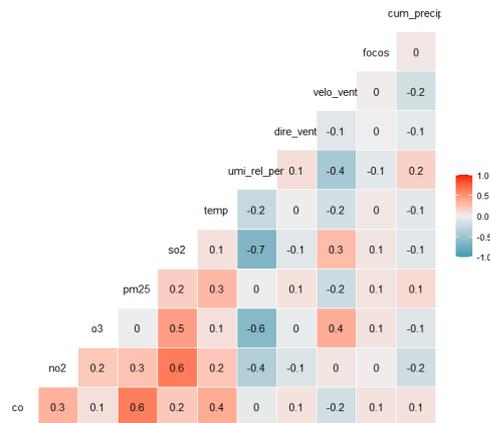
Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

De forma semelhante aos anos anteriores, através da Tabela 13 é visto que no modelo de 2017 não houve presença de multicolinearidade. Seguem as interpretações do modelo linear, escolhido como melhor:

- A cada aumento de um *ppb* na concentração de monóxido de carbono aumenta cerca de  $0,126\mu g/m^3$  de material particulado;
- Cada aumento de um *ppb* na concentração de dióxido de nitrogênio acarreta a diminuição de  $3,007\mu g/m^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um *ppb* no ozônio é previsto um aumento de  $0,215\mu g/m^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um  $\mu g/m^3$  no dióxido de enxofre é previsto um aumento de  $1,498\mu g/m^3$  de material particulado;
- Cada aumento de um grau *Celsius* na temperatura acarreta o acréscimo de  $0,689\mu g/m^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um metro por segundo na velocidade do vento é previsto uma diminuição de  $2,398\mu g/m^3$  de material particulado;
- Por fim, a cada aumento de um *mm* na precipitação acumulada aumenta cerca de  $0,001\mu g/m^3$  de material particulado;

Este modelo mostra que o aumento do material particulado no ano de 2017 pode estar ligado principalmente a presença em altos níveis de monóxido de carbono, ozônio, dióxido de enxofre, altas temperaturas e baixos níveis de precipitação. Dando continuidade, foi realizado o mesmo para 2018, iniciando pela correlação.

Figura 21 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2018



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base na Figura 21 é visto que em 2018 a maioria das autocorrelações foram baixas, com algumas poucas moderadas e nenhuma forte. Assim, seguem os modelos de regressão.

Tabela 14 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2018, utilizando concentrações de monóxido de carbono ( $X_1$ ), dióxido de nitrogênio ( $X_2$ ), dióxido de enxofre ( $X_4$ ), umidade relativa percentual ( $X_6$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ), focos de queimadas ( $X_9$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ )

Nome	Modelo	Parâmetro	valor-p	AIC
Linear	$Y = 94,232 + 0,186X_1 - 1,975X_2 + 1,500X_4 - 1,095X_6 - 2,343X_8 + 1,173X_9 + 0,0007X_{10}$	$R^2 = 0,943$	$2,2 \times 10^{-16}$	497,297
SAR	$Y = 94,237 + 0,186X_1 - 1,962X_2 + 1,490X_4 - 1,086X_6 - 2,341X_8 + 1,094X_9 + 0,0007X_{10}$	$\rho = -0,051$	0,206	497,703
SEM	$Y = 92,374 + 0,187X_1 - 2,095X_2 + 1,537X_4 - 1,082X_6 - 2,070X_8 + 1,114X_9 + 0,0007X_{10}$	$\lambda = -0,311$	0,028	494,494

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Tomando como base os dados da Tabela 14, observa-se a partir do AIC que o modelo SEM é melhor dentre os três, além de apresentar autocorrelação espacial negativa moderada significativa, o que significa que os resíduos semelhantes estão afastados uns dos outros. Será verificado quanto a presença de multicolinearidade.

Tabela 15 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018

Nome	VIF
Monóxido de Carbono	2,157
Dióxido de Nitrogênio	5,622
Dióxido de Enxofre	3,800
Umidade Relativa Percentual	1,728
Velocidade do Vento	3,551
Focos de Queimadas	1,082
Precipitação acumulada	1,601

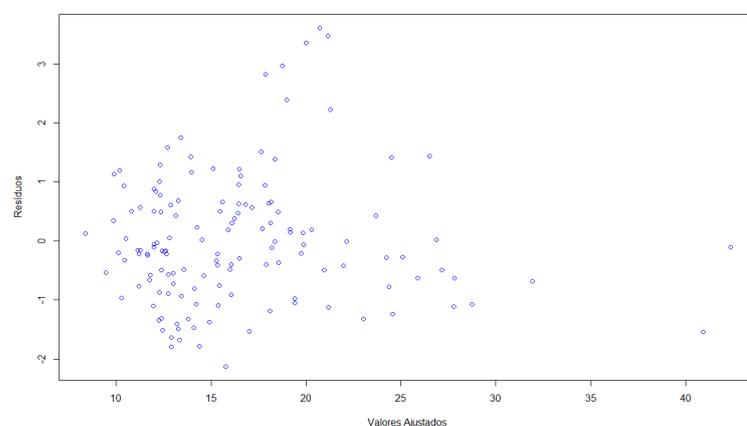
Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

É verificado a partir da Tabela 15 e com base no VIF que não houveram variáveis com presença de multicolinearidade. Assim, seguem as interpretações para este modelo, levando em consideração a autocorrelação espacial dos dados:

- A cada aumento de um *ppb* na concentração de monóxido de carbono aumenta cerca de  $0,187\mu g/m^3$  de material particulado;
- Cada aumento de um *ppb* na concentração de dióxido de nitrogênio acarreta a diminuição de  $2,095\mu g/m^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um  $\mu g/m^3$  no dióxido de enxofre é previsto um aumento de  $1,537\mu g/m^3$  de material particulado;
- Cada aumento de um ponto percentual na umidade relativa acarreta a diminuição de  $1,082\mu g/m^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um metro por segundo na velocidade do vento é previsto uma diminuição de  $2,070\mu g/m^3$  de material particulado;
- A cada aumento de um foco de queimada é contabilizado acréscimo de  $1,114\mu g/m^3$  de material particulado;
- Por fim, a cada aumento de um *mm* na precipitação acumulada aumenta cerca de  $0,0007\mu g/m^3$  de material particulado;

Isso significa que os níveis de material particulado são influenciados pela presença de monóxido de carbono, dióxido de enxofre, focos de queimadas e precipitação acumulada, além de geralmente serem dispersos pela presença de dióxido de nitrogênio, umidade relativa percentual e velocidade do vento. Com isto, será feita a análise dos resíduos espaciais do modelo:

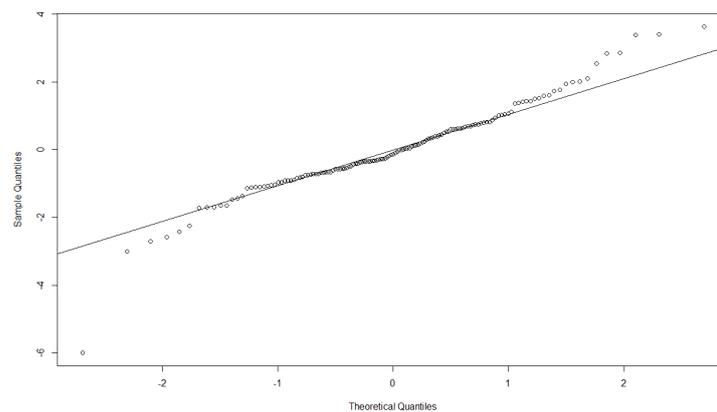
Figura 22 – Dispersão dos resíduos vs valores ajustados do modelo de Erros Espaciais (SEM) para estimação de material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

A Figura 22 é importante para a identificação de como a variação dos resíduos está ocorrendo em comparação aos valores ajustados. Como os valores não estão constantes próximos de 0, é suposto que haja heterocedasticidade, ou seja, a variância não é constante. Utilizando o Teste de Breusch-Pagan foi identificado o valor-p de  $4,926 \times 10^{-10}$  o que sugere a rejeição da hipótese nula, levando à interpretação de que os resíduos, de fato, são heterocedásticos. Seguindo, será verificado quanto a normalidade dos resíduos:

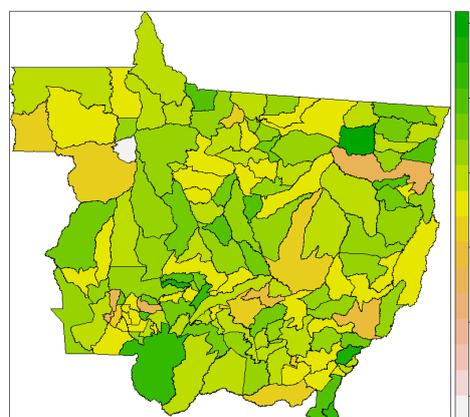
Figura 23 – Normalidade dos resíduos do modelo de Erros Espaciais (SEM) para estimação de material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base na Figura 23 é entendível que devido ao comportamento dos pontos em relação à reta, é suposto que não haja normalidade nos resíduos, sendo necessária a aplicação do teste de Shapiro-Wilk que resultou no valor-p de 0,000148 indicando a não normalidade dos resíduos, assim, dois pressupostos já não foram atendidos. Por último, será visualizada e representação gráfica dos resíduos no estado:

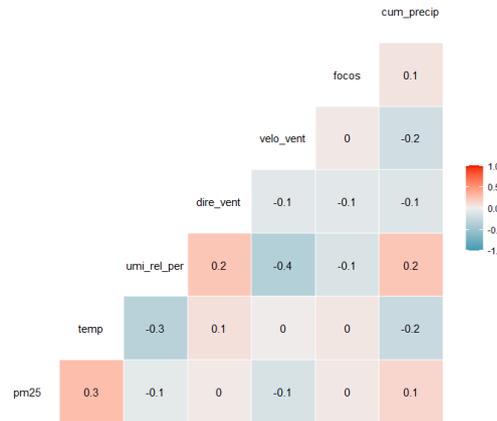
Figura 24 – Mapa de Resíduos Espaciais do modelo de Erros Espaciais (SEM) para estimação de material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2018



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Visualizando a Figura 24 é possível compreender o motivo da autocorrelação espacial dos resíduos terem dado negativa, pois, os resíduos semelhantes realmente estão distantes uns dos outros em grande maioria. Mesmo dois dos pressupostos da regressão não tendo sido atendidos, será feita a análise para o ano de 2019, começando pela correlação de Spearman:

Figura 25 – Correlação de Spearman entre os fatores ambientais e poluentes para o ano de 2019



Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Com base na Figura 25, em 2019 não houve nenhuma correlação entre variáveis alta ou moderada, isso pode se dever ao baixo número de observações neste ano. Seguindo, os modelos:

Tabela 16 – Modelos de Regressão Linear, Espacial Autorregressivo (SAR) e de Erros Espaciais (SEM) para estimação dos valores de material particulado no estado do Mato Grosso para o ano de 2019, utilizando temperatura do ar ( $X_5$ ), velocidade do vento ( $X_8$ ) e precipitação acumulada ( $X_{10}$ )

Nome	Modelo	Parâmetro	valor-p	AIC
Linear	$Y = -4,865 + 1,109X_5 - 5,546X_8 + 0,004X_{10}$	$R^2 = 0,306$	$1,67 \times 10^{-11}$	802,955
SAR	$Y = -4,812 + 1,109X_5 - 5,543X_8 + 0,004X_{10}$	$\rho = -0,004$	0,974	804,954
SEM	$Y = -4,264 + 1,095X_5 - 5,644X_8 + 0,004X_{10}$	$\lambda = 0,062$	0,639	804,736

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

O ano de 2019 foi o ano com maior escassez de dados, em consequência, o seu modelo apenas apresenta três parâmetros significantes, como visto na Tabela 16. Dentre os modelos, semelhante aos demais anos com exceção de 2018 o modelo linear se mostrou melhor em todos os aspectos, principalmente no AIC. Será verificado quanto a presença de multicolinearidade.

Tabela 17 – Multicolinearidade das variáveis utilizadas no modelo de regressão linear para estimação do material particulado no estado do Mato Grosso no ano de 2019

Nome	VIF
Temperatura	1,429
Velocidade do Vento	1,365
Precipitação acumulada	1,811

Fonte: Elaborado pelo autor, 2023.

Desta forma, a partir da Tabela 17, não houve presença de multicolinearidade verificada a partir do VIF. Assim, será verificada a interpretação dos parâmetros:

- Cada aumento de um grau *Celsius* na temperatura acarreta o acréscimo de  $1,109\mu\text{g}/\text{m}^3$  de material particulado;
- Para cada aumento de um metro por segundo na velocidade do vento é previsto uma diminuição de  $5,546\mu\text{g}/\text{m}^3$  de material particulado;
- A cada aumento de um *mm* na precipitação acumulada aumenta cerca de  $0,004\mu\text{g}/\text{m}^3$  de material particulado;

Ainda com poucas variáveis, o modelo disponibiliza que o aumento de material particulado no ano de 2019 está diretamente ligado a altas temperaturas e fracamente ligado a precipitação acumulada, além de ser disperso com a velocidade do vento. Com isto, as análises de regressão foram finalizadas, sendo que foi observado autocorrelação espacial apenas para o ano de 2018.

Um ponto importante de ser ressaltado é que nos modelos de 2015 a 2018 a concentração de monóxido de carbono foram significantes e provavelmente se houvessem dados para 2019 sobre esta variável o comportamento seria o mesmo dos anos anteriores. Esta forte ligação entre os dois poluentes pode ocorrer pois ambos são gerados a partir da queima de combustíveis (PERARO et al., 2021), então, alguns produtores de material particulado também expelirão monóxido de carbono, como no caso de focos de queimadas. Outros fatores que podem estar ligados a queima de combustíveis, além do monóxido de carbono, são os dióxido de nitrogênio e o dióxido de enxofre (MORENO et al., 2023), que nos anos de 2015, 2017 e 2018 estiveram presentes nos modelos, sendo que o dióxido de nitrogênio influencia na diminuição de partículas finas, enquanto o dióxido de enxofre no aumento.

Nos modelos dos cinco anos a precipitação acumulada apareceu como um influenciador no aumento do material particulado, o que pode ocorrer devido a chuvas localizadas, não abrangendo o estado todo, ou nem mesmo uma cidade completa (LULU et al., 2022). A velocidade e direção do vento também são importantes, mas para a diminuição do material particulado (SANTOS et al., 2019; CHEN et al., 2018), como visto no modelo de 2015 onde a direção do

vento aparece e nos demais modelos onde a velocidade aparece, isto pode ocorrer principalmente, por movimentar o material particulado para outras regiões.

Embora seja um potencial causador de material particulado (ARAUJO; ROSÁRIO, 2020), os focos de queimadas apareceram em apenas três dos cinco modelos, que foi o caso dos anos de 2015, 2016 e 2018, em ambos os casos influenciando no aumento do material particulado. A temperatura é um importante influenciador no aumento do material particulado (CARMONA; CUEVA, 2020), que foi o caso do que ocorreu nos anos de 2016, 2017 e 2019. Esta influência da temperatura pode ocorrer justamente pelo motivo de locais mais quentes serem mais propícios a iniciação de queimadas como foi no caso de 2016 e 2019 que ambas as duas variáveis foram destaques.

## 4 CONCLUSÃO

Através das análises realizadas neste referido trabalho, foi possível estabelecer relações entre os fatores ambientais e suas respectivas ligações com a emissão do material particulado, um dos principais agentes devastadores da qualidade do ar.

Através das técnicas estatísticas espaciais como LISA foi possível compreender que áreas como o Norte e Nordeste Mato-Grossense possuem mais municípios influenciadores no que diz respeito a material particulado, algo que poderia ter sido ocasionado pelos focos de queimadas, como visto nos mapas de intensidade de focos de queimadas pelo estado do Mato Grosso. Além disto, foi visto que locais com maiores áreas de povos indígenas têm menor incidência de focos de queimadas, o que fomenta a ideia de que há maior preservação do meio ambiente por estes povos.

Todos os fatores utilizados no início do estudo foram significativos em algum momento, o que ajuda a entender que em dada situação histórica o material particulado esta sendo afetado por outras variáveis. Com isso, foi possível estabelecer certas ligações, como no caso do material particulado, carbono e o enxofre que contribuem para a degradação do ar, onde são expelidas principalmente de focos de queimadas. Em todos os cinco anos estudados, foram fatores que influenciaram no aumento do material particulado: monóxido de carbono, ozônio, dióxido de enxofre, temperatura, focos de queimadas e precipitação acumulada. Já os que ajudaram a diminuir foram: dióxido de nitrogênio, umidade relativa percentual, direção e velocidade do vento.

Os resultados obtidos nesta monografia são de grande valia para implementação de políticas publicas visando a melhora da qualidade do ar neste e em qualquer outro estado brasileiro ou não. Algumas outras técnicas estatísticas podem ser utilizadas para implementação de resultados, como por exemplo a multivariada. Dentro das técnicas utilizadas, podem ser realizadas as análises de resíduos adequadas para os modelos de regressão linear e caso necessário aplicar modelos lineares generalizados.

## REFERÊNCIAS

- ANSELIN, L. Local indicators of spatial association—lisa. *Geographical analysis*, Wiley Online Library, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995. Citado na página 16.
- ARAÚJO, E. C. d.; URIBE-OPAZO, M. A.; JOHANN, J. A. Modelo de regressão espacial para estimativa da produtividade da soja associada a variáveis agrometeorológicas na região oeste do estado do paraná. *SciELO Brasil*, v. 34, p. 286–299, 2014. Citado na página 17.
- ARAUJO, J. M. de; ROSÁRIO, N. M. É. do. Poluição atmosférica associada ao material particulado no estado de são paulo: análise baseada em dados de satélite. *Brazilian Journal of Environmental Sciences (Online)*, v. 55, n. 1, p. 32–47, 2020. Citado na página 51.
- ARBEX, M. A. et al. A poluição do ar e o sistema respiratório. *Jornal Brasileiro de Pneumologia*, SciELO Brasil, v. 38, p. 643–655, 2012. Citado na página 13.
- BURT, J. E.; BARBER, G. M.; RIGBY, D. L. *Elementary statistics for geographers*. 3. ed. [S.l.]: Guilford Press, 2009. ISBN 978-1-57230-484-0. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 17.
- CARMONA, E. Y. H.; CUEVA, G. F. M. Concentración de material particulado y su relación con la temperatura del aire en los distritos de trujillo y victor larco herrera. Universidad César Vallejo, 2020. Citado na página 51.
- CARVALHO, M. S. et al. *Análise Espacial de Dados Geográficos*. [S.l.]: Embrapa, 2004. ISBN 85-7383-260-6. Citado na página 14.
- CAUMO, R. B. Estatística espacial em dados de área: uma modelagem inteiramente bayesiana para o mapeamento de doenças aplicada à dados relacionados com a natalidade em mulheres jovens de porto alegre. 2006. Citado na página 13.
- CHEN, Z. et al. Understanding meteorological influences on pm 2.5 concentrations across china: a temporal and spatial perspective. *Atmospheric Chemistry and Physics*, Copernicus GmbH, v. 18, n. 8, p. 5343–5358, 2018. Citado na página 50.
- GOICOCHEA, E. C.; ALONSO, G. C.; MASOT, A. N. Análisis espacial de la vulnerabilidad territorial (2000-2020) de los municipios cántabros a partir del índice de moran. v. 62, n. 1, p. 5–31, 2023. Citado na página 15.
- HARARI, I. Epidemia de garimpo ilegal ameaça o xingu. 2020. Citado na página 23.
- LEÃO, R. S.; FERREIRA, G. da S.; STRAUCH, J. C. M. Análise espaço-temporal dos focos de queimadas e incêndios em mato grosso, brasil, no ano de 2016. *RAEGA-O Espaço Geográfico em Análise*, v. 47, n. 1, p. 99–119, 2020. Citado na página 23.
- LULU, J. et al. Boletim agrometeorológico: anomalias de chuva de 1988 a 2022 em mato grosso (1ª e 2ª safras). Sinop, MT: Embrapa Agrossilvipastoril, 2022., 2022. Citado na página 50.
- LUZARDO, A. J. R.; FILHO, R. M. C. neda; RUBIM, I. B. Análise espacial exploratória com o emprego do índice de moran. v. 19, n. 40, p. 161–179, 2017. Citado na página 15.
- MAGALHÃES, M. d. A. F. M.; MEDRONHO, R. d. A. Análise espacial da tuberculose no rio de janeiro no período de 2005 a 2008 e fatores socioeconômicos associados utilizando microdado e modelos de regressão espaciais globais. *SciELO Brasil*, v. 22, p. 831–840, 2017. Citado na página 17.

- MARTINS, L. G. et al. Distribuição espacial de avistamentos de baleias jubarte megaptera novaeangliae (borowski: 1781)(cetacea: Balaenopteridae) na zona costeira do brasil. *Research, Society and Development*, v. 11, n. 10, p. e109111032463–e109111032463, 2022. Citado na página 16.
- MORENO, A. M. et al. Poluição do ar, uma grave ameaça para a saúde e a qualidade de vida da população: Uma proposta em educação ambiental. *Seven Editora*, p. 410–420, 2023. Citado na página 50.
- OLINDA, R. A. *Métodos para análise de independência entre marcas e pontos em processos pontuais marcados*. 76 p. mathesis, 2008. Citado na página 16.
- PERARO, C. R. et al. Estudo sobre emissões de gases e material particulado de combustão de misturas diesel e biodiesel em motogerador study on emissions of gases and particulate matter from combustion of diesel and biodiesel blends in a motogenerator. *Brazilian Journal of Development*, v. 7, n. 11, p. 107141–107159, 2021. Citado na página 50.
- Posit team. *RStudio: Integrated Development Environment for R*. Boston, MA, 2023. Disponível em: <<http://www.posit.co/>>. Citado na página 18.
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2023. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. Citado na página 18.
- RAMOS, F. R. Indicadores de autocorrelação local exemplo do município de são paulo. 2001. Citado na página 15.
- RÊGO, C. V.; PENA, M. G. Análise dos modelos de regressão espacial sar, sem e sac. 2012. Citado na página 17.
- SANTOS, F. S. d. et al. Avaliação da influência das condições meteorológicas na concentração de material particulado fino (mp 2, 5) em belo horizonte, mg. *Engenharia Sanitaria e Ambiental, SciELO Brasil*, v. 24, p. 371–381, 2019. Citado na página 50.
- SANTOS, L. dos; JUNIOR, A. A. R. Análise espacial de dados geográficos: a utilização da exploratory spatial data analysis-esda para identificação de áreas críticas de acidentes de trânsito no município de são carlos (sp). *Universidade Federal de Uberlândia*, v. 18, n. 35, p. 97–107, 2006. Citado na página 15.
- VORMITTAG, E. d. M. P. A. d. A. et al. Análise do monitoramento da qualidade do ar no brasil. *Estudos Avançados, SciELO Brasil*, v. 35, p. 7–30, 2021. Citado na página 13.
- W.H.O., W. H. O. et al. *WHO global air quality guidelines: particulate matter (PM2.5 and PM10), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide*. [S.l.]: World Health Organization, 2021. Citado na página 31.