



Análise de processos pontuais aplicados a focos de queimadas em Alagoas no ano de 2024.

Denilson de Oliveira Silva ¹, <https://orcid.org/0009-0000-4031-7772>

Patrícia Virgínia de Santana Lima², <https://orcid.org/0009-0005-4746-830X>

Sílvio Fernando Alves Xavier ³, <https://orcid.org/0000-0002-4832-0711>

¹Departamento de Estatística, Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande, Brasil.

Email: denilson.oliveira.silva@aluno.uepb.edu.br;

²Departamento de Estatística, Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande, Brasil.

Email: patricia.lima@aluno.uepb.edu.br;

³Departamento de Estatística, Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande, Brasil.

Email: silvio@servidor.uepb.edu.br.

RESEARCH ARTICLE

Annals of Data Analysis

<https://periodicos.ufpe.br/revistas/ADA/>

Submitted on: 12.12.2025.

Accepted on: 01.08.2026.

Published on: 01.08.2026.

Copyright © 2026 by author(s).

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License CC BY-NC-ND 4.0

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.en>



Abstract

In recent decades, wildfires have increased in frequency and intensity in Brazil. This study analyzed the spatial distribution of wildfire records in Alagoas in 2024, using INPE data converted to the metric system. The Kolmogorov-Smirnov, Chi-square, and Ripley's K tests were applied. The results indicated a concentration of wildfires in different regions of the state, mainly at distances of up to 10 km. The tests rejected the hypothesis of randomness, demonstrating organized spatial patterns of wildfire occurrence in Alagoas. These findings reinforce the need for regional public policies to prevent and monitor wildfires.

Keywords

Keywords: Spatial analysis, Point pattern, Clusters.

1. Introdução

Com o aumento dos focos de queimadas em Alagoas durante os meses mais secos de 2024, torna-se cada vez mais urgente compreender melhor onde e como esses eventos ocorrem. Esse conhecimento é essencial para orientar ações mais eficazes e localizadas de prevenção. Nesse contexto, a abordagem mais adequada é a análise de processos pontuais, que permite mapear a distribuição espacial dos focos de incêndio e identificar zonas com maior densidade de ocorrência. Segundo Marinho et al. (2020), esse tipo de análise é fundamental para revelar padrões que seriam imperceptíveis em estudos menos complexos. Além disso, métodos como a função K de Ripley, e testes de aleatoriedade espacial como Kolmogorov-Smirnov e

Qui-quadrado possibilitam detectar regiões com maior incidência e inferir se os focos apresentam comportamento aleatório, sistemático ou agrupado.

Com base nessa perspectiva, a utilização de dados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) fornece informações consistentes, fundamentais para a investigação espacial das queimadas. A transformação das coordenadas geográficas em sistema métrico possibilita análises mais acuradas, especialmente na identificação de padrões em diferentes escalas de distância. Assim, a análise não apenas permite localizar áreas críticas, mas também contribui para compreender a dinâmica territorial das queimadas no estado. Adicionalmente, os resultados obtidos por meio dessas técnicas oferecem subsídios para a formulação de políticas públicas voltadas ao manejo do fogo e à redução dos impactos socioambientais. A detecção de áreas com maior concentração de focos pode direcionar ações de monitoramento preventivo, otimizar a alocação de recursos e apoiar estratégias de conscientização comunitária. Dessa forma, a análise espacial se torna um instrumento estratégico para antecipar riscos, mitigar danos e reforçar práticas de gestão sustentável no enfrentamento às queimadas em Alagoas.

Nesse sentido, estudos recentes reforçam a importância da integração entre sensoriamento remoto, estatística espacial e sistemas de informação geográfica para compreender a dinâmica dos incêndios (Silva et al., 2021; Pereira et al., 2022). A análise multiescalar possibilita identificar desde padrões locais até tendências regionais, ampliando a capacidade de planejamento e resposta dos órgãos gestores. Além disso, a incorporação de séries temporais fornece subsídios para prever cenários futuros e compreender os efeitos das mudanças climáticas sobre a intensidade e frequência dos eventos (Oliveira; Santos, 2023). Tais avanços demonstram que o uso de metodologias robustas de análise espacial não apenas fortalece o diagnóstico sobre as queimadas, mas também amplia o suporte científico para políticas públicas mais eficazes.

As mudanças climáticas têm provocado transformações significativas nos padrões de temperatura e precipitação do Nordeste brasileiro, afetando diretamente os recursos hídricos e a dinâmica ambiental da região (Araujo et al., 2024). Estudos recentes baseados em modelos do CMIP6 indicam tendência de aumento das temperaturas médias e redução das chuvas, especialmente em áreas semiáridas, reforçando a vulnerabilidade climática do território (Nobre et al., 2023). Nesse contexto, o uso de modelos preditivos espaciais tem se mostrado essencial para compreender e antecipar os efeitos dessas variações no ambiente, permitindo identificar zonas de risco e planejar ações de mitigação (Santos; Lima; Moura, 2022).

2. Objetivo

O objetivo deste estudo é investigar a distribuição espacial dos focos de queimadas no estado de Alagoas, buscando verificar se existem padrões de agrupamento. A intenção é identificar áreas com maior concentração de focos e analisar se a distribuição é aleatória ou se há formação de clusters, o que pode indicar a influência de fatores ambientais ou antrópicos.

Objetivos específicos

- Mapear a ocorrência dos focos de queimadas em Alagoas durante o ano de 2024, utilizando dados do INPE.

- Aplicar técnicas de análise de processos pontuais, como os testes de Kolmogorov-Smirnov, Qui-quadrado e a função K de Ripley, para avaliar a distribuição espacial dos eventos.
- Identificar áreas críticas com maior concentração de queimadas, indicando possíveis zonas de risco ambiental.
- Avaliar se a distribuição espacial dos focos apresenta características de aleatoriedade, dispersão ou aglomeração.
- Fornecer subsídios científicos que possam contribuir para estratégias de prevenção e políticas públicas de monitoramento das queimadas em Alagoas.

3. Materias e Métodos

Neste capítulo será apresentada, de forma detalhada, a metodologia a fim de assegurar a clareza dos resultados obtidos neste estudo. Para tanto, serão descritos os procedimentos adotados desde a seleção e organização da base de dados até as técnicas de análise aplicadas. Esse detalhamento tem como finalidade garantir a transparência do processo, permitindo a replicação da pesquisa e fortalecendo a credibilidade dos achados. Assim, estabelece-se uma base sólida para a interpretação dos resultados apresentados nos capítulos posteriores. A seguir, na Tabela 1, apresentamos uma descrição detalhada das variáveis que compõem o nosso banco de dados.

Tabela 1: Descrição das variáveis da base de dados.

Variáveis	Classificações
Data e Hora	Contínua quantitativa
Satélite	Nominal qualitativa
País	Nominal qualitativa
Estado	Nominal qualitativa
Município	Nominal qualitativa
Bioma	Nominal qualitativa
Dia Sem Chuva	Discreta quantitativa
Precipitação	Contínua quantitativa
Risco de Fogo	Contínua quantitativa
Latitude	Contínua quantitativa
Longitude	Contínua quantitativa

Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

3.1.Dados e Ferramentas Utilizadas

Como o intuito deste estudo é avaliar a distribuição dos de focos de queimadas no estado da Alagoas. Então para isso utilizaremos um banco de dados obtido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (IMPE), abrangendo todo o ano de 2024, permitindo comparar possíveis variações. A análise foi realizada no *software* R, que oferece recursos avançados para manipulação e visualização de dados geográficos.

3.2. Teste de Aleatoriedade Espacial (Kolmogorov – Smirnov).

O teste de Kolmogorov–Smirnov aplicado a processos pontuais serve para comparar a distribuição das distâncias observadas entre os eventos com a distribuição teórica prevista sob a hipótese de completa aleatoriedade espacial (CAE). A hipótese nula assume essa aleatoriedade completa, enquanto a hipótese alternativa aponta para, algum tipo de estrutura espacial. A estatística de teste é definida como:

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)|, \quad (1)$$

em que D corresponde ao valor máximo da diferença absoluta entre a função de distribuição empírica $F_n(x)$, e a função de distribuição acumulada teórica $F_0(x)$, sob o CAE, se D for suficientemente grande, então rejeita-se a Hipótese nula.

3.3. Teste de Qui-Quadrado

O Teste de Qui-Quadrado é amplamente utilizado na estatística espacial para analisar a aleatoriedade de um padrão de pontos distribuídos em um espaço bidimensional. Esse teste verifica se a distribuição espacial dos pontos segue um padrão completamente aleatório ou se há indícios de aglomeração ou dispersão. Ou seja,

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \quad (2)$$

em que, O_i : é a frequência observada de pontos na i -ésima célula, e E_i é a frequência esperada nessa célula. o valor de χ^2 obtido é comparado ao valor crítico da distribuição qui-quadrado com $k-1$ graus de liberdade e nível de significância α (geralmente 0,05). Se o valor calculado de χ^2 , for maior que o valor crítico, rejeita-se a hipótese nula, indicando que o padrão de pontos não é aleatório.

3.4. Função Espacial K de Ripley.

Função K: Avalia a densidade de pontos em várias escalas, identificando agrupamentos em diferentes distâncias (Ben-Said, 2021). Definida como:

$$\hat{K}(h) = \frac{|A|}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{I_h(d_{ij})}{w_{ij}}, \quad (3)$$

em que $|A|$ representa a área analisada, $I_h(d_{ij})$ é a função indicadora que assume 1 quando d_{ij} é menor ou igual a h , e 0 caso contrário, e w_{ij} é a proporção da circunferência dos círculos centrados no ponto i que está contida dentro da região observada.

3.5. Estimador de Kernel.

Uma das ferramentas para a análise de processos pontuais é o estimador kernel, que permite a suavização da densidade de eventos e a obtenção de uma estimativa contínua de intensidade. Esse estimador é definido como:

$$\hat{\lambda}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right). \quad (4)$$

O estimador de densidade kernel é amplamente utilizado na análise de processos pontuais por permitir a suavização da distribuição espacial e a obtenção de uma estimativa contínua da intensidade de eventos (Baddeley; Rubak; Turner, 2015). A escolha adequada da largura de banda (h) é essencial, pois valores pequenos geram alta variabilidade e valores grandes causam super-suavização (Sharma; Singh; Pandey, 2020). Neste estudo, h foi selecionado por validação cruzada, equilibrando detalhamento e suavidade. Aplicou-se ainda correção de borda, minimizando viés nas extremidades. O estimador permitiu identificar hotspots de queimadas, contribuindo para compreender padrões espaciais e subsidiar ações de prevenção (Souza; Batista; Silva, 2023).

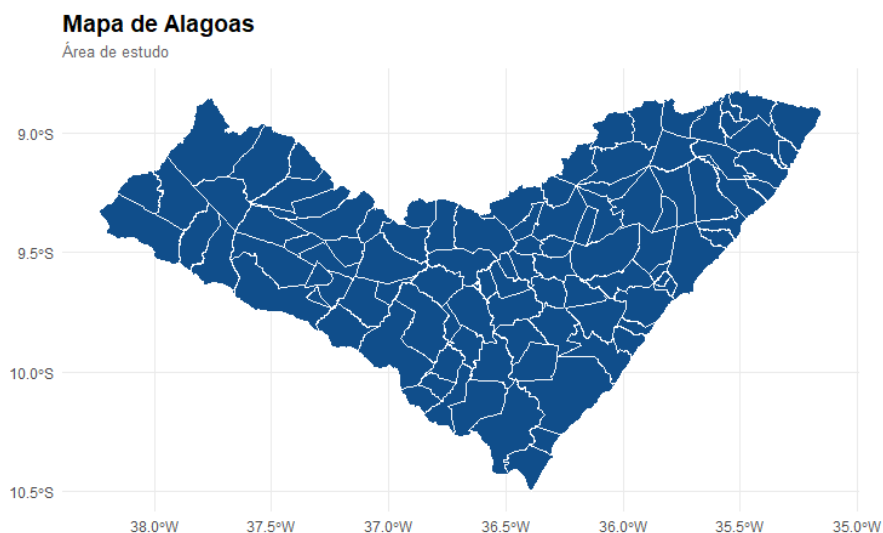
3.6. Critério de Informação de Akaike (AIC)

O Critério de Informação de Akaike (AIC) é amplamente utilizado para comparar modelos estatísticos, buscando equilibrar o ajuste aos dados e a simplicidade do modelo. Ele penaliza o excesso de parâmetros, evitando o sobreajuste e favorecendo modelos mais parcimoniosos. É calculado como $AIC = 2k - 2\ln(L)$, onde k representa o número de parâmetros e L a verossimilhança máxima. Modelos com menores valores de AIC são preferíveis, pois indicam melhor relação entre ajuste e complexidade (Akaike, 1974; Burnham e Anderson, 2002; Cavanaugh, 2019).

4. Resultados e Discussões

Inicialmente, na Figura 1, tem-se o mapa que apresenta os 102 municípios do estado de Alagoas, o qual desempenha um papel central na análise espacial das queimadas realizada neste estudo. Sua principal função é permitir a visualização da distribuição dos focos de incêndio em escala municipal, possibilitando a identificação de padrões regionais e áreas com maior incidência desses eventos. Ao representar os dados de forma geográfica, o mapa facilita a compreensão das disparidades territoriais e contribui para a detecção de zonas críticas que demandam maior atenção do poder público. Essa visualização espacial é fundamental para embasar decisões estratégicas, orientar políticas de prevenção e controle ambiental, além de colaborar para o monitoramento e o planejamento territorial.

Figura 1: Mapa do estado da Alagoas.



Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

De acordo com a Figura 2, o segundo mapa apresenta a distribuição espacial dos focos de queimadas no estado de Alagoas ao longo do ano de 2024. Os pontos vermelhos indicam as ocorrências registradas, espalhadas por todo o território estadual. Nota-se uma maior concentração de focos na porção oeste do estado, bem como nas regiões litorâneas e no agreste oriental, evidenciando padrões de agrupamento espacial. Municípios localizados no Sertão destacam-se por apresentar intensa atividade, com aglomerações significativas de focos. Em contrapartida, a região centro-sul, embora apresente registros, exibe uma menor densidade de ocorrências. Segundo Useni Sikuzani et al, (2023). Essa distribuição espacial dos eventos já sugere a existência de zonas críticas e agrupamentos definidos, portanto, torna-se essencial para identificar áreas prioritárias para ações de monitoramento, controle e prevenção (Messias; Ferreira, 2019). Além disso, áreas próximas a zonas de expansão urbana também apresentam maior incidência, possivelmente relacionadas ao desmatamento e à ocupação desordenada do solo. Esses fatores socioeconômicos e de uso da terra contribuem para a formação dos hotspots identificados, reforçando a importância de políticas públicas voltadas à conscientização ambiental e ao manejo sustentável

Figura 2: Mapas da distribuição espacial dos focos de queimadas ocorridos no estado da Alagoas no ano de 2024.



Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

A Tabela 2 apresenta os valores descritivos das variáveis analisadas nos biomas Caatinga e Mata Atlântica no estado da Alagoas, com base em médias (M), medianas (MD), desvios-padrão (DP) e intervalos interquartis (IIQ). Observa-se que o número médio de dias sem chuva foi consideravelmente maior na Caatinga (29,05 dias) em comparação à Mata Atlântica 18,08 dias, o que evidencia um padrão de maior aridez no primeiro bioma. A precipitação média também foi superior na Caatinga 0,44 mm, embora a variabilidade tenha sido maior, como mostra o desvio-padrão de 3,58 mm. Na Mata Atlântica, a precipitação apresentou média de 0,20 mm com desvio-padrão de 1,43 mm, indicando menor volume e menor dispersão. Quanto ao risco de fogo as médias foram semelhantes entre os biomas 0,87 na Caatinga e 0,93 na Mata Atlântica, embora o desvio-padrão e o IIQ tenham sido maiores na Mata Atlântica, sugerindo uma maior oscilação desse risco. Esses dados evidenciam diferenças importantes no comportamento climático e nos fatores de risco entre os biomas analisados.

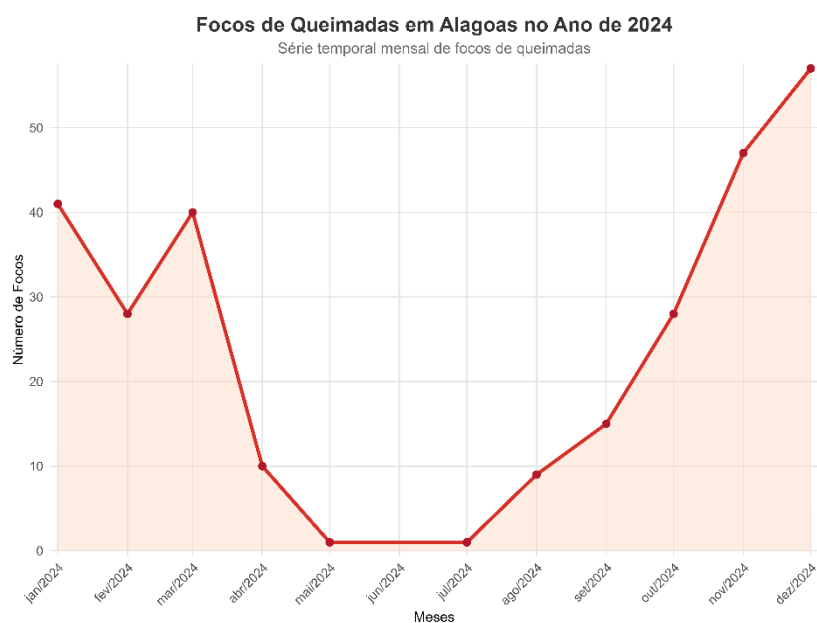
Tabela 2: Estatísticas descritivas das variáveis dias de sem chuva, precipitação e risco de fogo.

Variável		Bioma							
		Caatinga				Mata Atlântica			
		M	MD	DP	IIQ	M	MD	DP	IIQ
Dias Sem Chuva		13,17	4,00	19,72	13,00	19,91	14,00	20,53	21,75
Precipitação		1,27	0,00	3,41	0,02	0,57	0,00	2,67	0,00
Risco de Fogo		0,58	0,65	0,43	0,89	0,91	1,00	0,23	0,01
M = média; MD = mediana; DP = desvio padrão; IIQ = intervalo interquartil.									

Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

A Figura 3 apresenta a série temporal dos focos de queimadas no estado de Alagoas ao longo do ano de 2024, evidenciando uma forte variação sazonal. Observa-se uma acentuada redução entre janeiro e abril, com os menores registros concentrados entre maio e junho, período tradicionalmente mais úmido. A partir de julho, há um crescimento progressivo no número de focos, culminando em um pico expressivo no mês de dezembro. Conforme o estudo de Monteiro, et al., (2024). Esse padrão está diretamente associado à estiagem do segundo semestre, quando a umidade relativa do ar diminui e os ventos se intensificam, favorecendo a propagação do fogo. A distribuição ao longo dos meses reflete a dinâmica climática do semiárido, caracterizada por estações bem definidas. Esse comportamento reforça a necessidade de estratégias preventivas voltadas principalmente ao período seco, entre julho e dezembro, orientando ações de monitoramento e combate mais eficazes.

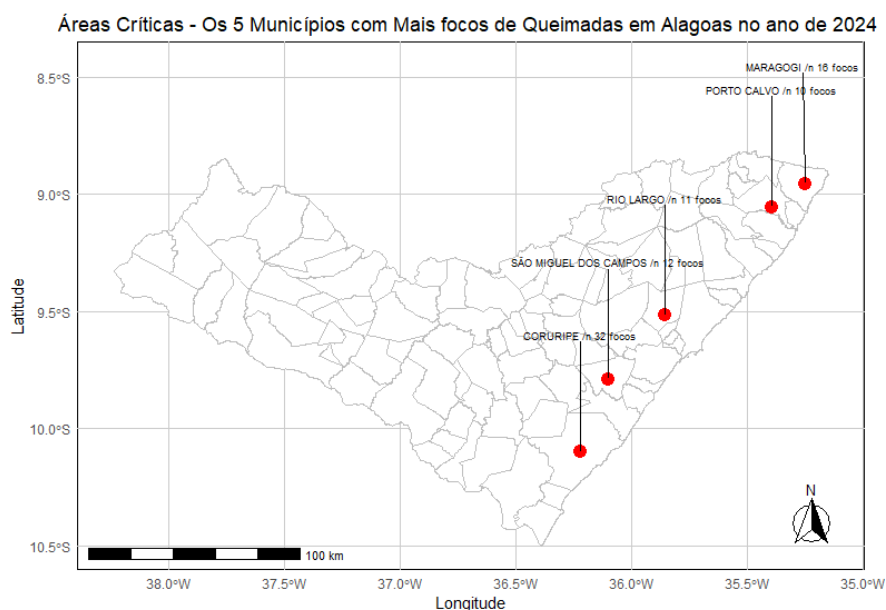
Figura 3: Gráfico de séries temporais, dos focos de queimadas.



Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

A Figura 4 destaca os cinco municípios de Alagoas com o maior número de focos de queimadas registrados no ano de 2024. Coruripe lidera com 32 focos, seguido por Maragogi (16), São Miguel dos Campos (12), Porto Calvo (11) e Rio Largo (11). A distribuição espacial evidencia que os focos não se concentram em uma única região, abrangendo tanto áreas do litoral quanto do interior do estado. A presença de municípios com diferentes características geográficas e socioeconômicas entre os mais afetados sugere a influência de múltiplos fatores, como práticas agropecuárias, expansão urbana e variabilidade climática. As áreas críticas apontadas no mapa requerem ações específicas de gestão ambiental, com foco na prevenção, fiscalização e educação ambiental. Essa identificação é fundamental para direcionar os recursos de forma mais eficiente, priorizando os territórios mais vulneráveis às queimadas.

Figura 4: Mapa dos 5 municípios com mais focos de queimadas, na Alagoas em 2024.



Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

Na Tabela 3, tem-se o resultado do teste de Kolmogorov – Smirnov, o valor de $D = 0,1128$ e o $p\text{-valor} < 0,001$ indicam que a distribuição dos focos ao longo da coordenada X no 2024/1 não é aleatória, sugerindo a existência de padrões espaciais.

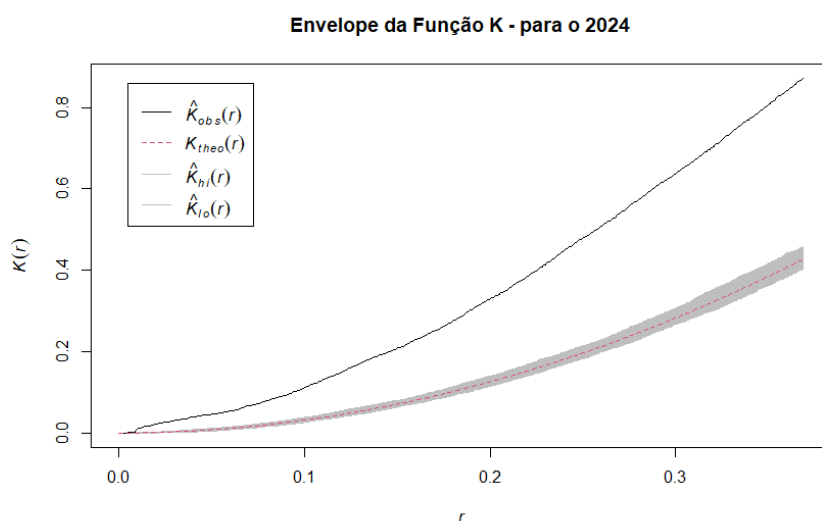
Tabela 3: Tabela com o teste de Kolmogorov-Smirnov.

Ano de 2024	Estatística D	p - valor
Alagoas	0,1128	<0,001

Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

A Figura 5 mostra os resultados da função K de Ripley aplicada aos dados de focos de queimadas em 2024. A linha vermelha representa o valor observado da função K, enquanto a linha tracejada vermelha representa a expectativa teórica sob hipótese de CAE. A linha vermelha se mantém consistentemente acima da faixa cinza do envelope de simulação, indicando que os focos de queimadas estão agrupados espacialmente. Isso confirma a rejeição da hipótese de CAE e reforça a existência de um padrão não aleatório. O resultado estatístico corrobora as observações visuais feitas no mapa espacial, fortalecendo a ideia de que há fatores estruturais influenciando a distribuição. E escala do agrupamento espacial observado de acordo com Silva J.G. et al. (2020).

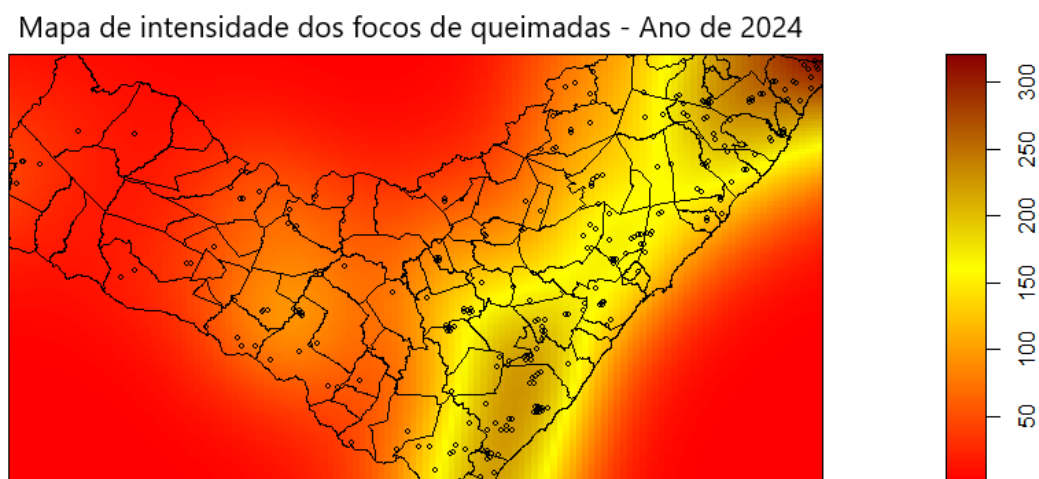
Figura 5: Gráfico de envelope da função K de Ripley



Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

Na Figura 6 tem-se o mapa de intensidade, podemos observar que a densidade dos focos de queimadas em todo o estado da Alagoas ao longo de 2024. As áreas em tonalidades mais escuras representam maior intensidade, enquanto as áreas amarelas indicam baixa intensidade. Há dois núcleos principais de alta densidade na região oeste, demonstrando os principais polos de concentração das queimadas. Essa visualização fornece uma leitura contínua da intensidade dos focos, diferente da representação pontual. O método de estimativa por kernel é útil para destacar áreas críticas de atuação e intervenção.

Figura 6: Mapa de intensidade dos focos de queimadas na Alagoas em 2024.



Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

De acordo com a Tabela 4, observa-se que os resultados do teste aplicado no ano de 2024, revelam que em todo o ano os pontos seguem um padrão de agrupamento, com p-valor menor que 0,05, revelando assim, evidências suficientes para se rejeitar a hipótese de aleatoriedade espacial.

Tabela 4: Tabela com o teste de Qui-Quadrado, para agrupamento das queimadas no estado da Alagoas.

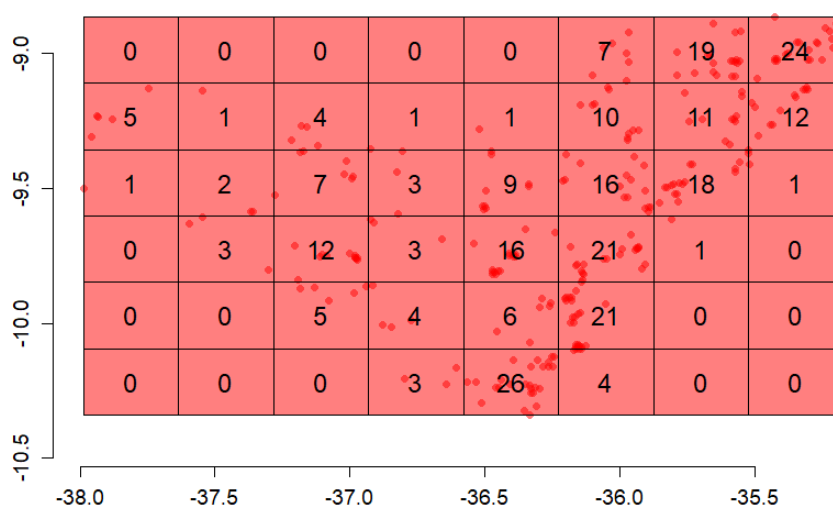
Ano de 2024	X^2	Graus de Liberdade	p - valor
Alagoas	331,84	23	<0,001

Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

A Figura 7 apresenta a divisão do território de Alagoas em quadrantes, contabilizando a quantidade de focos de queimadas registrados em cada célula ao longo de 2024. Observa-se uma expressiva concentração no extremo leste do estado, próximo ao litoral, com destaque para um quadrante que ultrapassa 20 registros. Há também uma concentração relevante em quadrantes do sudoeste, indicando duas zonas principais de risco. Segundo Kawamoto (2012), a representação em grade espacial facilita a identificação de padrões regionais, permitindo uma análise mais clara e objetiva da distribuição dos focos. Regiões centrais com menor incidência chamam atenção, podendo refletir fatores como cobertura vegetal, densidade urbana ou uso agrícola menos intensivo.

Figura 7: Gráfico dos quadrantes dos focos de queimadas na Alagoas em 2024.

Distribuição dos focos de queimadas no ano de 2024 em seus quadrantes



Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

A tabela 5 apresenta os valores do Critério de Informação de Akaike (AIC) para diferentes modelos ajustados aos focos de queimadas em Alagoas no ano de 2024. O modelo nulo, contendo apenas o intercepto, apresentou um AIC de -1771,656, servindo como referência. A inclusão da coordenada x (longitude) resultou em uma melhoria significativa do ajuste, reduzindo o AIC para -1839,296. A inclusão isolada da coordenada y (latitude), por sua vez, não demonstrou grande impacto, com AIC de -1772,518, muito próximo ao modelo nulo. Já o modelo que incorpora simultaneamente as coordenadas x e y apresentou o menor AIC (-1840,717), indicando o melhor desempenho entre os quatro modelos testados. Esses resultados evidenciam que a variável espacial longitudinal exerce maior influência sobre a distribuição dos focos, e que o modelo mais robusto é aquele que considera ambas as dimensões espaciais.

A comparação dos AICs confirma a relevância de incluir informações geográficas no entendimento do fenômeno.

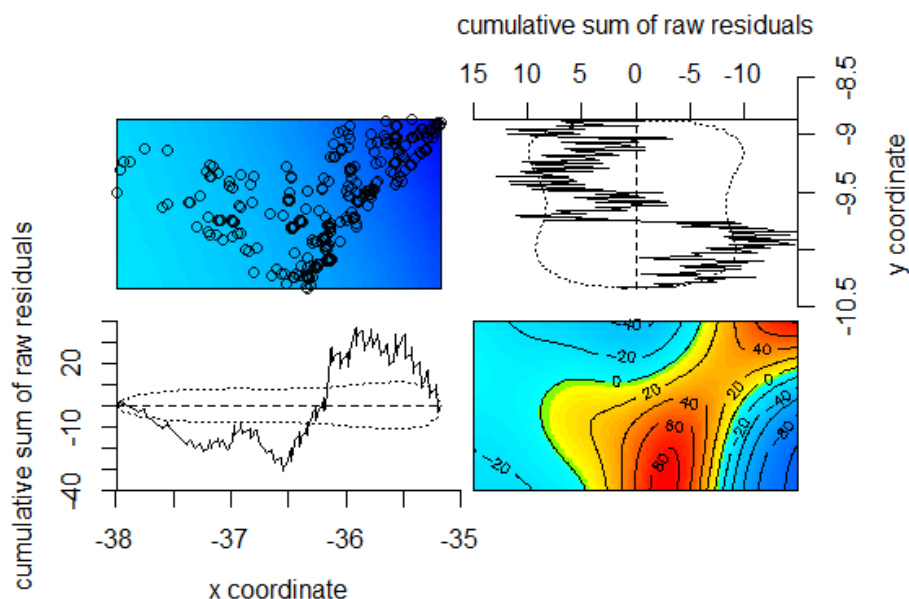
Tabela 5: Valores de AIC com todos os modelos testados.

	Modelos	Ano de 2024
AIC	Nulo (intercepto)	-1771,656
	Para a coordenada x	-1839,296
	Para a coordenada y	-1772,518
	Para a coordenada x e y	-1840,717

Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

Na Figura 8 tem-se a análise espacial de resíduos do modelo estatístico para as coordenadas x e y que obteve o menor AIC. As quatro seções representam diferentes formas de visualizar a distribuição e o acúmulo dos resíduos brutos. O gráfico inferior esquerdo apresenta a soma acumulada dos resíduos ao longo do eixo x, com limites de significância. Já o superior direito mostra o mesmo, mas em relação ao eixo y. O gráfico inferior direito traz uma superfície interpolada, destacando variações nos resíduos, enquanto o superior esquerdo sobrepõe os pontos observados a uma camada de intensidade de fundo. Segundo Lima Neto, (2024), dessa forma, é possível observar que o modelo apresentou, em geral, resultados satisfatórios, evidenciando um bom ajuste aos dados e coerência com o comportamento esperado das variáveis analisadas. Tal desempenho indica que as abordagens estatísticas utilizadas foram adequadas para representar a realidade estudada, permitindo inferências confiáveis sobre os padrões observados. Além disso, a consistência dos indicadores obtidos reforça a robustez metodológica adotada e demonstra que os modelos podem ser utilizados como base para análises complementares e para subsidiar tomadas de decisão fundamentadas.

Figura 8: Diagnóstico do modelo das coordenadas x e y.



Fonte: Elaborado pelos autores, (2025).

5. Conclusão

A análise dos focos de queimadas no estado de Alagoas indicou padrões claros de concentração espacial, em resumo, o estudo fornece uma visão sobre a distribuição espacial das queimadas, identificando áreas de maior vulnerabilidade e sugerindo caminhos para futuras investigações que explorem os fatores a esses padrões observados. E com isso os resultados destacam a necessidade de políticas públicas direcionadas às regiões com maior vulnerabilidade, principalmente durante o segundo semestre, quando o risco de queimadas aumenta. O uso contínuo dessas ferramentas analíticas para o estado da Alagoas e em outros estados pode apoiar a criação de estratégias de prevenção mais eficientes, ajudando não só na preservação dos ecossistemas, mas também na diminuição dos efeitos negativos sobre a saúde da população. Além disso, os testes de Kolmogorov-Smirnov e de Qui-quadrado confirmaram que a distribuição das queimadas é espacialmente agrupada e não aleatória em todos os semestres analisados. O Critério de Informação de Akaike (AIC) indicou que modelos mais complexos, especialmente os de grau cúbico, foram mais adequados para descrever a distribuição espacial no período de 2024, evidenciando a importância de abordagens estatísticas robustas para capturar a complexidade do fenômeno.

Como limitações, aponta-se apenas a possibilidade de aprimoramento futuro com a inclusão de novas variáveis explicativas e dados mais recentes, o que poderia tornar as análises ainda mais completas. No entanto, essas limitações não comprometem a robustez dos resultados, que se mostraram sólidos e de grande relevância para o entendimento e gestão das queimadas no estado.

Acknowledgements

Os autores agradecem ao WANDA 2025 pelo espaço de troca acadêmica e pelas contribuições indiretas oriundas das discussões e interações promovidas durante o evento, que auxiliaram no refinamento deste estudo.

Conflict of Interest Declaration

Os autores afirmam que não existem conflitos de interesse relacionados a este trabalho. Todos os coautores participaram da revisão do manuscrito e confirmam a ausência de interesses financeiros ou pessoais.

Referência

- Marinho, E. A., Almeida, C. M., & Barros, R. S. (2020). Temporal record and spatial distribution of fire foci in the state of Minas Gerais, Brazil. *Revista Brasileira de Cartografia*, 72(2), 345–360.
- Silva, J. G., et al. (2020). Análise espacial de focos de queimadas no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães – MT. *Revista Biodiversidade*, 19(1), 53–65. <https://periodicoscientificos.ufmt.br/ojs/index.php/biodiversidade/article/view/15843>
- Brasil. Ministério do Meio Ambiente. (2022). *Monitoramento das queimadas e incêndios florestais*. <http://queimadas.dgi.inpe.br>
- R Core Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.r-project.org/>
- Lima Neto, A. S. (2024). *Análise espacial de processos pontuais aplicado a focos de queimadas no estado de Goiás* (Trabalho de Conclusão de Curso, Graduação em Estatística). Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande.
- Messias, J. R., & Ferreira, L. N. (2019). Distribuição espacial dos focos de queimadas no Parque Nacional da Serra da Canastra – MG. *Caminhos de Geografia*, 20(71), 44–57. <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/44609>
- Useni Sikuzani, Y., Mpanda Mukenza, M., Khoji Muteya, H., Cirezi Cizung, N., Malaisse, F., & Bogaert, J. (2023). Vegetation fires in the Lubumbashi charcoal production basin (Democratic Republic of the Congo): Drivers, extent and spatiotemporal dynamics. *Land*, 12(12), Article 2171. <https://doi.org/10.3390/land12122171>
- Monteiro, V. C. T., Oliveira, M. A., Olinda, R. A., & Pereira, L. C. (2024). Point process analysis applied to fire outbreaks in São Paulo. *Socioeconomic Analytics*, 2(1), 164–174. <https://doi.org/10.51359/2965-4661.2024.265082>
- Kawamoto, M. T. (2012). *Análise de técnicas de distribuição espacial com padrões pontuais e aplicação a dados de acidentes de trânsito e a dados de dengue de Rio Claro–SP* (Dissertação de mestrado). Universidade Estadual Paulista, Instituto de Biociências de Botucatu.
- Marinho, E. A., Almeida, C. M., & Barros, R. S. (2020). Análise espacial de padrões de queimadas: Uma abordagem com processos pontuais. *Revista Brasileira de Cartografia*, 72(2), 345–360.
- Silva, J. P., Costa, M. L., & Freitas, T. C. (2021). Integração de dados espaciais na análise de incêndios florestais no Nordeste do Brasil. *Sociedade & Natureza*, 33(2), 115–132.
- Pereira, R. M., Nascimento, A. F., & Lima, G. (2022). Análise espaço-temporal de focos de calor a partir de dados do INPE. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 15(4), 2012–2028.
- Oliveira, D. R., & Santos, V. C. (2023). Mudanças climáticas e padrões de queimadas no semiárido brasileiro. *Revista de Geociências do Nordeste*, 9(1), 88–105.
- Baddeley, A., Rubak, E., & Turner, R. (2015). *Spatial point patterns: Methodology and applications with R* (2nd ed.). Chapman and Hall/CRC.

- Sharma, R., Singh, S. K., & Pandey, A. (2020). Estimation of wildfire intensity and spatial patterns using kernel density estimation. *Ecological Informatics*, 60, 101171. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101171>
- Souza, L. M., Batista, A. C., & Silva, F. G. (2023). Spatial dynamics of forest fires in the Brazilian semiarid region: An analysis using kernel density estimation. *Journal of Environmental Management*, 338, 120674. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.120674>
- Araujo, D. C. S., et al. (2024). Analysis of climate change scenarios using CMIP6 models for the state of Pernambuco, Northeastern Brazil. *Revista Brasileira de Climatologia e Ambiente*, 23(2), 45–58.
- Nobre, C. A., et al. (2023). Climate change and regional impacts in Brazil: Vulnerabilities and adaptation strategies. *Climate Risk Management*, 41, 100543. <https://doi.org/10.1016/j.crm.2023.100543>
- Santos, J. F., Lima, M. A., & Moura, M. S. B. (2022). Spatial modeling of climate variability and drought risk in the Brazilian Northeast. *Theoretical and Applied Climatology*, 149, 1023–1038. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-04045-6>
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model selection and multimodel inference: A practical information-theoretic approach* (2nd ed.). Springer.
- Cavanaugh, J. E. (2019). The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, and applications. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 11(3), e1460. <https://doi.org/10.1002/wics.1460>