

Análise de séries temporais de focos de calor em biomas brasileiros utilizando o Grafo de Visibilidade Horizontal

Analysis of satellite time series of hot pixels in brazilian biomes using the Horizontal Visibility Graph

Análisis de la serie de tiempos por satélite de focos de calor en biomas brasileños mediante el Grafo de Visibilidad Horizontal

Recebido: 03/07/2020 | Revisado: 13/07/2020 | Aceito: 15/08/2020 | Publicado: 20/08/2020

Joelma Mayara da Silva

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2354-6068>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: jms.estat@gmail.com

Lidiane da Silva Araújo

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3111-7925>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: lidiane_sac@hotmail.com

Tatijana Stosic

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5691-945X>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: tastosic@gmail.com

Borko Stosic

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5031-6968>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: borkostosic@gmail.com

Resumo

As queimadas são processos complexos que podem ter causas naturais ou serem resultado da interferência humana. O efeito do fogo em um ecossistema varia de acordo com sua sensibilidade, mas a recorrência do fogo pode afetar o equilíbrio ambiental e a saúde humana. Buscando reduzir os efeitos negativos das queimadas, faz-se necessário monitorar sua ocorrência e compreender sua dinâmica. No Brasil, o monitoramento é realizado via satélite, com que se detectam os focos de calor. Esse processo é realizado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), que disponibiliza os dados utilizados neste trabalho. Com o

objetivo de estudar a variabilidade temporal das queimadas nos biomas Amazônia, Cerrado, Caatinga e Mata Atlântica, utiliza-se neste trabalho o método Grafo de Visibilidade Horizontal, com que se transformam as séries temporais de focos de calor desses biomas em redes complexas. Delas, extraem-se as medidas topológicas com as quais é possível avaliar se a dinâmica que governa cada rede gerada representa um processo estocástico ou caótico. Tais medidas são: o Coeficiente λ da distribuição de grau do nó, o Coeficiente de Agrupamento e o Comprimento Médio do Caminho. Os resultados obtidos mostraram que as propriedades topológicas das redes variam de acordo com o número de focos de calor e com a relação (n° de focos de calor)/(área do bioma). A dinâmica de queimadas apresentou características de um processo estocástico correlacionado para os biomas Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica, e um processo caótico para o bioma Caatinga.

Palavras-chave: Queimadas; Biomas; Redes complexas; Grafo de visibilidade horizontal.

Abstract

Vegetation fires are complex processes that can have natural causes or be result of human activities. The effect of fire on an ecosystem varies according to its sensitivity, but the recurrence of fires can affect the environmental equilibrium and human health. Seeking to reduce the negative effects of fires, it is necessary to monitor their occurrence and understand their dynamics. In Brazil monitoring is carried out via satellites, which detect hot pixels. This process is performed by National Institute for Space Research (INPE), that provides data used in this work. In order to study the temporal variability of fires in the Amazon, Cerrado, Caatinga and Atlantic Forest biomes, this work uses the Horizontal Visibility Graph method that generates a complex network for each biome and, using topological measures, evaluates whether the series of hot pixels represent stochastic or chaotic process. The measures used are the Coefficient λ of the degree distribution, the Clustering Coefficient and the Average Path Length. The results showed that the topological properties of networks varied according to the number of hot pixels and the number of pixels per unit of area of biome. The fire dynamics presented the correlated stochastic process for Amazon, Cerrado and Atlantic Forest biomes and the chaotic process for the Caatinga biome.

Keywords: Vegetation fires; Biomes; Complex networks; Horizontal visibility graph.

Resumen

Los incendios forestales son procesos complejos que pueden tener causas naturales o ser el resultado de la interferencia humana. El efecto del fuego en un ecosistema varía según su

sensibilidade, pero la recurrencia del fuego puede afectar el equilibrio ambiental y la salud humana. Buscando reducir los efectos negativos de los incendios, es necesario monitorear su ocurrencia y comprender su dinámica. En Brasil, el monitoreo se realiza vía satélite, con lo cual se detectan focos de calor. Este proceso lo lleva a cabo el Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), que proporciona los datos utilizados en este trabajo. Para estudiar la variabilidad temporal de los incendios en los biomas del Amazonia, Cerrado, Caatinga y el Mata Atlántica, este trabajo utiliza el método del Grafo de Visibilidad Horizontal, con el cual las series temporales de focos de calor de estos biomas se transforman en redes complejas. A partir de ellos, se extraen las medidas topológicas con las cuales es posible evaluar si la dinámica que gobierna cada red generada representa un proceso estocástico o caótico. Estas medidas son: el Coeficiente λ de la distribución de grados del nodo, el Coeficiente de Agrupamiento y la Longitud Promedia. Los resultados obtenidos mostraron que las propiedades topológicas de las redes varían según el número de focos de calor y el $(n^\circ \text{ de focos de calor})/(\text{área del bioma})$. La dinámica de los incendios presentó características de un proceso estocástico correlacionado para los biomas del Amazonia, el Cerrado y el Mata Atlántica, y un proceso caótico para el bioma de Caatinga.

Palabras clave: Incendios forestales; Biomas; Redes complejas; Grafo de visibilidad horizontal.

1. Introdução

A queima de biomassa impacta os ecossistemas atingidos e está relacionada a alterações climáticas e poluição atmosférica. As queimadas são causadas por fatores naturais e/ou interferência humana, e em países em desenvolvimento são utilizadas como recurso fundamental da agricultura (Nogueira *et al.*, 2017). As queimadas estão entre as principais fontes de emissão de aerossóis que poluem a atmosfera e podem causar problemas para a saúde, bem-estar e meio ambiente (Castro *et al.*, 2016; Santos *et al.* 2016).

A recorrência de queimadas pode gerar desequilíbrios nos ecossistemas, que são impactados de acordo com seu grau de sensibilidade. Os ecossistemas brasileiros podem ser classificados em três categorias quanto a sua sensibilidade ao fogo: sensível, dependente ou independente. Possuem características sensíveis ao fogo as florestas tropicais Amazônia e Mata Atlântica, cujas espécies são danificadas pelas queimadas. O Cerrado, Pampa e Pantanal são dependentes do fogo, ou seja, evoluíram com a sua presença periódica ou episódica. E, devido a condições climáticas desfavoráveis e escassez de biomassa, a Caatinga é classificada

como independente do fogo (Pivello, 2011; Nogueira *et al.*, 2017).

A ocorrência de queimadas é influenciada por períodos de seca e eventos extremos que alteram o regime pluviométrico. Tais eventos têm sido cada vez mais frequentes no século XXI e suas consequências, em particular, para o bioma Amazônia são alarmantes, podendo alterar completamente o ecossistema e torná-lo inflamável (Marengo *et al.*, 2011; Aragão *et al.*, 2018; Nobre; Borma, 2009).

O monitoramento de queimadas é uma ferramenta importante para mitigar seus efeitos negativos e fornecer subsídios para conter seu aumento (Melo *et al.*, 2020). A detecção de queimadas no Brasil teve início em meados de 1985 com um experimento realizado por pesquisadores do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), passando a operar rotineiramente desde 1987. Em 1998 o projeto recebeu o importante apoio do programa nacional PROARCO com recursos do Ministério do Meio Ambiente que, na busca pelo controle de queimadas e do desmatamento no arco da Amazônia, contribuiu para o aperfeiçoamento do trabalho de detecção de focos de calor (INPE, 2019).

Atualmente o INPE recebe e processa mais de 200 imagens por dia, oriundas de nove satélites com sensores ópticos utilizadas para detectar focos de calor na vegetação. O monitoramento via satélite é a forma mais viável utilizada no Brasil devido a sua extensão territorial (Lima *et al.*, 2020).

Nesse sentido se faz necessário compreender o sistema complexo das queimadas para os biomas brasileiros, o que será abordado neste trabalho por meio do método Grafo de Visibilidade Horizontal, baseado na teoria de redes complexas.

2. Referencial Teórico

Nas últimas décadas, métodos baseados em teoria do caos, conceito fractal e teoria da informação contribuíram significativamente para a compreensão de processos dinâmicos dependentes do tempo. Recentemente especial atenção se tem dado a métodos baseados em redes complexas para analisar séries temporais não-lineares (Zou *et al.*, 2019). Há três maneiras principais de transformar séries temporais em redes complexas: com base na similaridade, obtêm-se redes de proximidade; com base na visibilidade, obtêm-se grafos de visibilidade; e, por meio da probabilidade de transição, geram-se redes de transição (Zou *et al.*, 2019). Entre esses métodos, um que se tem destacado é o Grafo de Visibilidade (*Visibility Graph* – VG), que considera um critério de “visibilidade” para determinar a ligação entre dois

nós da rede gerada, associados a pontos de dados da série temporal em análise. Esse método possui duas formas, o Grafo de Visibilidade Natural (VG) (Lacasa *et al.*, 2008) e o Grafo de Visibilidade Horizontal (*Horizontal Visibility Graph* – HVG) (Luque *et al.*, 2009), esta última abordagem utilizada neste trabalho.

2.1. Grafo de Visibilidade Horizontal

O Grafo de Visibilidade Horizontal considera um critério geométrico de visibilidade e é um subgrafo do Grafo de Visibilidade Natural. Esse método foi utilizado em estudos de Geofísica (Telesca, 2012) e Climatologia (Pierini, 2012). O algoritmo de construção do HVG é descrito a seguir.

Seja $\{x_i\}_{i=1,\dots,N}$ uma série temporal com N dados. O algoritmo associa a cada dado da série um nó no Grafo de Visibilidade Horizontal. Dois nós i e j do grafo são conectados se for possível traçar uma linha horizontal na série temporal unindo x_i e x_j sem interceptar nenhum dado intermediário. Isto é, i e j são dois nós conectados se o seguinte critério geométrico for satisfeito:

$$x_i, x_j > x_n \text{ para } n \text{ tal que } i < n < j.$$

Os nós de uma rede complexa podem apresentar diferentes quantidades de conexões. O número de conexões k de um nó é chamado de grau do nó e é uma quantidade com a qual se podem extrair diversas medidas para a topologia da rede (Sivakumar; Woldemeskel, 2015), tais como: o Coeficiente λ da distribuição de grau do nó, o Coeficiente de Agrupamento e o Comprimento Médio do Caminho. Esses coeficientes encontram-se descritos na seção a seguir.

2.2. Índices topológicos do Grafo de Visibilidade Horizontal

2.2.1. Distribuição do grau do nó

A distribuição do grau do nó é caracterizada pela função de distribuição $p(k)$ que possui comportamento exponencial $p(k) \sim \exp(-\lambda k)$. Calcula-se, portanto, o expoente λ pela medida da inclinação da reta $\ln(p(k))$ versus k . Com o valor de λ , pode-se classificar a série

que origina o grafo da seguinte forma (Lacasa; Toral, 2010): caótica, se $\lambda < \ln\left(\frac{3}{2}\right)$; e não correlacionada, se $\lambda = \ln\left(\frac{3}{2}\right)$. As redes que resultam em $\lambda > \ln\left(\frac{3}{2}\right)$ são governadas por processos estocásticos correlacionados e, quanto mais acima deste limiar o Coeficiente λ estiver, maior correlação possuirá a rede a ele associada.

2.2.2. Coeficiente de Agrupamento

O Coeficiente de Agrupamento quantifica a tendência da rede para agrupamento e é basicamente uma medida de densidade local. Esse coeficiente é assim calculado: considere-se um nó i da rede e seja k_i o número de nós conectados a ele (vizinhanças do nó i). Se a vizinhança de i faz parte de um grupo, ou seja, se os nós conectados a i possuem conexões entre si, haverá $\frac{k_i(k_i-1)}{2}$ possíveis ligações entre eles. O Coeficiente de Agrupamento do nó i é definido pela razão entre o número e_i de conexões existentes entre os k_i nós e o número total de conexões possíveis $\frac{k_i(k_i-1)}{2}$; ou seja, $c_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i-1)}$.

O processo é repetido para todos os nós da rede e a média dos valores de c_i é o Coeficiente de Agrupamento Médio $C = \frac{1}{N} \sum_i c_i$ (Sivakumar; Woldemeskel, 2015).

2.2.3. Comprimento Médio do Caminho

Uma importante medida global do grafo é o Comprimento Médio do Caminho, que indica o quanto a rede é integrada; ou seja, o quão fácil é transportar informação nela. Essa medida é definida como a média dos caminhos mais curtos entre todos os pares possíveis de nós: $\langle d_{ij} \rangle = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{ij} d_{ij}$, em que d_{ij} é a mínima distância entre os nós i e j (Stam; Reijneveld, 2007).

3. Metodologia

O procedimento realizado neste trabalho para analisar a dinâmica de queimadas em biomas brasileiros baseia-se na obtenção das medidas topológicas de redes complexas. Elas são geradas a partir dos dados registrados nas séries temporais de focos de calor em estudo pelo uso do Grafo de Visibilidade Horizontal apresentado na Seção 2.1. Os índices

topológicos das redes geradas são então determinados e, a partir dos valores obtidos para esses coeficientes, pode-se afirmar se as séries temporais que originaram essas redes são governadas por processos estocásticos ou aleatórios, além de mensurar a capacidade de transferência de informação dentro das redes. No estudo aqui desenvolvido, os índices topológicos avaliados são: o Coeficiente λ da distribuição de grau do nó, o Coeficiente de Agrupamento e o Comprimento Médio do Caminho, definidos na Seção 2.2. O tratamento das séries temporais analisadas e o software utilizado para os cálculos aqui realizados são apresentados a seguir.

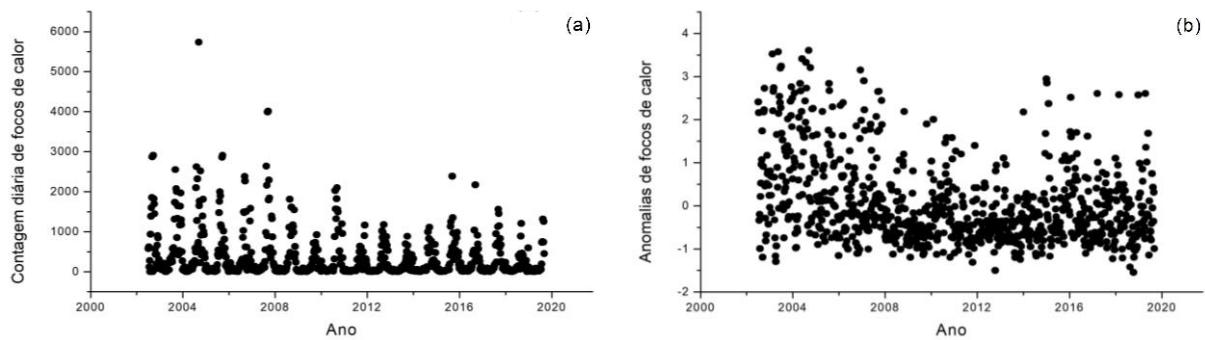
3.1. Dados

Neste trabalho foram analisados os dados de queimadas (ou focos de calor) dos biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, registrados no período de 04 de julho de 2002 a 10 de setembro de 2019. Fornecidos pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), os dados foram obtidos pelo satélite de referência AQUA_M-T e agrupados de forma a se obter a contagem diária de focos.

Para se obterem as séries de anomalias, que reduzem a influência sazonal da série temporal analisada, os dados foram transformados de acordo com: $X_{ij}(t) = \frac{x_{ij}(t) - \langle x_i(t) \rangle}{\sigma_i}$, em que $x(t)$ é o valor observado no tempo t ; $\langle x(t) \rangle$ é a média diária em todos os anos observados e σ é o desvio padrão do dia (Benicio *et al*, 2013).

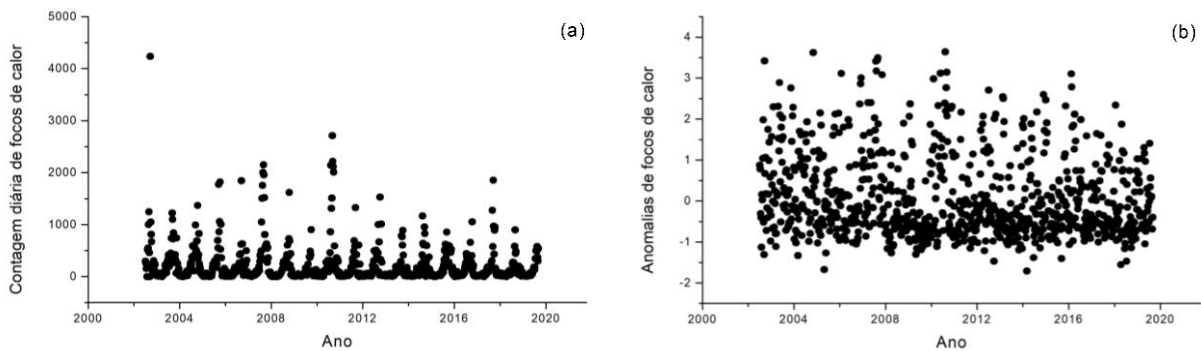
As análises foram, então, realizadas considerando séries diárias completas de contagem e séries de anomalias de focos de calor dos biomas estudados (Figuras 1 a 4). Pode-se observar dessas séries que a contagem de focos apresenta valores mais altos entre 2003 e 2008, e que, após este período, com exceção do bioma Cerrado, apresenta menores ocorrências. Além disso as séries de contagem exibem um padrão sazonal anual, o que não é observado nas de anomalias, cujo comportamento é mais aleatório.

Figura 1. Série de contagem diária (a) e de anomalias (b) de focos de calor no bioma Amazônia no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.



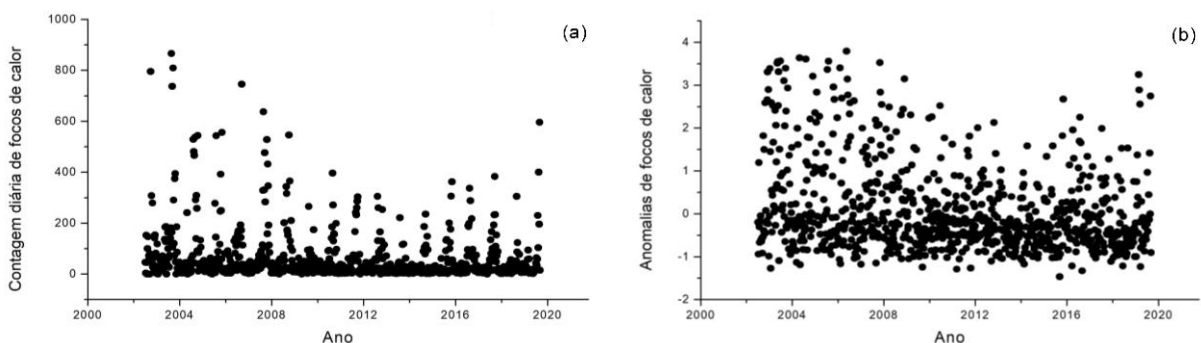
Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Figura 2. Série de contagem diária (a) e de anomalias (b) de focos de calor no bioma Cerrado no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.



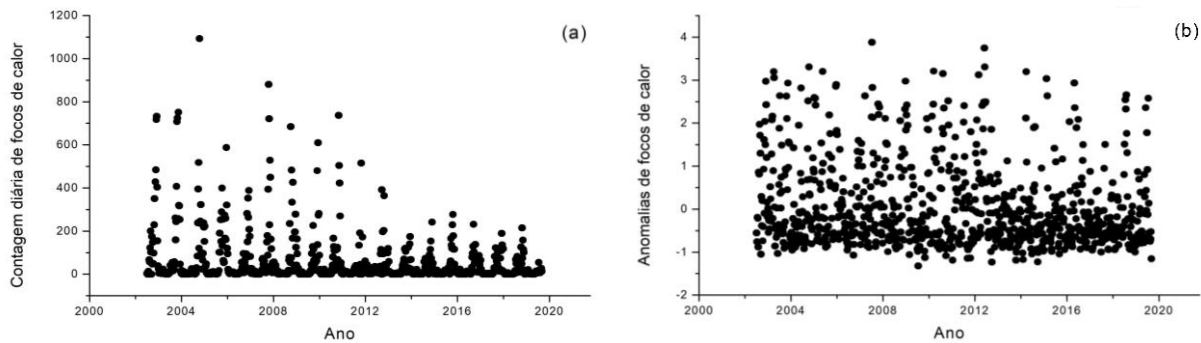
Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Figura 3. Série de contagem diária (a) e de anomalias (b) de focos de calor no bioma Mata Atlântica no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.



Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Figura 4. Série de contagem diária (a) e de anomalias (b) de focos de calor no bioma Caatinga no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.



Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

3.2. O Software utilizado

Toda a análise feita neste trabalho foi realizada com uso de um *software* próprio, desenvolvido em linguagem C de programação. O código desenvolvido funciona da seguinte forma: recebe os dados da série temporal a ser analisada e aplica o Grafo de Visibilidade Horizontal para convertê-la em uma rede complexa. Em seguida são realizadas as medidas topológicas da rede gerada; isto é, são calculados o Coeficiente de Agrupamento, o Comprimento Médio do Caminho e o Coeficiente λ .

4. Resultados e Discussão

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos a partir das análises das séries temporais diárias de focos de calor identificados pelo satélite de referência AQUA_M-T e processados pelo INPE no período de 04 de julho de 2002 até 10 de setembro de 2019. Foram analisadas as séries de focos de calor dos biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, que, unidos, correspondem a cerca de 96,1% do território brasileiro, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Os números de focos de calor registrados nos biomas brasileiros aqui estudados, bem como a área ocupada por cada bioma e a razão entre esses dois parâmetros são apresentados na Tabela 1. Dela se observa que os biomas Amazônia e Cerrado são os que detêm o maior número de focos de calor identificados. Os valores absolutos, porém, não consideram a extensão territorial desses biomas, que é bem distinta uma vez que, por exemplo, o bioma Amazônia é no mínimo duas vezes maior que os demais. É mais apropriado, portanto,

comparar os dados do valor relativo, já que este considera a área. Fazendo isso, observa-se a ocorrência de aproximadamente um foco a cada 2 km² do território. Verifica-se ainda que, embora o bioma Amazônia possua a maior quantidade de focos de calor registrada, é o Cerrado que em números relativos apresenta maior valor, com 0,64 focos/km². Isso corresponde ao dobro do que é registrado para o bioma Mata Atlântica, que apresenta a menor quantidade relativa.

Tabela 1. Número de focos de calor registrados desde 04/07/2002 a 10/09/2019 em biomas brasileiros, área por eles ocupada e valor relativo de focos de calor por área.

Bioma	Nº de focos de calor	Área (km ²)	Nº de focos de calor / Área (km ²)
Amazônia	2.127.546	4.196.943	0,51
Cerrado	1.301.723	2.036.448	0,64
Mata Atlântica	358.000	1.110.182	0,32
Caatinga	329.981	844.453	0,39
Total	4.117.250	8.188.026	0,50

Fonte: INPE, IBGE e autores (2020).

Ao avaliar a relação (nº de focos de calor)/(área do bioma) em comparação com o valor absoluto (contagem de focos), vê-se, portanto, que os biomas apresentam comportamentos distintos. A discrepância de valores obtida com esses registros se deve às características particulares de cada bioma. Classificando esses biomas em ordem decrescente de contagem de focos, tem-se: Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga. Quando se trata de valor relativo (nº de focos de calor/área do bioma), entretanto, a ordem é: Cerrado, Amazônia, Caatinga e Mata Atlântica.

Os biomas se diferenciam pelas características de sua biodiversidade. Assim sendo, cada bioma é afetado pelo fogo de maneira diferente; isto é, o ecossistema do bioma atingido pelo fogo pode sofrer consequências desde positivas a degradantes, a depender de suas características (Costa; Rodrigues, 2015). Nogueira *et al.* (2017) avaliaram a sazonalidade das queimadas para os biomas mais propensos a incêndios, Amazônia, Cerrado, Caatinga e Mata Atlântica, de acordo com a relação (área queimada)/(índice de perigo de incêndio), e identificaram que a relação é particular para cada ecossistema.

Santos *et al.* (2019) destacaram o fogo como fator que retarda a regeneração da floresta nativa do bioma Mata Atlântica, que está entre os ecossistemas mais devastados do planeta. No Cerrado, a propagação do fogo varia de acordo com a vegetação (Gomes *et al.*,

2020). Segundo Copertino *et al.* (2019), as alterações do regime do fogo e alterações climáticas têm tornado a Amazônia mais vulnerável.

As séries diárias de focos de calor de cada bioma foram transformadas em redes complexas utilizando o Grafo de Visibilidade Horizontal e, a partir das redes obtidas, calculou-se o Coeficiente de Agrupamento, o Comprimento Médio do Caminho e o Coeficiente λ da distribuição de grau do nó. Seus valores são apresentados na Tabela 2.

Os resultados obtidos para as medidas topológicas das redes (ver Tabela 2) revelam que os Coeficientes de Agrupamento das séries de contagem (Cont.) e de anomalias (Anom.) dos biomas Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga apresentam valores bem próximos. O Comprimento Médio do Caminho para as séries de contagem do bioma Amazônia é semelhante ao do Cerrado, que mostrou ser necessário percorrer, em média, 20 nós da rede para se chegar aos demais. Para os biomas Mata Atlântica e Caatinga, entretanto, esse valor é próximo de 14 e 18, respectivamente, indicando que as redes dessas séries são mais conectadas. Nas séries de anomalias o Comprimento Médio do Caminho tem valores próximos para todos os biomas. O Coeficiente λ (inclinação da reta semilogarítmica da distribuição de probabilidade do grau do nó) apresentou valores característicos de séries correlacionadas, exceto para a série de anomalias do bioma Caatinga, onde a ocorrência de queimadas apresenta características de um processo caótico. Um estudo recente usando a metodologia *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) também mostrou que as séries diárias de queimadas na Amazônia representam um processo correlacionado, com correlações de longo alcance persistentes (Stosic *et al.*, 2016).

Tabela 2. Medidas topológicas das redes do Grafo de Visibilidade Horizontal obtidas das séries de contagem (Cont.) e de anomalias (Anom.) de focos de calor nos biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga no período de 04/07/2002 a 10/09/2019.

Medidas topológicas	Amazônia		Cerrado		Mata Atlântica		Caatinga	
	Cont.	Anom.	Cont.	Anom.	Cont.	Anom.	Cont.	Anom.
Coeficiente de Agrupamento	0,637	0,656	0,640	0,662	0,621	0,654	0,573	0,665
Comprimento Médio do Caminho	20,289	13,464	20,724	12,281	14,489	12,045	18,665	11,876
Coeficiente λ	0,436	0,426	0,450	0,424	0,429	0,405	0,430	0,393

Fonte: Elaborada pelos autores (2020).

Comparando os resultados apresentados na Tabela 1 e Tabela 2, observa-se que o Coeficiente de Agrupamento para dados de contagem (Cont.) é maior para Amazônia e Cerrado, biomas com maior número de focos de calor. O Comprimento Médio do Caminho e o Coeficiente λ das séries originais seguem a ordem de crescimento da relação (nº de focos de calor)/(área do bioma); ou seja, quanto menor o valor relativo, menos correlacionada (com rede mais conectada) é a dinâmica das queimadas no bioma. Algo semelhante ocorre quando se avaliam as redes geradas a partir das séries de anomalias. Nesse caso, entretanto, a equivalência se verifica em relação à contagem de focos de calor.

5. Considerações Finais

Os resultados apresentados neste trabalho revelaram que as medidas topológicas das redes obtidas a partir do Grafo de Visibilidade Horizontal capturam a dinâmica temporal das queimadas dos biomas Amazônia, Cerrado, Caatinga e Mata Atlântica.

O Coeficiente de Agrupamento da série de contagem é maior para Amazônia e Cerrado, biomas que contêm os maiores registros de focos de calor.

O Comprimento Médio do Caminho e o Coeficiente λ da distribuição do grau do nó das séries de contagem revelam que, quanto menor o valor da relação (nº de focos de calor)/(área do bioma), menos correlacionado (com rede mais conectada) é o processo das queimadas no bioma. Para as séries de anomalias, esse padrão se repete em relação ao número de focos de calor detectados nos biomas.

Como trabalho futuro pode-se explorar outras medidas topológicas das redes e verificar quais novas informações sobre a dinâmica de queimadas poderão ser obtidas.

Agradecimentos

Os autores expressam seus agradecimentos à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo financiamento das bolsas de Mestrado e Pós-Doutorado, de grande valia no desenvolvimento deste trabalho. Agradecimento extensivo ao INPE por disponibilizar os dados em sua plataforma e à Universidade Federal Rural de Pernambuco pela infraestrutura oferecida.

Referências

- Aragão, L. E., Anderson, L. O., Fonseca, M. G., Rosan, T. M., Vedovato, L. B., Wagner, F. H., & Barlow, J. (2018). 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. *Nature communications*, 9(1), 1-12.
- Benicio, R. B., Stošić, T., de Figueirêdo, P. H., & Stošić, B. D. (2013). Multifractal behavior of wild-land and forest fire time series in Brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 392(24), 6367-6374.
- Castro, F. R., Bastos, D. M. R. F., Luana, M. M. S., & Nunes, J. (2016). Impactos das queimadas sobre a saúde da população humana na Amazônia Maranhense. *Revista de Pesquisa em Saúde*, 17(3), 141-146.
- Costa, Y. T., & Rodrigues, S. C. (2015). Efeito do fogo sobre vegetação e solo a partir de estudo experimental em ambiente de cerrado. *Revista do Departamento de Geografia*, 30, 149-165.
- Copertino, M., Piedade, M. T. F., Vieira, I. C. G., & Bustamante, M. (2019). Desmatamento, fogo e clima estão intimamente conectados na Amazônia. *Ciência e Cultura*, 71(4), 04-05.
- Gomes, L., Miranda, H. S., Silvério, D. V., & Bustamante, M. M. (2020). Effects and behaviour of experimental fires in grasslands, savannas, and forests of the Brazilian Cerrado. *Forest Ecology and Management*, 458, 117804.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, IBGE (2019). *Brasil em Síntese - Território*. Acesso em: novembro/2019, em <https://brasilemsintese.ibge.gov.br/territorio.html>.
- INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE (2019). *Banco de Dados de Queimadas*. Recuperado de <http://www3.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>.
- Lacasa, L., Luque, B., Ballesteros, F., Luque, J., & Nuno, J. C. (2008). From time series to complex networks: The visibility graph. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(13), 4972-4975.

Lacasa, L., & Toral, R. (2010). Description of stochastic and chaotic series using visibility graphs. *Physical Review E*, 82(3), 036120.

Lima, D. L., Alves, T. S., Oliveira, A. P. G., Catalani, T. G. T., Dalmas, F. B., & Paranhos Filho, A. C. (2020). Semiautomatic and quantification identification of deforestation by Remote Sensing. *Research, Society and Development*, 9(4), 30942721.

Luque, B., Lacasa, L., Ballesteros, F., & Luque, J. (2009). Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. *Physical Review E*, 80(4), 046103.

Marengo, J. A., Tomasella, J., Alves, L. M., Soares, W. R., & Rodriguez, D. A. (2011). The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. *GeophysicalResearchLetters*, 38(12).

Melo, D. F., Soares, J. A. B., Vieira, K. P. M., Giongo, P. R., Gomes, L. F., Cunha, F. N., & Sobrinho, O. P. L. (2020). Spatio-temporal analysis of fires in the Municipality of Santa Helena de Goiás. *Research, Society and Development*, 9(7).

Nobre, C. A., & Borma, L. D. S. (2009). 'Tipping points' for the Amazon forest. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 1(1), 28-36.

Nogueira, J. M., Rambal, S., Barbosa, J. P. R., & Mouillot, F. (2017). Spatial pattern of the seasonal drought/burned area relationship across Brazilian biomes: Sensitivity to drought metrics and global remote-sensing fire products. *Climate*, 5(2), 42.

Pierini, J. O., Lovallo, M., & Telesca, L. (2012). Visibility graph analysis of wind speed records measured in central Argentina. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(20), 5041-5048.

Pivello, V. R. (2011). The use of fire in the Cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. *Fire ecology*, 7(1), 24-39.

Santos, A. C. A., Finger, A., Nogueira, J. D. S., Curado, L. F. A., Palácios, R. D. S., & Pereira, V. M. R. (2016). Analysis of the concentration and composition of aerosols from fires in the matogrosso wetland. *Química Nova*, 39(8), 919-924.

Santos, J. F. C., Gleriani, J. M., Velloso, S. G. S., de Souza, G. S. A., do Amaral, C. H., Torres, F. T. P., & Dos Reis, M. (2019). Wildfires as a major challenge for natural regeneration in Atlantic Forest. *Science of The Total Environment*, 650, 809-821.

Sivakumar, B., & Woldemeskel, F. M. (2015). A network-based analysis of spatial rainfall connections. *Environmental Modelling & Software*, 69, 55-62.

Stam, C. J., & Reijneveld, J. C. (2007). Graph theoretical analysis of complex networks in the brain. *Nonlinear biomedical physics*, 1(1), 3.

Stosic, T., Telesca, L., da Costa, S. L. L., & Stosic, B. (2016). Identifying drought-induced correlations in the satellite time series of hot pixels recorded in the Brazilian Amazon by means of the detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 444, 660-666.

Telesca, L., & Lovallo, M. (2012). Analysis of seismic sequences by using the method of visibility graph. *EPL (Europhysics Letters)*, 97(5), 50002.

Zou, Y., Donner, R. V., Marwan, N., Donges, J. F., & Kurths, J. (2019). Complex network approaches to nonlinear time series analysis. *Physics Reports*, 787, 1-97.

Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito

Joelma Mayara da Silva – 40%

Lidiane da Silva Araújo – 20%

Tatijana Stosic – 20%

Borko Stosic – 20%