

IDENTIFICAÇÃO DOS PERÍODOS DE SECA NA AMAZÔNIA ATRAVÉS DE ENTROPIA DE PERMUTAÇÃO DAS QUEIMADAS

Diego Vicente de Souza FERREIRA¹
Antonio Samuel Alves da SILVA¹
Tatijana STOSIC¹
Borko STOSIC¹

- **RESUMO:** Neste trabalho estudamos a variabilidade temporal de séries diárias de queimadas na Amazônia, detectadas pelos satélites NOAA-12 e AQUA durante o período de 1999 a 2012. O maior número diário de queimadas foi registrado em 2007 quando a região Amazônica foi afetada pela seca severa, porém não foi possível identificar, com base no número de queimadas, as secas ocorridas nos anos de 2005 e 2010. Por outro lado, o método Entropia de Permutação com janela móvel mostrou-se eficaz em identificar estes eventos climáticos extremos, pelo fato que durante os períodos de seca (2005, 2007 e 2010), observou-se aumento nos valores de entropia. Este resultado indica que a dinâmica de queimadas foi alterada por condições climáticas severas (seca) na direção de ser mais desordenada e menos previsível.
- **PALAVRAS-CHAVE:** Entropia de permutação; focos de calor; seca; Amazônia.

1 Introdução

Incêndios em vegetação ocorrem em vários ecossistemas como eventos naturais ou como o resultado da atividade humana, e a cada ano aumentam em número e em área queimada, causando a degradação do meio ambiente, erosão do solo, destruição da cobertura vegetal, perda da biodiversidade, alterações em ciclos hidrológicos, etc (HE; MLADENOFF; GUSTAFSON, 2002; MAYOR et al., 2007). Durante um incêndio também ocorre a emissão de gases de efeito estufa, os quais contribuem

¹Universidade Federal Rural de Pernambuco-UFRPE, Departamento de Estatística e Informática, CEP: 52171-900, Recife, PB, Brasil. E-mail: diegovicentedesouza@gmail.com.br; samuelmatematico@yahoo.com.br; tastosic@gmail.com; borkostosic@gmail.com

fortemente para o aquecimento global, deixando um grande impacto nas mudanças climáticas (RANDERSON et al., 2006; RAMANATHAN; CARMICHAEL, 2008).

Vários fatores, naturais e antrópicos, como cobertura vegetal, condições climáticas, topografia e métodos de proteção contra o fogo, afetam a iniciação, propagação e supressão de incêndios, tornando a modelagem deste fenômeno uma tarefa extremamente difícil e complexa. Por outro lado, existe um esforço crescente para desenvolver modelos teóricos e computacionais que descrevam o comportamento do fogo, crucial para entender e modelar os fenômenos relacionados com ecossistemas diferentes, e aprimorar o manejo de recursos bioambientais, uso de solo e agricultura (BOWMAN et al., 2009).

Para incluir o comportamento do fogo em modelos climáticos e ecológicos globais, é necessário estudar a variabilidade espacial e temporal de incêndios em escala mundial. Os registros históricos de incêndios em vegetação (início e área queimada) ainda não existem em escala global, todavia estão disponíveis para alguns países como U.S.A, Canadá, Itália e Espanha, mas para a maioria dos países em desenvolvimento, inclusive o Brasil, estes dados não estão disponíveis. Recentemente vários bancos de dados sobre incêndios foram construídos utilizando as imagens produzidas por sensores de satélites (PU et al., 2007; TANSEY et al., 2008; GIGLIO et al., 2010). A análise destas imagens mostram que focos de calor (*hot pixels*) possuem intensidade infravermelha correspondente a vegetação queimada. Dependendo da resolução do sensor, um foco pode representar uma queimada, parte de um incêndio maior, ou outras fontes de calor como por exemplo o reflexo da superfície de um lago. Apesar do fato de que todos os incêndios podem não ser detectados pelos satélites, focos de calor são considerados bons representantes de incêndios ativos e podem ser usados como *proxy* para estudar a variabilidade temporal e espacial dos incêndios e a relação com os fatores climáticos e antrópicos (PAGE et al., 2008; ARAGÃO et al., 2008). Tradicionalmente, os registros históricos de focos de calor foram estudados utilizando métodos clássicos de estatística (PODUR; MARTELL; CSILLAG, 2003; LIN; RINALDI, 2009), e só recentemente foi reconhecido que os métodos emergentes de análise de sistemas complexos podem fornecer informações importantes sobre a natureza dos mecanismos que geram a variabilidade temporal e espacial dos incêndios. Resultados recentes revelam a existência de agrupamento temporal e espacial de incêndios, correlações de longo alcance em séries temporais de incêndios, e relação com clima e tipo de vegetação, fornecendo informações adicionais sobre este fenômeno (TELESCA; PEREIRA, 2010; RICOTTA; RETZLAFF, 2000; GHERMANDI; LASAPONARA; TELESCA, 2010; ZHENG; SONG; WANG, 2008; SILVA; STOŠIĆ, 2012).

A maioria dos incêndios em vegetação (queimadas) no Brasil são causados pelo homem: limpeza de pastos, preparo de plantios, desmatamentos, coleta manual de cana de açúcar, etc. Com mais de 300.000 queimadas emitindo gases e milhões de área queimada detectada por ano, o Brasil ocupa um lugar de destaque em quantidade de poluição e deterioração de recursos naturais. Por isso, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, vem desenvolvendo desde a década de 1980, um sistema operacional de detecção de queimadas, pioneiro e um dos mais completos do mundo.

Os dados são obtidos por meio de imagens termais dos vários satélites, e em seguida integrados a um sistema informação geográfica e disponibilizados através do endereço eletrônico www.cptec.inpe.br/queimadas. Este sistema possibilita estimação do risco, detecção e monitoramento de incêndios em áreas remotas onde não existem sistemas tradicionais de alerta e controle de fogo.

No Brasil, o maior número de queimadas é detectado no Cerrado e na Amazônia, na região chamada Arco do desmatamento (SCHROEDER et al., 2005). A degradação da floresta Amazônica nas próximas décadas dependerá das condições climáticas, desenvolvimento agrário, construção de rodovias, política de conservação dos recursos naturais e fatores antrópicos como incêndios (MORTON et al., 2008; BARBER et al., 2014). Recentemente foram desenvolvidos vários modelos de dinâmica de desmatamento incluindo fatores naturais, antrópicos e socioeconômicos (SOARES-FILHO et al., 2006; LAPOLA et al., 2010), mas a previsão do uso de solo e do processo de desmatamento na Amazônia ainda é pouco entendido (DALLA-NORA et al., 2014). Os incêndios na Amazônia são em maioria causados pelas atividades humanas, em particular limpeza de pastagens e áreas florestais para produção agropecuária e também em práticas de manejo como a queima de resíduos em áreas plantadas (PIVELLO, 2011). Os fogos acidentais que podem se propagar pelas grandes áreas florestais são consequências comuns destas práticas, especialmente durante períodos de secas severas como aconteceu em 2005, 2007 e 2010 (ARAGÃO et al., 2007; MARENKO et al., 2011; BRANDO et al., 2014). Em 2005, quando aconteceu uma das secas mais severas (classificada como uma em 100 anos) o número de queimadas detectadas na Amazônia foi 33% maior do que a média no período 1999-2005, enquanto o desmatamento foi 13% menor (ARAGÃO et al., 2007). Os incêndios causam a emissão de carbono na atmosfera (VAN DER WERF et al., 2009), alterações na formação de nuvens, diminuição da precipitação (ANDREAE et al., 2004) e emissão de aerossolos que tem impacto negativo na saúde humana (SMITH et al., 2014).

Com objetivo de fornecer informações complementares que possam ajudar o desenvolvimento de melhores modelos de previsão e análise de cenários futuros da dinâmica de incêndios e dos fenômenos relacionados para região da Amazônia, neste trabalho estudamos a variabilidade temporal de focos de calor detectados na Amazônia durante o período de 1999 a 2012. Utilizamos o método Entropia de Permutação (BANDT; POMPE, 2002), o qual mostrou-se eficaz na avaliação do grau de previsibilidade de séries temporais.

2 Material e métodos

2.1 Dados

A série temporal de queimadas detectadas no bioma Amazônia durante o período de 1999 a 2012 foi construída utilizando os dados de focos de calor obtidos no site (www.cptec.inpe.br/queimadas) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. Utilizou-se dados de dois satélites para compor a série: para o período de 1999 a agosto de 2007 foi utilizado o satélite NOAA-12 (*National Oceanic and*

Atmospheric Administration), e para o período a partir de 2007 foi utilizado o satélite AQUA-M-T. Estes satélites foram escolhidos pelo INPE como satélites de referência, com dados mais confiáveis (INPE, 2015). O satélite NOAA-12 possui o sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) com resolução aproximada de 1,1km por 1,1km; o satélite AQUA possui o sensor MODIS (*MDerate – Resolution Imaging Spectroradiometer*) com resolução aproximada de 1km por 1km (INPE, 2015).

Os dados de queimadas contém informação temporal (hora e data), espacial (longitude e latitude) e ambiental (cobertura vegetal e bioma) que possibilitaram a criação da série temporal diária para o bioma Amazônia.

2.2 Entropia de permutação (Permutation entropy)

A entropia de Shannon e outras medidas de entropia clássicas não consideram a relação temporal entre os valores da série analisada, além de não fornecerem informação sobre a organização temporal dos valores baseada nas correlações temporais (FELDMAN; CRUTCHFIELD, 1998).

Para incorporar estas informações na análise de complexidade de séries temporais, Bandt e Pompe (2002) introduziram uma nova medida chamada Entropia de Permutação (Permutation Entropy), utilizando uma representação simbólica mais natural baseada na comparação dos valores consecutivos da série.

Formalmente, para uma série temporal X_t , $t = 1, 2, \dots, T$ constroem-se $T - (d - 1)$ vetores d -dimensionais $X_t = \{x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+d-1}\}$. Para cada um desses $T - (d - 1)$ vetores, investigam-se as permutações $\pi = \{r_0, r_1, \dots, r_{d-1}\}$ dos símbolos $\{0, 1, \dots, d - 1\}$, que são definidos pelo ordenamento $X_{t+r_0} \leq X_{t+r_1} \leq \dots \leq X_{t+r_{d-2}} \leq X_{t+r_{d-1}}$. Para cada π calcula-se a frequência relativa $p(\pi) = f(\pi)/[T - (d - 1)]$, onde $f(\pi)$ é a frequência de permutações π na série dos vetores X_t , $t = 1, 2, \dots, T - (d - 1)$. A entropia de Permutação de ordem $d \geq 2$ é definida como

$$H(d) = - \sum p(\pi) \log p(\pi), \quad (1)$$

em que a soma envolvida inclui todas $d!$ permutações π de tamanho d .

Como exemplo do procedimento descrito acima, consideramos uma série temporal com $T = 7$, $X_t = \{3, 6, 8, 9, 5, 10, 2\}$. Escolhendo $d=3$, construímos a série das sequências (vetores) $\{(3, 6, 8), (6, 8, 9), (8, 9, 5), (9, 5, 10), (5, 10, 2)\}$. Construindo as sequências simbólicas (utilizando o ordenamento dos valores de cada vetor) geramos uma série de permutações correspondentes aos vetores da série: $\{(0, 1, 2), (0, 1, 2), (2, 0, 1), (1, 0, 2), (2, 0, 1)\}$. Entre as $3! = 6$ possíveis permutações (012, 021, 102, 120, 201, 210) na série de sequências simbólicas aparecem o 012 (duas vezes), 120 (duas vezes) e 201 (uma vez) resultando com valor de entropia

$$H(3) = -2 \left(\frac{2}{5} \right) \log \left(\frac{2}{5} \right) - \left(\frac{1}{5} \right) \log \left(\frac{1}{5} \right) \approx 1,52. \quad (2)$$

Os valores da Entropia de Permutação encontram-se no intervalo $0 \leq H(d) \leq \log d!$, com limite inferior para uma série crescente ou decrescente (só uma permutação

aparece) e limite superior para uma série completamente aleatória (todas $d!$ possíveis permutações aparecem com a mesma probabilidade). Uma série é considerada complexa (apresenta “uma riqueza na estrutura temporal do processo”) quando $H(d) \leq \log d!$ (BANDT; POMPE, 2002; ZANIN et al., 2012). A escolha do parâmetro d depende do sistema analisado. Para obter uma estatística confiável é recomendado escolher d de acordo com $T > 5d!$ (RIEDL; MÜLLER; WESSEL, 2013). A entropia de permutação pode ser aplicada a dados reais, pois tem mostrado-se robusta na presença de ruídos e eficiente em diferenciar entre as séries regulares, caóticas e aleatórias (BANDT; POMPE, 2002).

A Entropia de Permutação foi utilizada em estudos relacionados a fisiologia (NICOLAOU; GEORGIOU, 2012; SUN et al., 2010), engenharia (LI; OUYANG; LIANG, 2008), geofísica (WU et al., 2012; CONSOLINI; MICHELIS, 2014), climatologia (HAO, 2014), hidrologia (FAN et al., 2013; SERINALDI; ZUNINO; ROSSO, 2014) e finanças (ZANIN et al., 2012).

2.3 Entropia de permutação com janela móvel

Para uma série temporal X_t , $t = 1, 2, \dots, N$ calcula-se a entropia $H(d, t)$ para janelas móveis sobrepostas de tamanho n e traça-se um gráfico $H(d, t)$ versus t , em que t é o tempo para o início da janela. Este método possibilita a análise da evolução temporal de $H(d, t)$ e pode fornecer informações adicionais sobre a natureza do processo estudado.

3 Resultados e discussão

As Figuras 1 e 2 representam os gráficos das séries original e de anomalias de queimadas detectadas na Amazônia durante o período de 1999 a 2012. A série de anomalias foi calculada como

$$Q'_i = \frac{Q_i - \bar{Q}_i}{\sigma_{Q_i}}, \quad (3)$$

onde Q_i é o valor da série (número de queimadas) e \bar{Q}_i e σ_{Q_i} são respectivamente o valor médio e o desvio padrão dos dados registrados no i -ésimo dia de todos os anos (BENICIO et al., 2013).

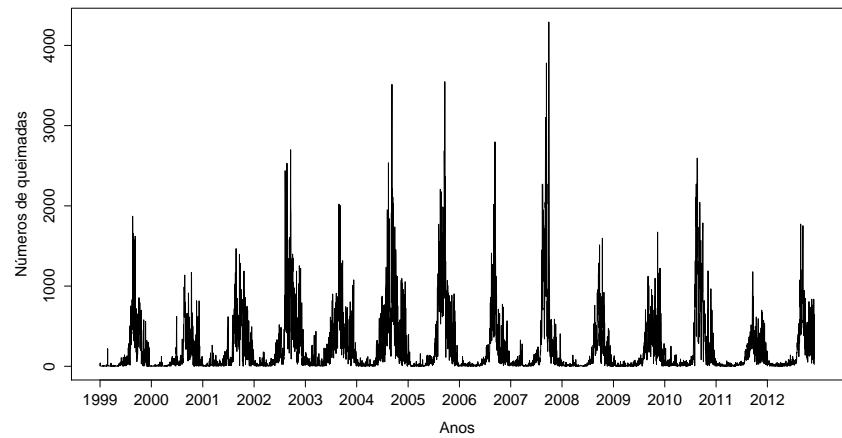


Figura 1 - Série temporal de queimadas na Amazônia para o período de 1999 a 2012.

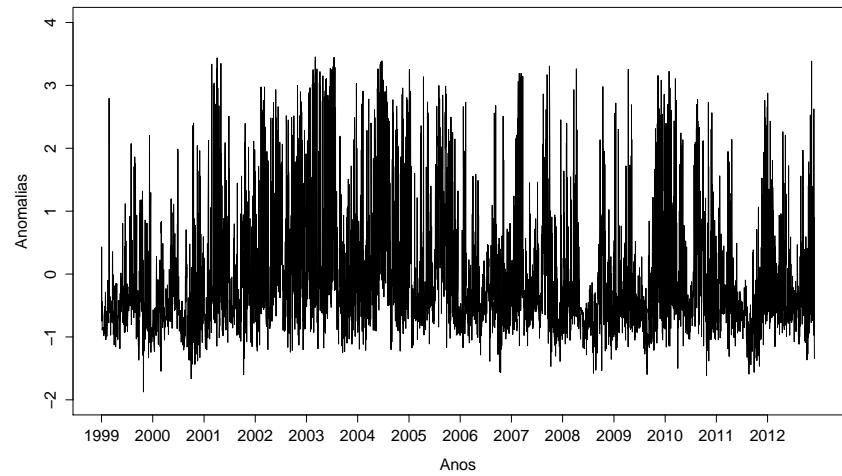


Figura 2 - Série temporal de anomalia de queimadas na Amazônia para o período de 1999 a 2012.

A estatística descritiva de queimadas detectadas na Amazônia obtida para sub-séries referentes aos períodos 1999-2001, 2002-2005, 2006-2009, 2010-2012 e série histórica completa (1999-2012) está apresentada na Tabela 1. Estes períodos foram selecionados para avaliar a influência de secas que ocorreram em 2005, 2007 e 2010.

Tabela 1 - Estatística descritiva da série original de queimadas da Amazônia para os períodos estudados

Anos	Menor valor	Máximo valor	Média	Desvio padrão	Coeficiente de variação
1999-2001	0	1871	164,87	271,58	1,65
2002-2005	0	3548	320,52	474,53	1,48
2006-2009	0	4292	193,62	385,68	1,99
2010-2012	0	2595	191,30	340,88	1,78
1999-2012	0	4292	223,47	384,72	1,72

Na Tabela 1 observa-se que durante os períodos que incluem as secas de 2005, 2007 e 2010, a intensidade de queimadas (valor médio e máximo diário) foi elevado quando comparado com o período anterior. A maior incidência de queimadas foi detectada no período de 2002 a 2005, como consequência da seca que ocorreu em 2005, sendo considerada como severa (MARENGO et al., 2011).

A variação temporal de Entropia de Permutação para $d=4, 5$ e 6 usando a janela móvel de tamanho 1000 dias e 365 dias (deslocando-se em intervalos de 10 dias) para série original e de anomalias são apresentada na Figura 3. Os valores de entropia foram normalizados (dividindo pelo valor de entropia obtido para primeira janela), permitindo melhor análise do comportamento do processo ao longo do tempo.

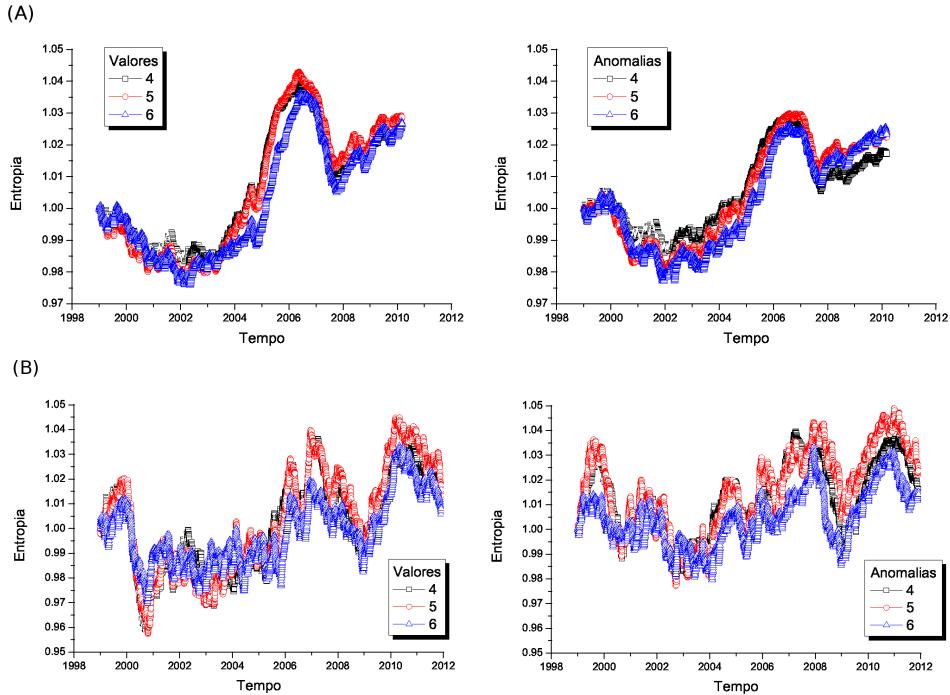


Figura 3 - Variação temporal da Entropia de Permutação ($d=4,5$ e 6) das séries temporais (originais e anomalias) de queimadas na Amazônia com janela móvel de tamanhos de 1000 dias (A) e 365 dias (B).

Podemos observar na Figura 3(A) que entropia da série original e de anomalias para janela móvel de 1000 dias aumentou para o período de 2005 a 2007 (influência das secas em 2005 e 2007) e para o período de 2009 a 2010 (influência da seca em 2010) indicando que as séries de queimadas são menos previsíveis (em períodos que aproximam-se de 3 anos) como consequências de secas. Na Figura 3(B) (com janela móvel de 365 dias) podemos observar o aumento da entropia nos períodos de 2006 a 2008 e 2010 a 2011, confirmando a influência das secas na dinâmica das queimadas na região Amazônica. Este resultado mostra que a variação temporal de queimadas (em maioria causadas pela atividade humana) foi alterada durante os períodos de seca, quando aumenta a quantidade de material combustível (grama, folhas e galhos secos) resultando em maior número de incêndios acidentais que se propagam pelas grandes áreas de vegetação. Observando a serie original de queimadas (Figura 1) não é possível claramente identificar os anos com secas severas pelo fato que não coincidem com o maior número de queimadas detectadas durante o período (com exceção de seca em 2007). As condições climáticas extremas (seca) não resultam necessariamente com o maior número de queimadas (que dependem principalmente das atividades agrícolas). As alterações detectadas pelo aumento em

entropia indicam uma dinâmica mais desordenada e menos previsível que depende de tipo de vegetação e sua vulnerabilidade a propagação do fogo.

Conclusões

Baseado nos resultados deste trabalho podemos concluir que o método de Entropia de Permutação pode ser utilizado para avaliar as alterações em fenômenos agroambientais, particularmente dinâmica de queimadas, causadas por fatores naturais e antrópicos. No caso de queimadas detectadas na Amazônia, a dinâmica de queimadas foi afetada pela atividade humana (limpeza de áreas florestais destinadas a atividades agropecuárias) e por condições climáticas extremas (secas). As alterações em direção a uma dinâmica mais desordenada e menos previsível (indicado pelo aumento de entropia) foram detectadas analisando a evolução temporal de Entropia de Permutação das séries diárias de queimadas. Estas alterações coincidem com eventos climáticos extremos como secas severas que afetaram a região nos anos de 2005, 2007 e 2010.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e a Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pelo apoio financeiro e aos dois revisores e editores pelas sugestões e cometários.

FERREIRA, D. V. S.; SILVA, A. S. A.; STOSIC, T.; STOSIC, B. Identification of drought periods in Amazonia through permutation entropy of hot pixels. *Rev. Bras. Biom.*, Lavras, v.35, n.3, p.587-599, 2017.

■ *ABSTRACT: In this work we study the temporal variability of the daily number of hot pixels recorded by satellites NOOA-12 and AQUA in the Brazilian Amazon during the period 1999–2012. While the highest peak in daily hot pixel frequencies was observed in 2007, coincident with a severe drought, for other intense droughts such as that occurred in 2005 and 2010, the corresponding number of hot pixels recorded was compatible or lower than that reached during the other years with no reported severe drought. On the other hand, we find that the severe droughts coincide with the increase of Permutation Entropy of hot pixel time series indicating that the dynamics of the of daily hot pixels is influenced by drought events. The coincidence of the increase of entropy values with drought events suggests more disorder and less predictability of the hot pixel time series during the driest periods.*

■ *KEYWORDS: Permutation entropy; hot pixels; drought; Amazônia.*

Referências

- ANDREAE, M. O. et al. Smoking rain clouds over the Amazon. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 303, n. 5662, p. 1337–1342, 2004.
- ARAGÃO, L. E. O. C. et al. Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazonia. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, The Royal Society, v. 363, n. 1498, p. 1779–1785, 2008.
- ARAGÃO, L. E. O. C. et al. Spatial patterns and fire response of recent Amazonian droughts. *Geophysical Research Letters*, Wiley Online Library, v. 34, n. 7, 2007.
- BANDT, C.; POMPE, B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. *Physical review letters*, APS, v. 88, n. 17, p. 174102, 2002.
- BARBER, C. P. et al. Roads, deforestation, and the mitigating effect of protected areas in the Amazon. *Biological conservation*, Elsevier, v. 177, p. 203–209, 2014.
- BENICIO, R. B. et al. Multifractal behavior of wild-land and forest fire time series in brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 392, n. 24, p. 6367–6374, 2013.
- BOWMAN, D. M. et al. Fire in the earth system. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 324, n. 5926, p. 481–484, 2009.
- BRANDO, P. M. et al. Abrupt increases in Amazonian tree mortality due to drought–fire interactions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, National Acad Sciences, v. 111, n. 17, p. 6347–6352, 2014.
- CONSOLINI, G.; MICHELIS, P. Permutation entropy analysis of complex magnetospheric dynamics. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, Elsevier, v. 115, p. 25–31, 2014.
- DALLA-NORA, E. L. et al. Why have land use change models for the Amazon failed to capture the amount of deforestation over the last decade? *Land Use Policy*, Elsevier, v. 39, p. 403–411, 2014.
- FAN, J. et al. Detecting abrupt change of streamflow at lintong station of wei river. *Mathematical Problems in Engineering*, Hindawi Publishing Corporation, v. 2013, 2013.
- FELDMAN, D. P.; CRUTCHFIELD, J. P. Measures of statistical complexity: Why? *Physics Letters A*, Elsevier, v. 238, n. 4, p. 244–252, 1998.
- GHERMANDI, L.; LASAPONARA, R.; TELESCA, L. Intra-annual time dynamical patterns of fire sequences observed in patagonia (argentina). *Ecological Modelling*, Elsevier, v. 221, n. 1, p. 94–97, 2010.

- GIGLIO, L. et al. Assessing variability and long-term trends in burned area by merging multiple satellite fire products. *Biogeosciences*, v. 7, n. 3, 2010.
- HAO, C. Measurement of climate complexity using permutation entropy. In: CRC PRESS. *Modeling and Computation in Engineering III: Proceedings of the 3rd International Conference on Modeling and Computation in Engineering (CMCE 2014), 28-29 June, 2014*. [S.l.], 2014. p. 295.
- HE, H. S.; MLADENOFF, D. J.; GUSTAFSON, E. J. Study of landscape change under forest harvesting and climate warming-induced fire disturbance. *Forest Ecology and Management*, Elsevier, v. 155, n. 1, p. 257–270, 2002.
- INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Projeto Queimadas. 2015. Disponível em: <www.cptec.inpe.br/queimadas>. Acesso em: Fevereiro de 2015.
- LAPOLA, D. M. et al. Indirect land-use changes can overcome carbon savings from biofuels in Brazil. *Proceedings of the national Academy of Sciences*, National Acad Sciences, v. 107, n. 8, p. 3388–3393, 2010.
- LI, X.; OUYANG, G.; LIANG, Z. Complexity measure of motor current signals for tool flute breakage detection in end milling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Elsevier, v. 48, n. 3, p. 371–379, 2008.
- LIN, J.; RINALDI, S. A derivation of the statistical characteristics of forest fires. *Ecological Modelling*, Elsevier, v. 220, n. 7, p. 898–903, 2009.
- MARENGO, J. A. et al. The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. *Geophysical Research Letters*, Wiley Online Library, v. 38, n. 12, 2011.
- MAYOR, A. G. et al. Post-fire hydrological and erosional responses of a Mediterranean landscape: Seven years of catchment-scale dynamics. *Catena*, Elsevier, v. 71, n. 1, p. 68–75, 2007.
- MORTON, D. C. et al. Agricultural intensification increases deforestation fire activity in Amazonia. *Global Change Biology*, Wiley Online Library, v. 14, n. 10, p. 2262–2275, 2008.
- NICOLAOU, N.; GEORGIOU, J. Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machines. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 39, n. 1, p. 202–209, 2012.
- PAGE, Y. L. et al. Global fire activity patterns (1996–2006) and climatic influence: an analysis using the World Fire Atlas. *Atmospheric Chemistry and Physics*, Copernicus GmbH, v. 8, n. 7, p. 1911–1924, 2008.
- PIVELLO, V. R. The use of fire in the Cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. *Fire ecology*, v. 7, n. 1, p. 24–39, 2011.

- PODUR, J.; MARTELL, D. L.; CSILLAG, F. Spatial patterns of lightning-caused forest fires in ontario, 1976–1998. *Ecological Modelling*, Elsevier, v. 164, n. 1, p. 1–20, 2003.
- PU, R. et al. Development and analysis of a 12-year daily 1-km forest fire dataset across north america from NOAA/AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, Elsevier, v. 108, n. 2, p. 198–208, 2007.
- RAMANATHAN, V.; CARMICHAEL, G. Global and regional climate changes due to black carbon. *Nature geoscience*, Nature Publishing Group, v. 1, n. 4, p. 221–227, 2008.
- RANDERSON, J. T. et al. The impact of boreal forest fire on climate warming. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 314, n. 5802, p. 1130–1132, 2006.
- RICOTTA, C.; RETZLAFF, R. Self-similar spatial clustering of wildland fires: the example of a large wildfire in Spain. *International Journal of Remote Sensing*, Taylor & Francis, v. 21, n. 10, p. 2113–2118, 2000.
- RIEDL, M.; MÜLLER, A.; WESSEL, N. Practical considerations of permutation entropy. *The European Physical Journal Special Topics*, Springer, v. 222, n. 2, p. 249–262, 2013.
- SCHROEDER, W. et al. Characterizing vegetation fire dynamics in brazil through multisatellite data: Common trends and practical issues. *Earth Interactions*, v. 9, n. 13, p. 1–26, 2005.
- SERINALDI, F.; ZUNINO, L.; ROSSO, O. A. Complexity–entropy analysis of daily stream flow time series in the continental United States. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Springer, v. 28, n. 7, p. 1685–1708, 2014.
- SILVA, L. R.; STOŠIĆ, T.; STOŠIĆ, B. D. Power law correlations in time series of wild-land and forest fires in Brazil. *International journal of remote sensing*, Taylor & Francis, v. 33, n. 7, p. 2059–2067, 2012.
- SMITH, L. T. et al. Drought impacts on children's respiratory health in the Brazilian Amazon. *Scientific reports*, Nature Publishing Group, v. 4, 2014.
- SOARES-FILHO, B. S. et al. Modelling conservation in the Amazon basin. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 440, n. 7083, p. 520–523, 2006.
- SUN, X. et al. The complexity of gene expression dynamics revealed by permutation entropy. *BMC bioinformatics*, BioMed Central, v. 11, n. 1, p. 1, 2010.
- TANSEY, K. et al. A new, global, multi-annual (2000–2007) burnt area product at 1 km resolution. *Geophysical Research Letters*, Wiley Online Library, v. 35, n. 1, 2008.

TELESCA, L.; PEREIRA, M. G. Time-clustering investigation of fire temporal fluctuations in Portugal. *Natural Hazards and Earth System Science*, Copernicus GmbH, v. 10, n. 4, p. 661–666, 2010.

VAN DER WERF, G. et al. Estimates of fire emissions from an active deforestation region in the southern Amazon based on satellite data and biogeochemical modelling. *Biogeosciences*, v. 6, n. 2, 2009.

WU, S.-D. et al. Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support vector machine. *Entropy*, Molecular Diversity Preservation International, v. 14, n. 8, p. 1343–1356, 2012.

ZANIN, M. et al. Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: a review. *Entropy*, Molecular Diversity Preservation International, v. 14, n. 8, p. 1553–1577, 2012.

ZHENG, H.; SONG, W.; WANG, J. Detrended fluctuation analysis of forest fires and related weather parameters. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 387, n. 8, p. 2091–2099, 2008.

Recebido em 03.04.2016.

Aprovado após revisão em 27.12.2016.