

SIMARA LÚCIA COSTA CAVALCANTI

**CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE FOCOS DE
CALOR NA AMAZÔNIA: INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS**

RECIFE

2019



Universidade Federal Rural de Pernambuco
Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada

SIMARA LÚCIA COSTA CAVALCANTI

**CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE FOCOS DE
CALOR NA AMAZÔNIA: INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS**

RECIFE

2019

SIMARA LÚCIA COSTA CAVALCANTI

**CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE FOCOS DE
CALOR NA AMAZÔNIA: INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada como exigência parcial à obtenção do título de Doutor.

Área de Concentração: Estatística Aplicada e Experimental

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Tatijana Stosic

RECIFE

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Biblioteca Central, Recife-PE, Brasil

C376c Cavalcanti, Simara Lúcia Costa
Correlações de longo alcance em séries temporais de focos de calor na Amazônia: influência das condições climáticas / Simara Lúcia Costa Cavalcanti. – 2019.
63 f.: il.

Orientadora: Tatijana Stosic.
Tese (Doutorado) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, BR-PE, 2019.
Inclui referências.

1. Análise de séries temporais 2. Calor 3. Incêndios florestais
4. Correlação (Estatística) 5. Amazônia - Clima I. Stosic, Tatijana, orient. II. Título

CDD 519.5

SIMARA LÚCIA COSTA CAVALCANTI

CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE FOCOS DE CALOR NA AMAZÔNIA: INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 28/02/2019 pela Banca Examinadora.

Orientadora:

Prof.^a Dr.^a Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Borko Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

Prof. Dr. Lucian Bogdan Bejan
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

Prof. Dr. Sílvio Fernando Alves Xavier Júnior
Universidade Estadual da Paraíba - UEPB

Dedico este trabalho à minha família, em especial minhas filhas, Alana e Ana Luísa.

Agradecimentos

A Deus que colocou pessoas tão especiais ao meu lado, sem as quais certamente não teria conseguido, e por ter me dado saúde e força para superar as dificuldades.

À professora Tatijana Stosic, pela orientação, confiança, paciência, apoio científico, incentivo e dedicação que teve comigo durante a elaboração deste trabalho.

Aos meus pais, Aramis e Lucidalva, pelo amor e carinho, por não medirem esforços para que eu chegasse até aqui, pela dedicação. Esta conquista é nossa.

Às minhas filhas, Alana e Luísa, presentes de Deus, que trazem tanto amor e felicidade para minha vida e me enchem de orgulho. Obrigada por me tornarem uma pessoa melhor. Amo vocês.

Ao meu marido Fábio, pelo carinho, paciência, companheirismo e por estar sempre ao meu lado me incentivando e apoiando.

À minha irmã Cybelle, e minhas sobrinhas, Nara, Sofia e Alice, meus amores, por tornarem minha vida mais feliz. Vocês são maravilhosas.

À minha avó, Lindalva, pelas suas orações e pelas palavras de ânimo, meu padrinho Joubert Júnior e minha prima Riana pelos conselhos e incentivo.

Ao meu amigo Íkaro, seu apoio foi fundamental para esta conquista. Obrigada por tudo.

À minha amiga Jannine L'Amour, pelo carinho e por me ajudar nesta etapa final revisando minha tese.

Aos meus amigos, Heloísa, Felipe, Janaína, Lisete, Syntia e Maíra por todo apoio e cumplicidade.

Ao Secretário Marco Santos pela ajuda, apoio e disponibilidade sempre.

E, por fim, ao Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada e a todos os professores e coordenadores que me apoiaram.

"A persistência é o caminho do êxito."

Charles Chaplin

RESUMO

Incêndios naturais são raros nas florestas úmidas e são causados, em sua grande maioria, por práticas humanas, como na limpeza de áreas florestais para agricultura e pecuária. No entanto, alguns fatores podem aumentar sua chance de ocorrência favorecendo a sua propagação. Estudos das séries temporais de focos de calor podem ser usados para providenciar informações adicionais sobre a dinâmica temporal dos incêndios florestais e os fatores que os influenciam. Neste trabalho foi estudado o comportamento das séries de focos de calor e elementos climáticos (temperatura média, temperatura mínima, temperatura máxima, umidade e precipitação) registrados diariamente, durante o período de 1999 a 2017, na Amazônia Brasileira. Para analisar as correlações de longo alcance foi utilizado o método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) nas séries diárias de anomalias de focos de calor (com o expoente de escala de 0,859) e nas séries de anomalias de umidade relativa, temperatura mínima, temperatura média, temperatura máxima e precipitação (com expoentes 0,893; 0,868; 0,836; 0,802 e 0,671, respectivamente), pelo qual todas as séries apresentaram correlações de longo alcance persistentes. Também se observam correlações cruzadas de longo alcance persistentes entre as séries climáticas e as queimadas, através da análise pelo método Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA). Os valores do coeficiente DCCA indicaram correlações positivas entre queimadas e temperaturas, e negativas entre queimadas e umidade; e queimadas e precipitação. As correlações intrínsecas entre as variáveis foram obtidas utilizando o método Detrended Partial Cross Correlation Analysis (DPCCA) indicando que entre as variáveis climáticas analisadas a umidade é a que mais influencia a dinâmica de queimadas. Para complementar, foram feitas as comparações da variação temporal dos expoentes de escala para a série temporal diária das anomalias de focos de calor, com aplicação do DFA em intervalos de um ano, onde verifica-se que as secas mais severas coincidem com os picos do expoente de escalonamento do DFA, sugerindo o aumento da persistência da série temporal de focos de calor durante os períodos mais secos.

Palavras chave: Incêndios florestais; Detrended Fluctuation Analysis; Detrended Cross Correlation Analysis; Detrended Partial Cross Correlation Analysis.

ABSTRACT

Natural fires are rare in damp forests and are caused, for the most part, by human practices, such as the cleaning of forest areas for agriculture and livestock. However, some factors may increase its chance of occurrence by favoring its propagation. Studies of the time series of hot pixels (as a proxy for vegetation fires) can be used to provide additional information on the temporal dynamics of forest fires and the factors that influence them. In this work we studied the behavior of the series of hot pixels and climatic elements (average temperature, minimum temperature, maximum temperature, humidity and precipitation) recorded daily during the period of 1999 to 2017 in the Brazilian Amazon. We analyzed the long-range correlations by applying Detrended Fluctuation Analysis(DFA) method on daily series of hot pixels anomalies (with value of scaling exponent 0.859) and on daily anomalies series of relative humidity, minimum temperature, average temperature, maximum temperature and precipitation (with values of scaling exponents 0.893, 0.868, 0.836, 0.802 and 0.671, respectively), which indicates that all series have persistent long-range correlations. Persistent long-term cross-correlations were also observed between the climatic and hot pixels series, through the analysis by the Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA) method. The DCCA coefficient values indicated positive long-term correlations between fires and temperatures, and negative long-term correlations between fires and humidity and fires and precipitation. The intrinsic correlations between the analyzed variables obtained using the Detrended Partial Cross Correlation Analysis (DPCCA) indicate that among the analyzed climatic variables the humidity is the one that most influences the dynamics of fires. In addition, the temporal evolution of hot pixels persistent properties was analyzed by applying DFA method in one-year sliding windows where it is verified that most severe droughts coincide with the peaks of the DFA scaling exponent, suggesting the increase of the persistence of the hot pixel time series during the driest periods.

Keywords: Forest fires; Detrended Fluctuation Analysis; Detrended Cross Correlation Analysis; Detrended Partial Cross Correlation Analysis.

LISTA DE FIGURAS

1	Queimadas na Amazônia	17
2	Focos de queimadas detectados no Brasil pelo satélite de referência . .	19
3	Mapa representando os Biomas Brasileiros	21
4	Vegetação sensível ao fogo, dependente de fogo e independente de fogo, com destaque para os biomas brasileiros	23
5	Comparativo dos dados do bioma Amazônia com os valores máximos, médios e mínimos. No período de 1998 até 2018	24
6	Fractal estocástico (Couve-Flor)	26
7	Fractal determinístico (Triângulo de Sierpinski)	27
8	Processo fractal	29
9	Imagem transmitida pelo satélite de referência. Cada cruz vermelha indicada no mapa é um indício de foco de incêndio	33
10	Disposição espacial das estações meteorológicas na Região Norte . .	35
11	Número de focos de calor por mês no bioma Amazônia no período de 1999 até 2017, detectados pelo satélite de referência	41
12	Série temporal de queimadas na Amazônia no período de 1999 a 2017	42
13	Série temporal de anomalias de queimadas na Amazônia no período de 1999 a 2017	42
14	Séries temporais de temperatura (máxima, média e mínima, respectivamente) na Amazônia no período de 1999 a 2017	43
15	Séries temporais de anomalia de temperatura (máxima, média e mínima, respectivamente) na Amazônia no período de 1999 a 2017	44
16	Série temporal de umidade na Amazônia no período de 1999 a 2017 . .	45
17	Série temporal de anomalias de umidade na Amazônia no período de 1999 a 2017	45
18	Série temporal de precipitação na Amazônia no período de 1999 a 2017	46

19	Série temporal de anomalias de precipitação na Amazônia no período de 1999 a 2017	46
20	Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e temperatura média	48
21	Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e temperatura máxima	48
22	Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e temperatura mínima	49
23	Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e umidade	49
24	Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e precipitação	50
25	rDCCA e rDPCCA das séries de anomalias de (a) queimadas e temperatura média (b) queimadas e umidade (c) queimadas e precipitação . . .	53
26	rDCCA e rDPCCA das séries de anomalias de (a) queimadas e temperatura máxima (b) queimadas e umidade (c) queimadas e precipitação . .	53
27	rDCCA e rDPCCA das séries de anomalias de (a) queimadas e temperatura mínima (b) queimadas e umidade (c) queimadas e precipitação . .	54
28	Evolução temporal do expoente DFA da série temporal das anomalias de queimadas na Amazônia, durante o período de 1999 até 2012 . . .	54
29	Número diário de focos de calor detectados pelo satélite de referência, durante o período de 1999 até 2012	55

LISTA DE TABELAS

1	Informações sobre os biomas brasileiros	20
2	Informações sobre os dados em relação aos satélites de referência . .	34
3	Medidas descritivas das séries originais climáticas para os períodos estudados	47
4	Expoentes DFA para as séries diárias de anomalias analisadas na Amazônia	51
5	Expoentes DCCA para as séries diárias de anomalias de focos de calor e variáveis climáticas	51

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	REVISÃO DE LITERATURA	15
2.1	FOCOS DE CALOR, QUEIMADAS E INCÊNDIOS FLORESTAIS	15
2.2	EFEITOS AMBIENTAIS	16
2.3	DETECCÇÃO DE FOCOS DE CALOR NO BRASIL	18
2.4	BIOMA AMAZÔNIA	20
2.4.1	Queimadas e incêndios florestais na Amazônia	22
2.4.2	Condições climáticas na Amazônia	24
2.5	FRACTAIS	26
2.5.1	Dimensão Fractal	27
2.5.2	Processos Fractais	28
2.6	CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS . .	30
2.6.1	Expoente de Hurst	31
3	DADOS E METODOLOGIA	33
3.1	DADOS	33
3.1.1	Dados de Queimadas	33
3.1.2	Dados Climáticos	34
3.2	METODOLOGIA	35
3.2.1	Detrended Fluctuation Analysis (DFA)	35
3.2.2	Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA)	37
3.2.3	Coeficiente DCCA	38
3.2.4	Detrended Partial Cross-Correlation Analysis (DPCCA)	39
4	RESULTADOS	41
5	CONCLUSÃO	56
	REFERÊNCIAS	58

1 INTRODUÇÃO

A Floresta Amazônica pode ser submetida a processos de degradação nas próximas décadas devido a diversos fatores, como condições climáticas, desenvolvimento agrário, desenvolvimento de novas infraestruturas de transporte, mas também devido ao aumento de ocorrências de incêndios [1, 2].

Embora outros fatores contribuam para o desaparecimento de florestas ao longo do tempo, o fogo é uma ameaça muito mais imediata [3]. Grande parte dos incêndios em vegetação é descontrolado e têm efeitos desastrosos para o meio ambiente [4], causando grandes danos aos ecossistemas florestais e influenciando a poluição atmosférica e mudanças climáticas.

Os incêndios podem ser de origem natural ou causados por atividades humanas, por diversas razões, causando a degradação do meio ambiente, incluindo erosão do solo, destruição da cobertura vegetal, perda de biodiversidade e características hidrológicas e geomorfológicas [5, 6]. No Brasil, a quase totalidade das queimadas é causada pelo Homem [7].

Os incêndios repetidos afetam severamente as florestas tropicais, como consequência, a floresta poderá mudar (temporária ou permanentemente) para um tipo diferente de ecossistema [8]. Durante um incêndio também ocorre a emissão de gases de efeito estufa, que são importantes motores do aquecimento global, influenciando o clima [9, 10].

Bioma é um grande conjunto de vida vegetal e animal caracterizado pelo tipo de vegetação dominante. A Amazônia ocupa 49,29% do território brasileiro [11], sendo este o Bioma estudado no presente trabalho.

A Amazônia é conhecida como a maior biodiversidade em uma floresta tropical. O clima que caracteriza a região é o equatorial, quente e úmido, devido à proximidade com a Linha do Equador. Na região amazônica chove bastante com altas médias de precipitação anuais e a temperatura é elevada.

Os dados de focos de calor podem ser obtidos utilizando as imagens produzidas por sensores de satélites. O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) é

o pioneiro na detecção de focos de calor no Brasil, fazendo uso de satélites para monitoramento das queimadas.

Uma investigação que pode ser efetuada na série temporal é identificar se numa série ou sequência de dados existe correlação, isto é, se há um efeito de memória de longa duração nesse conjunto de dados ao longo do tempo.

O método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) pode ser aplicado para analisar correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias [12], o Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) analisa correlações de longo alcance cruzadas entre duas séries temporais não estacionárias [13] e o método Detrended Partial Cross Correlation Analysis (DPCCA) foi independentemente proposto por Qian et al. [14] e Yuan et al. [15] como combinação da técnica de correlação parcial e DCCA, desenvolvido para quantificar as correlações cruzadas intrínsecas entre duas séries temporais não estacionárias [14, 15].

A fim de obter uma melhor compreensão dos incêndios florestais, este trabalho tem como objetivo analisar as correlações e correlações cruzadas de longo alcance das séries temporais diárias de focos de calor e elementos climáticos (precipitação, temperatura média, temperatura máxima, temperatura mínima e umidade relativa do ar), durante o período de 01/01/1999 a 31/12/2017 no Bioma Amazônia, para isto, foi utilizada a metodologia Detrended Fluctuation Analysis (DFA), Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA) e sua modificação recentemente proposta Detrended Partial Cross Correlation Analysis (DPCCA). Para complementar, foram feitas as comparações da variação temporal dos expoentes de escala para focos de calor, com aplicação do DFA em intervalo de um ano.

Os métodos utilizados nesta tese fornecem informações complementares sobre a distribuição temporal das queimadas e dos fenômenos relacionados, ajudando a compreender a dinâmica dos focos de calor para assim influenciar políticas mais eficientes de controle, combate e prevenção das consequências do fogo na região.

Esta tese encontra-se dividida da seguinte forma: O capítulo dois apresenta uma revisão da literatura e os conceitos teóricos utilizados para o desenvolvimento deste trabalho. O capítulo três descreve as especificações dos dados utilizados e a metodologia aplicada para a realização das análises. No capítulo quatro encontram-se

os resultados e análise dos dados aplicando a técnica utilizada nesta tese. Por último, no capítulo cinco é apresentada a conclusão sobre os principais resultados e as considerações finais.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 FOCOS DE CALOR, QUEIMADAS E INCÊNDIOS FLORESTAIS

Focos de calor indicam a existência de fogo em um elemento de resolução da imagem (píxel), correspondendo a qualquer temperatura acima de 47°C que não necessariamente representa um foco de fogo ou incêndio. Esse termo é utilizado para interpretar o registro de calor captado na superfície do solo pelos sensores dos satélites [7].

Devido a alguns fatores, as imagens de satélites podem não detectar todos os incêndios precisamente, apesar disso, são consideradas boas representantes e podem ser usadas para estudar a variabilidade temporal e espacial dos incêndios e a relação com os fatores climáticos e antrópicos [16, 17].

A queimada é uma técnica agrícola, praticada há milhares de anos pelos indígenas brasileiros e foi incorporada pelos povoadores que migraram para o Brasil [18]. Essa prática utiliza o fogo de forma controlada para viabilizar a agricultura ou renovar as pastagens. No entanto, ao escapar do controle do agricultor uma queimada pode transformar-se em incêndio, especialmente durante períodos de secas, como durante os episódios do El Niño na Amazônia Brasileira [19].

O uso do fogo é uma prática generalizada na agricultura brasileira, pois é considerada indispensável pelos produtores rurais e de difícil substituição. Ao contrário dos incêndios, as queimadas agrícolas atingem pequenas áreas, têm hora para começar e acabar, e seus danos ambientais são limitados [20]. O IBAMA distribui material educativo sobre as queimadas em regiões onde essa prática é usual, autorizando-as sob alguns critérios que impedem a propagação do fogo além dos limites estabelecidos [21].

Incêndio é o fogo fora de controle, de origem acidental ou criminosa, eles podem atingir grandes áreas, causando prejuízos ao patrimônio público e privado, e têm efeitos desastrosos para o meio ambiente.

Para que um incêndio ocorra são necessários três componentes: combustível, oxigênio e calor. Outro fator importante para ignição, propagação e supressão do fogo é o clima, especialmente temperatura, vento e umidade. As temperaturas mais quentes e a umidade baixa favorecem a formação de fagulhas de incêndios florestais e os combustíveis se acendem e queimam mais rápido [22].

2.2 EFEITOS AMBIENTAIS

As atividades com o fogo, praticadas de forma controlada ou não, provocam prejuízos ao meio ambiente, podendo alterar ou mesmo destruir ecossistemas.

Os incêndios causam efeitos imediatos e a longo prazo, como a perda de nutrientes por causa de erosão, alterações na temperatura, umidade e outras propriedades. Os efeitos dos incêndios nas espécies da fauna e da flora variam de extinção à adaptação e aumento de população de espécies mais resistentes [23].

As queimadas ocasionam também, prejuízos à aviação e ao transporte, empobrecem o solo, e são associadas com modificações da composição química da atmosfera, e mesmo do clima do planeta. No entanto, são parte integrante e necessária de alguns ecossistemas onde ocorrem naturalmente [7].

O lançamento de gases e fragmentos liberados durante um incêndio pode ser responsável por impactos ambientais, como aumento do efeito estufa e deterioração da camada de ozônio. As quantidades de gases de efeito estufa liberadas pelo desmatamento são significantes tanto em termos do impacto presente quanto do potencial para contribuição a longo prazo [24].

No decorrer da combustão de biomassa são emitidos para a atmosfera gases poluentes e partículas de aerossol que interagem eficientemente com a radiação solar e afetam os processos de microfísica e dinâmica de formação de nuvens e a qualidade do ar. O transporte das emissões de queimadas e a deposição do material transportado podem causar as alterações nos ciclos bioquímicos e na dinâmica de nutrientes tanto nas regiões emissoras quanto nas regiões receptoras. Isso também inclui os efeitos

na biota marinha, devido ao impacto da deposição dos produtos de queimadas e da redução de radiação solar na superfície dos oceanos [25].

A poluição provocada pelas queimadas na América do Sul pode ser transportada para regiões distantes das fontes emissoras e soma-se à poluição antropogênica associada à ocupação urbana e atividades industriais [25]. Observa-se na Figura 1 imagem de queimadas na Amazônia.

Figura 1: Queimadas na Amazônia



Fonte: Prevfogo/Ibama.

A proximidade da queimada, aumenta o seu efeito prejudicial, porém a direção e a intensidade das correntes aéreas influenciam a dispersão dos poluentes atmosféricos afetando outras áreas. Um número maior de pessoas estará sujeito aos efeitos dos contaminantes aéreos se os ventos predominantes se dirigirem para áreas urbanas ou mais povoadas [26], causando efeitos graves à saúde como doenças do aparelho respiratório, do cardiovascular, além de uma variedade de outros problemas de saúde significativos, principalmente em crianças e idosos [7].

2.3 DETECÇÃO DE FOCOS DE CALOR NO BRASIL

Os métodos de detecção e monitoramento de incêndios florestais são fundamentais para o planejamento do controle e dimensionamento dos efeitos produzidos pelo fogo sobre o ambiente. Um conhecimento inadequado da localização do incêndio e extensão da área queimada prejudica a estimativa do impacto do fogo sobre o ambiente. Pode-se utilizar diversas formas de detecção de incêndios, dependendo das características do local. Para países como o Brasil, de grande extensão territorial, o sensoriamento remoto por satélites é a mais viável forma de monitoramento dos incêndios [27].

As imagens de satélites têm sido utilizadas para detectar e monitorar incêndios florestais e queimadas em todas as regiões do Brasil, gerando dados sobre a distribuição espacial e temporal do fogo, o que é de grande importância para a proteção das florestas e gestão dos recursos florestais [7].

A detecção de focos de calor no Brasil foi iniciada pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), fazendo uso de um maior número de satélites que geram centenas de imagens diárias usadas para mapeamento dos focos. O INPE faz este trabalho desde meados de 1986 e foi aperfeiçoado a partir de 1998 mediante apoio do programa nacional PROARCO [7].

Vários satélites, com características diferentes, estão disponíveis para monitoramento de possíveis focos de calor, estes possuem sensores e rastreiam a superfície terrestre diariamente ou várias vezes por dia, dependendo do satélite.

Focos de calor são pixels na imagem de satélite com intensidade infravermelha correspondente a vegetação queimada. Um foco pode representar uma queimada, parte de um incêndio maior ou outras fontes de calor [28].

O sensor Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) capta e registra qualquer temperatura acima de 47°C e a interpreta como sendo um foco de calor, e não é necessariamente um foco de fogo ou incêndio. Um foco indica a existência de fogo em um elemento de resolução da imagem (píxel), que varia de 1 km x 1 km

até 5 km x 4 km, portanto um foco de calor pode corresponder tanto a uma pequena queimada como várias queimadas dentro de um pixel [7].

O satélite de referência, utilizado neste trabalho, é o satélite cujos dados diários de focos detectados são usados para compor a série temporal ao longo dos anos. Mesmo indicando uma fração do número real de focos (de queimadas e incêndios florestais) por usarem o mesmo método e o mesmo horário de captação de imagens, os resultados destes satélites permitem analisar as tendências espaciais e temporais dos focos [7].

Observa-se na Figura 2 a imagem de focos de queimadas detectados no Brasil pelo satélite de referência.

Figura 2: Focos de queimadas detectados no Brasil pelo satélite de referência



Fonte: INPE, 2018.

Algumas condições podem impedir ou prejudicar a detecção das queimadas, como frentes de fogo com menos de 30 m, fogo apenas no chão de uma floresta densa sem afetar a copa das árvores, nuvens cobrindo a região, queimada de pequena duração, fogo em uma encosta de montanha, imprecisão na localização do foco de queima, porém cerca de 80% dos focos estão em um raio de 01 km das coordenadas indicadas [7].

A eficiência na detecção dos incêndios florestais é de grande importância para a prevenção, combate, controle e monitoramento dos incêndios, tornando possível a redução dos custos nas operações de combate e diminuição dos danos.

2.4 BIOMA AMAZÔNIA

Um bioma pode ser definido como conjunto de vida vegetal e animal caracterizado pelo tipo de vegetação dominante. O Brasil é formado por seis biomas de características distintas: Amazônia, Cerrado, Caatinga, Mata Atlântica, Pantanal e Pampa [11], onde cada um desses ambientes abriga diferentes tipos de vegetação e de fauna [29].

A Amazônia é o maior bioma brasileiro em extensão ocupando uma área de 4.196.943 km², como observa-se na Tabela 1, correspondendo a quase metade do território nacional (49,29%) [11].

Tabela 1: Informações sobre os biomas brasileiros

Biomias Continentais Brasileiros	Área Aproximada (km ²)	Área/Total Brasil (km ²)
Amazônia	4.196.943	49,29%
Cerrado	2.036.448	23,92%
Mata Atlântica	1.110.182	13,04%
Caatinga	844.453	9,92%
Pampa	176.496	2,07%
Pantanal	150.355	1,76%
Total Brasil	8.514.877	100,00%

Fonte: IBGE/MMA, Mapa de Biomas do Brasil - Primeira Aproximação, 2004.

A floresta Amazônica é autossustentável, ou seja, vive a partir de seu próprio material orgânico e seu delicado equilíbrio é sensível a quaisquer interferências. Os danos causados pela ação humana são muitas vezes irreversíveis [29].

A Amazônia possui a maior floresta tropical do mundo, a vegetação característica é de árvores altas. A bacia Amazônica ocupa 2/5 da América do Sul e 5% da superfície terrestre, abrigando a maior rede hidrográfica do planeta, 60% da bacia Amazônica se encontra em território brasileiro [11]. Além disso, é de fundamental importância para o equilíbrio da Terra, pois seus rios representam cerca de 20% das reservas de água doce do planeta e também abrange grandes reservas minerais [11].

O Bioma Amazônia abrange os Estados do Acre, Amapá, Amazonas, Pará, Rondônia, Roraima e parte dos Estados do Maranhão, Tocantins e Mato Grosso. Na Figura 3 observa-se o mapa do Brasil com a divisão dos biomas brasileiros.

Figura 3: Mapa representando os Biomas Brasileiros



Fonte: Atlas Geográfico Escolar.

2.4.1 Queimadas e incêndios florestais na Amazônia

Um dos maiores problemas da Amazônia, que também desestabiliza o clima da região, se refere aos desmatamentos e queimadas. Grande parte dos tipos de vegetação brasileira (biomas) estão sujeitas aos incêndios, em maior ou menor quantidade.

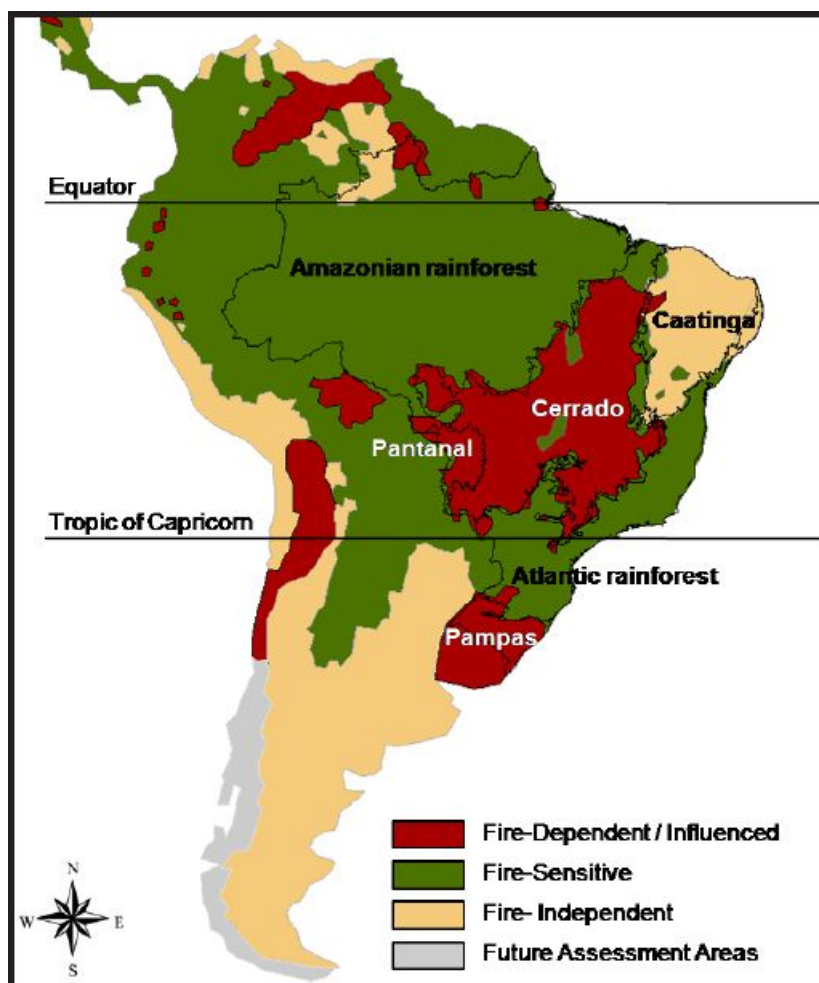
A maioria dos incêndios florestais no Cerrado e na região Amazônica são causados pela ação humana, para diferentes propósitos e usos da terra, como limpeza de pastagens e áreas florestais para produção agropecuária e também em práticas de manejo agrícolas. Incêndios acidentais que se revelam grandes incêndios florestais são comuns devido a essas práticas [8].

As queimadas na Amazônia não ameaçam apenas a biodiversidade da maior floresta do planeta. Partículas liberadas nos incêndios da região podem diminuir a quantidade de chuvas e inclusive alterar o balanço das estações, com impactos significativos para os climas Amazônico e do planeta. A Amazônia é uma fonte importante de vapor d'água para a atmosfera do planeta [30].

As florestas tropicais, como a Amazônia, são sensíveis ao fogo, diferente do Cerrado, que é um ecossistema adaptado e dependente do fogo, como se observa na Figura 4 [8]. Eventos de queimadas naturais são raros em florestas tropicais, devido à alta umidade que não deixa com que o fogo se alastre, por isso a maioria das suas espécies de flora e fauna não estão adaptadas a esse fator. Porém, devido à combinação da fragmentação florestal, desmatamentos e aquecimento global, aliada a prática agrícola que utiliza fogo intensamente, este quadro está rapidamente mudando e a frequência de incêndios florestais vem crescendo [31].

Incêndios repetidos afetam severamente as florestas tropicais, reduzindo a diversidade de espécies de plantas, diminuindo a porcentagem de cobertura do dossel e retardando o crescimento e a recuperação da floresta [32]. Como consequência, a floresta poderia mudar para um tipo diferente de ecossistema que é uma floresta degradada ou uma vegetação semelhante à savana [8].

Figura 4: Vegetação sensível ao fogo, dependente de fogo e independente de fogo, com destaque para os biomas brasileiros



Fonte: Hardesty et al, 2005, apud Pivello, 2011.

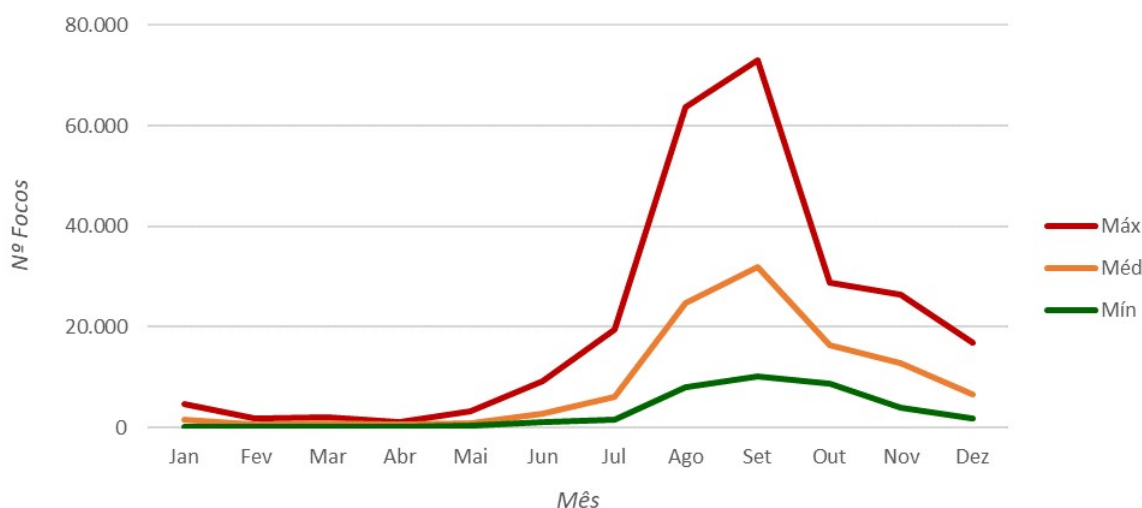
Os maiores números de queimadas detectados no Brasil estão no Cerrado e na Amazônia (na região chamada Arco do Desmatamento) [33]. Na região Amazônica, muitos municípios têm risco potencial para a ocorrência de incêndios, pois são polos de colonização com novos desmatamentos, intensa atividade de extração de madeira, pecuária e agricultura de subsistência. Por esse motivo foi criado no IBAMA (1998) o PROARCO para melhorar o monitoramento de queimadas [34].

Os focos de calor originados nos dados de imagens de satélites têm sido um indicador de quando e onde a queimada ocorreu na Amazônia e têm sido amplamente

utilizados para monitoramento de incêndios e queimadas [35].

Dados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) mostram que durante o segundo semestre o bioma Amazônia tem maior número de queimadas, como se observa na Figura 5. Durante a estação seca, nas regiões Amazônica e Brasil Central, ocorrem em grande quantidade, queimadas nas áreas de Cerrado e de Floresta Tropical [36].

Figura 5: Comparativo dos dados do bioma Amazônia com os valores máximos, médios e mínimos. No período de 1998 até 2018



Fonte: INPE, 2018.

2.4.2 Condições climáticas na Amazônia

Usualmente existe uma diferença entre tempo e clima. Se entende por tempo o estado médio da atmosfera numa dada porção de tempo e em determinado lugar. E clima é a síntese do tempo num dado lugar durante o período de aproximadamente 30-35 anos. O clima, portanto, refere-se às características da atmosfera, inferidas

de observações contínuas durante um longo período. Desta forma, o clima apresenta uma generalização, enquanto o tempo lida com eventos específicos [37].

O tempo é uma característica momentânea da atmosfera (pode variar de uma hora para outra) e o clima é um fator mais permanente (ele muda ao longo do tempo).

Os elementos do clima são atributos físicos que representam as propriedades da atmosfera geográfica de um determinado local [38]. Neste trabalho foram analisadas as séries de temperatura (quantidade de calor que existe no ar), umidade do ar (quantidade de vapor de água contido na atmosfera) e precipitação (quantidade de chuva que cai num determinado lugar e num determinado tempo) [39].

Com o aumento da velocidade do sistema de comunicação pela Internet, iniciou-se um período de intensa circulação de informações, o que facilitou a divulgação de dados meteorológicos e climáticos. O fácil acesso a essas informações, possibilitou um melhor conhecimento da dinâmica atmosférica contribuindo para a elaboração de pesquisas [38].

Os Serviços Meteorológicos Nacionais observam o tempo e o clima de forma contínua, fornecendo um fluxo regular de dados que são transmitidos ao redor do mundo com o propósito de previsões e planejamento [39].

O clima na floresta Amazônica é equatorial, quente e úmido, devido à proximidade à Linha do Equador, a incidência de radiação solar em sua superfície é muito grande, com a temperatura variando pouco durante o ano [39]. A energia que atinge a superfície terrestre é devolvida para a atmosfera na forma de fluxo de calor sensível (aquecimento) e latente (evapotranspiração) [40].

O clima do bioma Amazônia pode ser caracterizado pela alta umidade e chuvas abundantes, possui uma precipitação média de aproximadamente 2300 mm, embora tenham regiões em que o total anual atinge 3500 mm. O período de chuvas ou forte atividade convectiva na região Amazônica é compreendido entre novembro e março, sendo que o período de seca (sem grande atividade convectiva) é entre os meses de maio e setembro [40].

2.5 FRACTAIS

O termo fractal, que significa fragmentado, quebrado, foi criado em 1975 pelo matemático polonês Benoît Mandelbrot e representa objetos que não podem ser definidos pela geometria euclidiana.

Fractais são objetos complexos, com formas reais da natureza, que podem ser definidos pela propriedade de autossimilaridade, ou seja, um objeto que apresenta as mesmas características em qualquer escala sob o qual são vistos. Logo, se retirada uma parte desse objeto e ampliada à imagem, esta não perde as propriedades e continuará se assemelhando ao objeto todo [41]. Um fractal tem a dimensão fracionária menor do que a dimensão do espaço euclidiano que possui dimensões inteiras.

Fragmentos de um objeto ou sequência fractal são cópias exatas ou estatísticas do todo e podem se tornar iguais ao todo por magnificação e deslocamento. Os fractais classificam-se em: estocástico e determinístico.

- Fractais estocásticos: também conhecidos por fractais naturais, possuem a propriedade de autossimilaridade em sentido estatístico, e suas medidas estatísticas são preservadas em diferentes escalas. São gerados por processos estocásticos (aleatórios). Exemplos de fractais estocásticos: árvores, nuvens, linhas costeiras e redes arteriais [42, 43, 44].

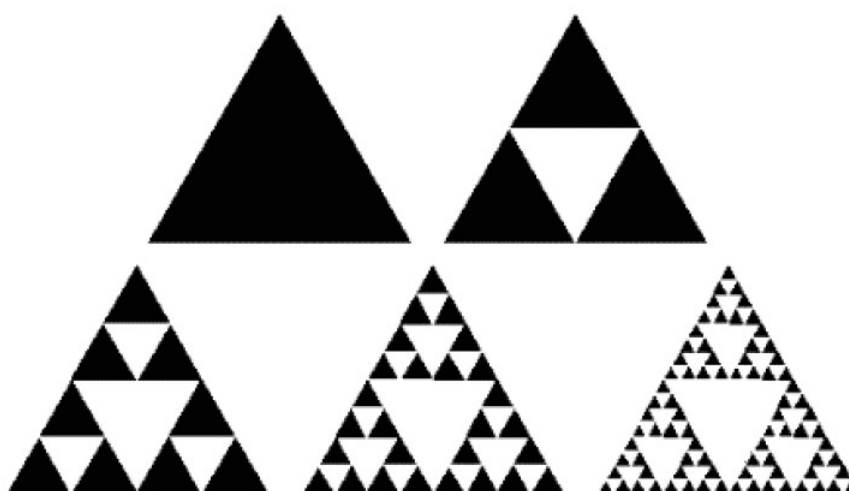
Figura 6: Fractal estocástico (Couve-Flor)



Fonte: Wikipedia (www.wikipedia.org).

- Fractais determinísticos: possuem propriedade de autossimilaridade em todas as escalas (autossimilaridade exata). O procedimento de construção desses objetos geométricos é feito por processos iterativos. Exemplos desses fractais: o triângulo de Sierpinski, a esponja de Merger e a curva de Koch.

Figura 7: Fractal determinístico (Triângulo de Sierpinski)



Fonte: Mandelbrot, 1983.

2.5.1 Dimensão Fractal

Uma das características que definem um fractal é a sua dimensão, que representa seu grau de regularidade e ocupação no espaço. A dimensão fractal descreve quantos novos pedaços geometricamente similares ao objeto são observados quando a resolução é aumentada.

- Nos fractais determinísticos a dimensão fractal pode ser calculada usando o seguinte procedimento: se $N(l)$ é o número de unidades da estrutura (ex. triângulos, quadrados) em escala l , a diminuição da escala b vezes resulta em um novo número de unidades,

$$N\left(\frac{l}{b}\right) = N(l)b^{d_f} \quad (1)$$

A dimensão fractal d_f é calculada por:

$$d_f = \frac{\log \frac{N(lb)}{N(l)}}{\log b} \quad (2)$$

A expressão 2 é válida para todas as escalas.

- Em fractais estocásticos a dimensão fractal pode ser obtida pela expressão:

$$V(R) \propto R^{d_f} \quad (3)$$

Onde $V(R)$ é o volume da região de dimensão linear R e d_f a dimensão fractal, sendo este um número não inteiro e menor do que a dimensão euclidiana D do espaço em que o fractal está situado ($d_f < D$) [43].

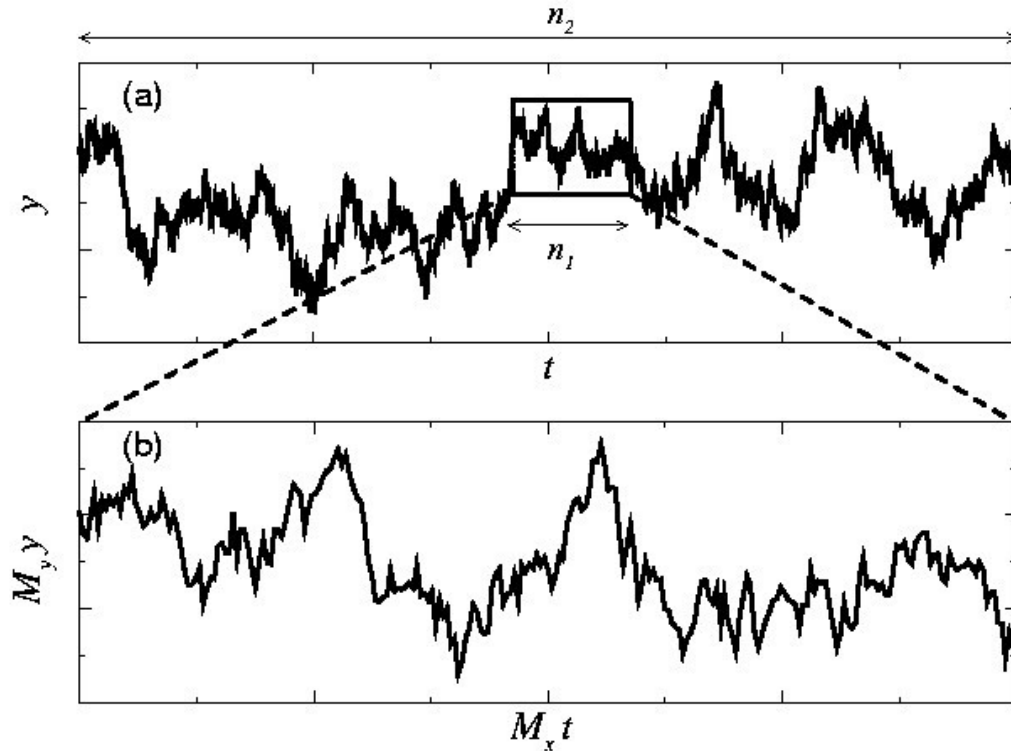
2.5.2 Processos Fractais

Processos fractais caracterizam-se pela geração de flutuações em múltiplas escalas do tempo. Essas flutuações possuem a autossimilaridade estatística da mesma maneira que os objetos fractais possuem autossimilaridade nas várias escalas espaciais.

A análise fractal de séries temporais foi aplicada com sucesso em dados fisiológicos, ecológicos, geofísicos, climáticos e financeiros. Pode-se citar como exemplo intervalos entre batimentos cardíacos [45], intervalo entre dois passos [46], flutuações em atividade elétrica cerebral [47], fenômenos climáticos [48] e dados financeiros [49].

A Figura 8 apresenta um processo fractal com autossimilaridade estatística das flutuações em diferentes escalas de tempo.

Figura 8: Processo fractal



Fonte: PhysioNet (www.physionet.org).

Uma série temporal $y(t)$ possui propriedade de autossimilaridade se:

$$y(t) = a^\alpha y\left(\frac{t}{a}\right) \quad (4)$$

Onde “=” significa a igualdade de propriedades estatísticas. Essa igualdade surge após mudanças de escalas para t e $y(t)$ usando diferentes fatores. O expoente α chama-se parâmetro de autossimilaridade, ou expoente de escala [42].

A característica de um processo autossimilar ($\alpha > 0$) é que as flutuações dentro de um intervalo aumentam com o tamanho do intervalo pela lei da potência, significando uma série temporal não limitada.

A partir desta propriedade é possível mensurar correlações de longo alcance em séries temporais, utilizando técnicas que têm como base propriedades fractais (invariância escalar, autossimilaridade e a aleatoriedade) [50].

2.6 CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal é um conjunto de observações geradas sequencialmente no tempo, geralmente equidistantes, tais como $X_t = \{x_t \in R \mid t = 1, 2, \dots, N\}$, onde t é o índice temporal ou cronológico e N é o número de observações [51].

Muitos processos na natureza não são processos aleatórios independentes, geralmente eles mostram significantes correlações de longo alcance. Uma investigação que pode ser efetuada na série é identificar se a sequência destes registros apresenta correlação, isto é, se existe um efeito de memória de longa duração nesse conjunto de dados ao longo do tempo.

Para séries temporais autossimilares $x(i)$, $i = 1, \dots, N$, consideramos incrementos $\Delta x(i) = x(i) - x(i - 1)$. A função de auto covariância é definida como:

$$C(\tau) = \langle \Delta x(i) - \Delta x(i + \tau) \rangle = \frac{1}{N - n} \sum_{i=1}^{N-n} (\Delta x(i) - \Delta x(i + \tau)) \quad (5)$$

que é idêntica à função de autocorrelação se os dados forem normalizados com variância unitária [41].

- Se $\Delta x(i)$ são não correlacionadas, $C(\tau) = 0$ para $n > 0$;
- Se $\Delta x(i)$ exibe correlação de curto prazo, $C(\tau)$ decai exponencialmente $C(\tau) \sim e^{-\frac{\tau}{t_x}}$ com um tempo de decaimento característico t_x ;
- Se $\Delta x(i)$ exibirem correlação de longo prazo, $C(\tau)$ decai como uma lei de potência $C(\tau) \sim \tau^{-\gamma}$ com expoente $0 < \gamma < 1$.

2.6.1 Expoente de Hurst

Este método foi desenvolvido pelo engenheiro inglês H.E. Hurst quando ele estudou a hidrologia do rio Nilo, Egito [52], e foi considerado o primeiro método para a análise de persistência em séries temporais de longo alcance e baseado no passeio aleatório, a estatística R/S (Rescaled Range ou Range Over Standard Deviation) é a diferença da amplitude entre a maior ocorrência registrada (R), pelo desvio padrão encontrado na série (S).

Para calcular o expoente de Hurst deve-se inicialmente dividir a série original x_i em ν segmentos de tamanho s produzindo $N_s = \text{int} \left(\frac{N}{s} \right)$ segmentos. Em seguida, a série original de cada segmento $\nu = 0, \dots, N_s - 1$ é integrada através da subtração da média em cada intervalo, obtendo trechos de série sem tendência:

$$Y_\nu(j) = \sum_{i=1}^j \left(x_{\nu s+i} - \frac{1}{s} \sum_{i=1}^j x_{\nu s+i} \right) = \sum_{i=1}^j x_{\nu s+i} - \frac{j}{s} \sum_{i=1}^j x_{\nu s+i} \quad (6)$$

Em seguida, obtêm-se as diferenças entre os valores máximos e mínimos em cada segmento, bem como o desvio padrão de cada um desses segmentos:

$$R_\nu(s) = \max_{j=1}^s Y_\nu(j) - \min_{j=1}^s Y_\nu(j), \quad S_\nu(s) = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{j=1}^s Y_\nu^2(j)} \quad (7)$$

A função de flutuação é dada pela expressão:

$$F_{RS}(s) = \frac{1}{N_s} \sum_{\nu=0}^{N_s-1} \frac{R_\nu(s)}{S_\nu(s)} \approx s^H, \quad \text{para } s \gg 1 \quad (8)$$

O expoente de Hurst H , é relacionado com o expoente de correlação γ e com o coeficiente β da análise espectral através da equação $2H = 1 + \beta = 2 - \gamma$ [53]. O expoente H está limitado no intervalo $(0, 2)$ com significativa imprecisão nos extremos desse intervalo.

A principal diferença entre estes três expoentes está no fato de que γ e β se referem a autossimilaridade da série original enquanto que H indica a autossimilaridade das séries integradas em cada intervalo. O expoente de Hurst pode ser interpretado como a probabilidade de existência de memória na série temporal.

A interpretação do expoente H é a seguinte [53]:

- i) $H = 0,5$: Ruído branco (séries não correlacionadas) e a função de autocorrelação diminui exponencialmente.
- ii) O valor $0,5 < H < 1$: série original possui correlações de longo-alcance persistentes: os valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos), a função de autocorrelação diminui seguindo uma lei de potência $C(n) \approx n^{-\gamma}$, com $\gamma = 2 - 2H$;
- iii) Para $0 < H < 0,5$: série é anti-persistente significando que os valores grandes (pequenos) tem maior probabilidade de serem seguidos por valores pequenos (grandes);
- iv) O valor $H = 1$: ruído tipo $\frac{1}{f}$;
- v) Para $H > 1$ as correlações existem, contudo não diminuem seguindo uma lei de potências. O caso especial $H = 1,5$ indica um ruído Browniano, que é a integração do ruído branco.

O expoente de Hurst H pode ser interpretado como o parâmetro que indica a suavidade da série original. Quanto maior o valor de H , mais suave é a série. Neste aspecto, o ruído $\frac{1}{f}$ pode ser interpretado como uma transição entre o processo não correlacionado (ruído branco) e um processo muito mais suave (ruído Browniano).

3 DADOS E METODOLOGIA

3.1 DADOS

3.1.1 Dados de Queimadas

Os dados de focos de calor utilizados neste trabalho fazem parte de uma grande base de dados fornecida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE [7], que atua (em conjunto com outros produtos) para detecção e monitoramento de queimadas.

Os dados são obtidos pelas imagens térmicas de vários satélites adquiridos várias vezes por dia e alimentados em um sistema especial de informações geográficas, publicamente disponíveis. Na Figura 9, observa-se imagem indicando focos de calor no mapa. O conjunto de dados selecionado para o presente estudo compreende mais de 2 milhões de focos de calor, coletados no Bioma Amazônia pelos satélites de referência, que é o satélite cujos dados diários de focos detectados são usados para compor a série temporal ao longo dos anos permitindo a análise de tendências nos números de focos para mesmas regiões e entre regiões em períodos de interesse [7].

Figura 9: Imagem transmitida pelo satélite de referência. Cada cruz vermelha indicada no mapa é um indício de foco de incêndio



Fonte: INPE, 2018.

Foram utilizados para compor as séries de focos de calor os dados diários do bioma Amazônia, obtidos pelos satélites de referência NOAA-12 (sensor AVHRR, passagem no final da tarde) de 01/janeiro/1999 a 03/julho/2002 e a partir de então AQUA_M-T (sensor MODIS, passagem no início da tarde). Na Tabela 2 são apresentadas informações sobre os dados em relação aos satélites de referência [7].

Tabela 2: Informações sobre os dados em relação aos satélites de referência

Satélite de Referência	Início do Período	Final do Período	Focos de Calor
NOAA-12	01/01/1999	03/07/2002	191091
AQUA_M	04/07/2002	31/12/2017	2005003
NOAA-12 + AQUA_M-T	01/01/1999	31/12/2017	2196094

3.1.2 Dados Climáticos

Os dados climáticos utilizados são séries históricas diárias de temperatura mínima, temperatura compensada média, temperatura máxima, umidade relativa média do ar e precipitação, obtidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Os valores diários das variáveis climáticas são a média de 41 estações meteorológicas convencionais distribuídas no bioma Amazônia durante o período de 01/01/1999 a 31/12/2017. Estes dados estão disponíveis para download em um banco de dados (BDMEP) para apoiar as atividades de ensino e pesquisa e outras aplicações [39].

Na Figura 10 observa-se imagem da disposição espacial das estações meteorológicas na Região Norte.

Figura 10: Disposição espacial das estações meteorológicas na Região Norte



Fonte: INMET, 2018.

3.2 METODOLOGIA

3.2.1 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Detrended Fluctuation Analysis (DFA) é um método que se caracteriza por detectar a presença de correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias [54], que diferente de outros métodos, evita a falsa detecção devido às tendências externas. Este método foi introduzido por Peng et al. [12] em 1994 para análise de sequências gênicas e vem sendo aplicado em diversas áreas [12].

Considerando uma série temporal com N observações, a implementação do algoritmo DFA é descrito da seguinte forma:

- i) Primeiramente a série deve ser integrada, processo que transforma a série original x_i , com $i = 1, 2, \dots, N$, em

$$X(k) = \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}) \quad (9)$$

Onde $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ é a média dos valores de x_i com $i = 1, 2, \dots, N$, e k um número inteiro entre 1 e N .

- ii) Em seguida, a série integrada $X(k)$ é dividida em $N_n = \text{int}(N/n)$ não sobrepostos segmentos de comprimento n e em cada segmento $s = 1, \dots, N_n$ a tendência polinomial local $X_{n,s}(k)$ é estimada e subtraída de $X(k)$ [12, 54].
- iii) A variância sem tendência é calculada como:

$$F_{DFA}^2(n) = \frac{1}{nN_n} \sum_{s=1}^{N_n} \sum_{k=(s-1)n+1}^{sn} [X(k) - X_{n,s}(k)]^2 \quad (10)$$

- iv) Repetindo estes cálculos para diferentes tamanhos de segmento, será fornecida a relação entre a função de flutuação $F_{DFA}(n)$ e o tamanho do segmento n . Se a série original apresentar correlações de longo prazo $F_{DFA}(n)$ tende a crescer com o tamanho do intervalo, n , de acordo com uma lei de potência:

$$F_{DFA}(n) \sim n^\alpha \quad (11)$$

O expoente de escala α é obtido como a inclinação da regressão linear entre $\log F(n)$ e $\log(n)$ e pode ser interpretado como:

- a) $\alpha = 0,5$ indica ausência de correlação (ruído branco);
- b) $\alpha > 0,5$ indica correlações de longo alcance persistentes;
- c) $\alpha < 0,5$ indica correlações de longo alcance anti-persistentes;
- d) $\alpha = 1$ representa ruído do tipo $\frac{1}{f}$;
- e) $\alpha = 1,5$ corresponde ao ruído Browniano que representa integração de ruído branco [12, 54].

3.2.2 Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA)

O método Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) foi proposto por Podobnik e Stanley [13], para quantificar as correlações cruzadas entre duas séries temporais, não-estacionárias, simultaneamente. Este método representa uma generalização do Detrended Fluctuation Analysis (DFA).

O método DCCA tem sido utilizado com sucesso na análise de dados fisiológicos [55], engenharia [56], climáticos [57] e financeiros [58].

A implementação do algoritmo DCCA é descrito da seguinte forma:

a) Duas séries simultâneas $x(i)$ e $y(i)$, onde $i = 1, \dots, N$ são integradas para produzir $X(k) = \sum_{i=1}^k x(i)$ e $Y(k) = \sum_{i=1}^k y(i)$, onde k é um inteiro entre 1 e N .

b) Em seguida, as séries integradas são divididas em N_n segmentos de comprimento igual n e uma regressão linear é ajustada para cada segmento para capturar a tendência local

c) Das séries integradas $X(k)$ e $Y(k)$ são retiradas as tendências locais $X_{n,s}(k)$ e $Y_{n,s}(k)$ (ajuste linear ou polinomial dentro de cada segmento $s = 1, \dots, N_n$) para cada intervalo.

d) Calcula-se a covariância sem tendências:

$$F_{DCCA}^2(n) = \frac{1}{nN_n} \sum_{s=1}^{N_n} \sum_{k=n(s-1)+1}^{ns} [X(k) - X_{n,s}(k)] [Y(k) - Y_{n,s}(k)] \quad (12)$$

e) Repetir este cálculo para todos os tamanhos de segmento fornece a relação entre $F_{DCCA}^2(n)$ e o segmento de tamanho n . Se existe correlação cruzada de longo alcance então:

$$F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda \quad (13)$$

e o expoente de escala λ é determinado a partir de regressão linear de $\log[F_{DCCA}(n)]$ versus $\log(n)$.

A interpretação de λ é semelhante à do expoente α do DFA. As correlações cruzadas de longo prazo entre duas séries implicam que cada série possui uma memória longa de seus valores anteriores, bem como uma memória longa dos valores anteriores das outras séries. Quando apenas uma série é analisada, o método DCCA é equivalente ao método Detrended Flutuuation Analysis (DFA) [13].

3.2.3 Coeficiente DCCA

O coeficiente de correlação cruzada $\rho_{DCCA}(n)$ foi proposto com o objetivo de quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais não-estacionárias [59]. Este coeficiente é uma adaptação do coeficiente de correlação linear de Pearson.

O coeficiente de correlação cruzada DCCA é definido como a razão entre a função de covariância sem tendência $F_{DCCA}^2(n)$ e as funções de variância sem tendência $F_{DFA}(n)$, ou seja, [59]:

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA_1}(n)F_{DFA_2}(n)} \quad (14)$$

O valor do $\rho_{DCCA}(n)$ é um coeficiente adimensional com intervalo que varia entre $-1 \leq \rho_{DCCA}(n) \leq 1$. Em que -1 representa anti correlação cruzada perfeita e $+1$ correlação cruzada perfeita. O valor de $\rho_{DCCA}(n) = 0$ significa que não existe correlação cruzada [59].

3.2.4 Detrended Partial Cross-Correlation Analysis (DPCCA)

O método Detrended Partial Cross-Correlation Analysis (DPCCA) pode ser usado para quantificar as relações entre dois sinais não estacionários (com influências de outros sinais removidos) em diferentes escalas de tempo. Este método foi introduzido recentemente por Yuan et al. [15] baseado na Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) aprimorado com a técnica de correlação parcial [15]. O método DPCCA é detalhado a seguir.

Os níveis de correlação cruzada entre duas séries temporais podem ser estimados como [59],

$$\rho_{i,j}(n) = \frac{F_{i,j}^2(n)}{F_i(n)F_j(n)} \quad (15)$$

e uma matriz de coeficientes pode ser obtida como,

$$\rho(n) = \begin{pmatrix} \rho_{1,1}(n) & \rho_{1,2}(n) & \cdots & \rho_{1,m}(n) \\ \rho_{2,1}(n) & \rho_{2,2}(n) & \cdots & \rho_{2,m}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{m,1}(n) & \rho_{m,2}(n) & \cdots & \rho_{m,m}(n) \end{pmatrix}$$

Onde $\rho_{i,j}(n)$ varia de -1 a $+1$, e representa o nível de correlação cruzada entre séries temporais. No entanto, para excluir a possível influência de outras séries temporais, é necessário combinar a técnica de correlação parcial com os cálculos acima, para isso calcula-se primeiro a matriz inversa de $\rho(n)$, se a matriz de correlação é definida positiva,

$$C(n) = \rho^{-1}(n) = \begin{pmatrix} C_{1,1}(n) & C_{1,2}(n) & \cdots & C_{1,m}(n) \\ C_{2,1}(n) & C_{2,2}(n) & \cdots & C_{2,m}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{m,1}(n) & C_{m,2}(n) & \cdots & C_{m,m}(n) \end{pmatrix}$$

O nível de correlação cruzada parcial pode ser determinado como:

$$\rho_{DPCCA}(i, j; n) = \frac{-C_{i,j}(n)}{\sqrt{C_{i,i}(n)C_{j,j}(n)}}, \quad i, j = 1, \dots, m \quad (16)$$

Que avaliam as correlações intrínsecas entre as séries analisadas, quando a influência das outras séries é eliminada. A interpretação de ρ_{DPCCA} é semelhante ao ρ_{DCCA} [15].

4 RESULTADOS

Neste capítulo é apresentada uma análise dos dados do bioma Amazônia para séries temporais diárias de focos de calor, temperatura (máxima, média e mínima), umidade e precipitação de janeiro de 1999 a dezembro de 2017.

Antes de aplicar o DFA, removeu-se a sazonalidade dos dados de todas as séries analisadas, normalizando a série original:

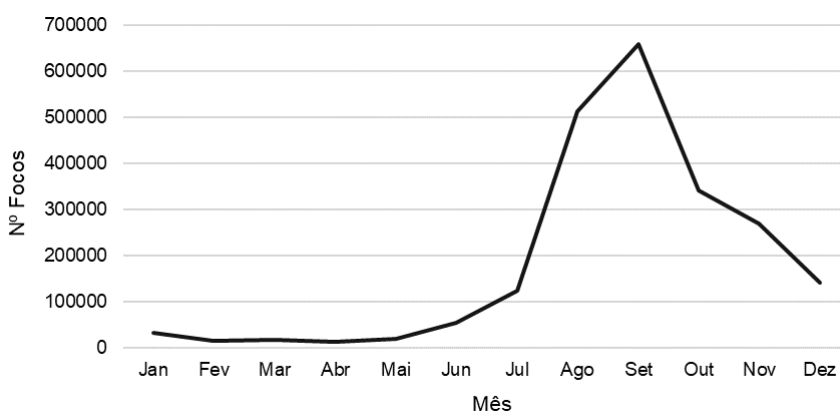
$$X(t) = (x(t) - \langle x(t) \rangle) / \sigma, \quad (17)$$

onde σ e $\langle x(t) \rangle$ são respectivamente o desvio padrão e o valor médio do número diário das observações calculados para cada dia (obtido pela média ao longo de todos os anos). As séries normalizadas $X(t)$ representam as séries temporais das anomalias diárias.

- Focos de calor

A série temporal de focos de calor tem o total de 2196094 ocorrências. Foram utilizados para compor as séries os satélites de referência NOAA-12 e AQUA_M-T. No segundo semestre, ocorrem em grande quantidade queimadas na Amazônia como observa-se na Figura 11.

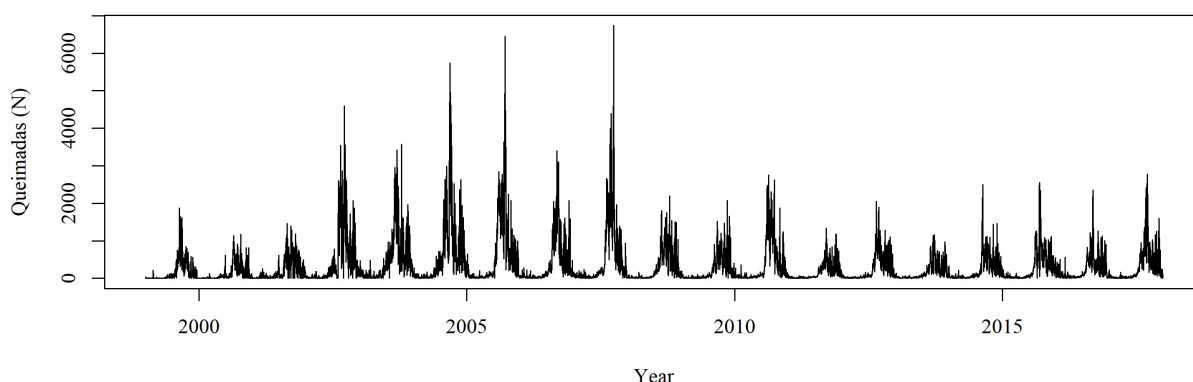
Figura 11: Número de focos de calor por mês no bioma Amazônia no período de 1999 até 2017, detectados pelo satélite de referência



Os dados de focos de calor detectados pelos satélites foram agrupados em séries temporais diárias. Para cada dia temos a quantidade de focos de calor ou zero se não houve nenhuma ocorrência.

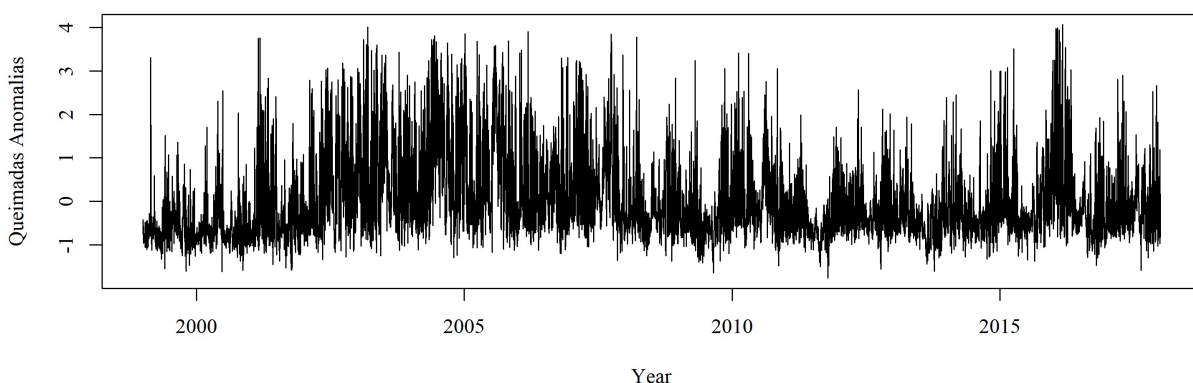
A Figura 12 apresenta a série original de focos de calor, onde se observa sazonalidade e os picos mais altos ocorreram em 2005 e 2007, períodos durante os quais ocorreram secas severas.

Figura 12: Série temporal de queimadas na Amazônia no período de 1999 a 2017



A Figura 13 apresenta a série diária de anomalias de queimadas no bioma Amazônia.

Figura 13: Série temporal de anomalias de queimadas na Amazônia no período de 1999 a 2017

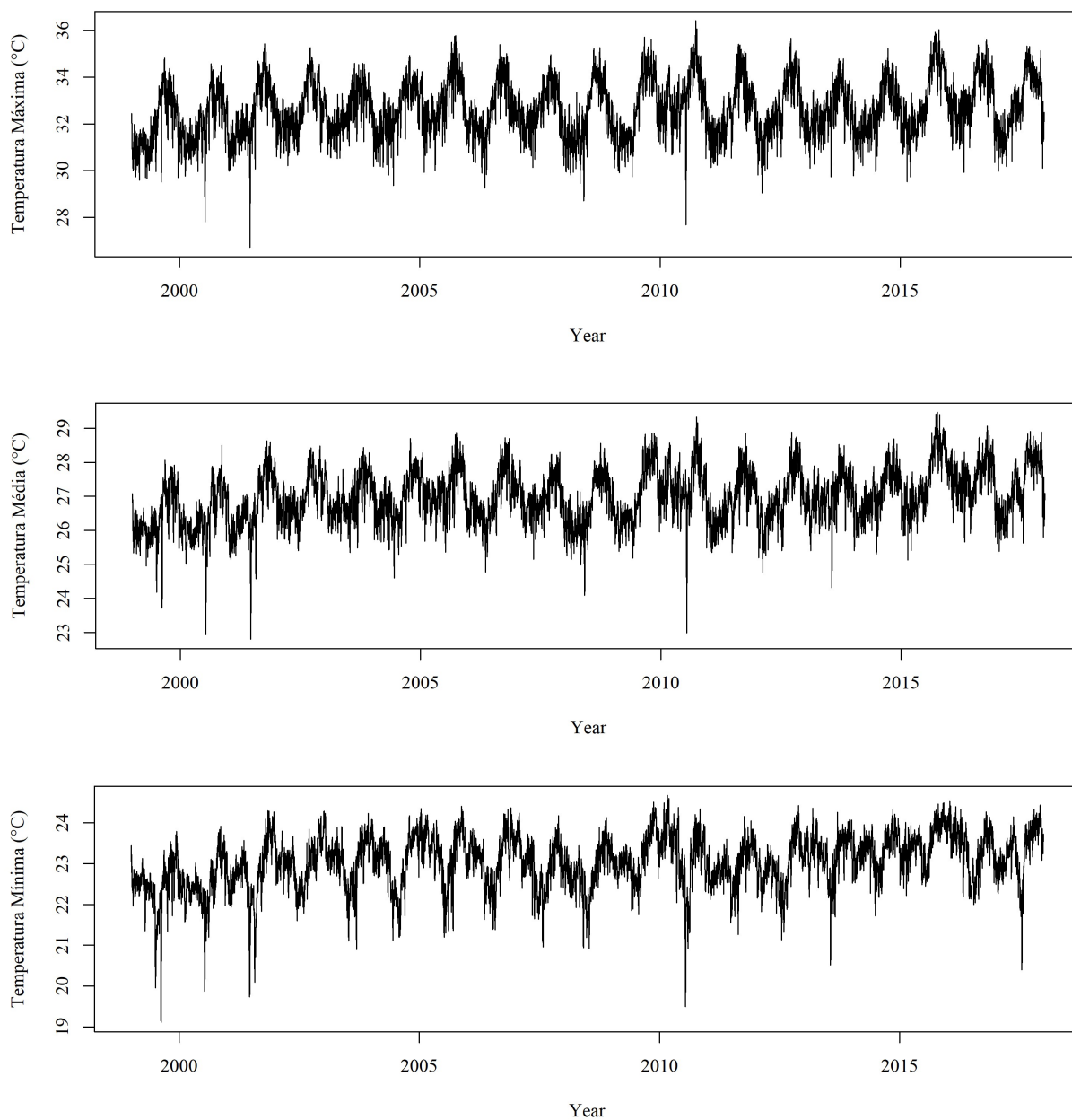


Os registros usados para as séries de temperatura (mínima, média e máxima), umidade e precipitação foram obtidos da média diária de várias estações meteorológicas convencionais do bioma Amazônia, de 1999 a 2017. Onde se observam características de sazonalidade em todas as séries originais.

- Temperatura (mínima, média e máxima)

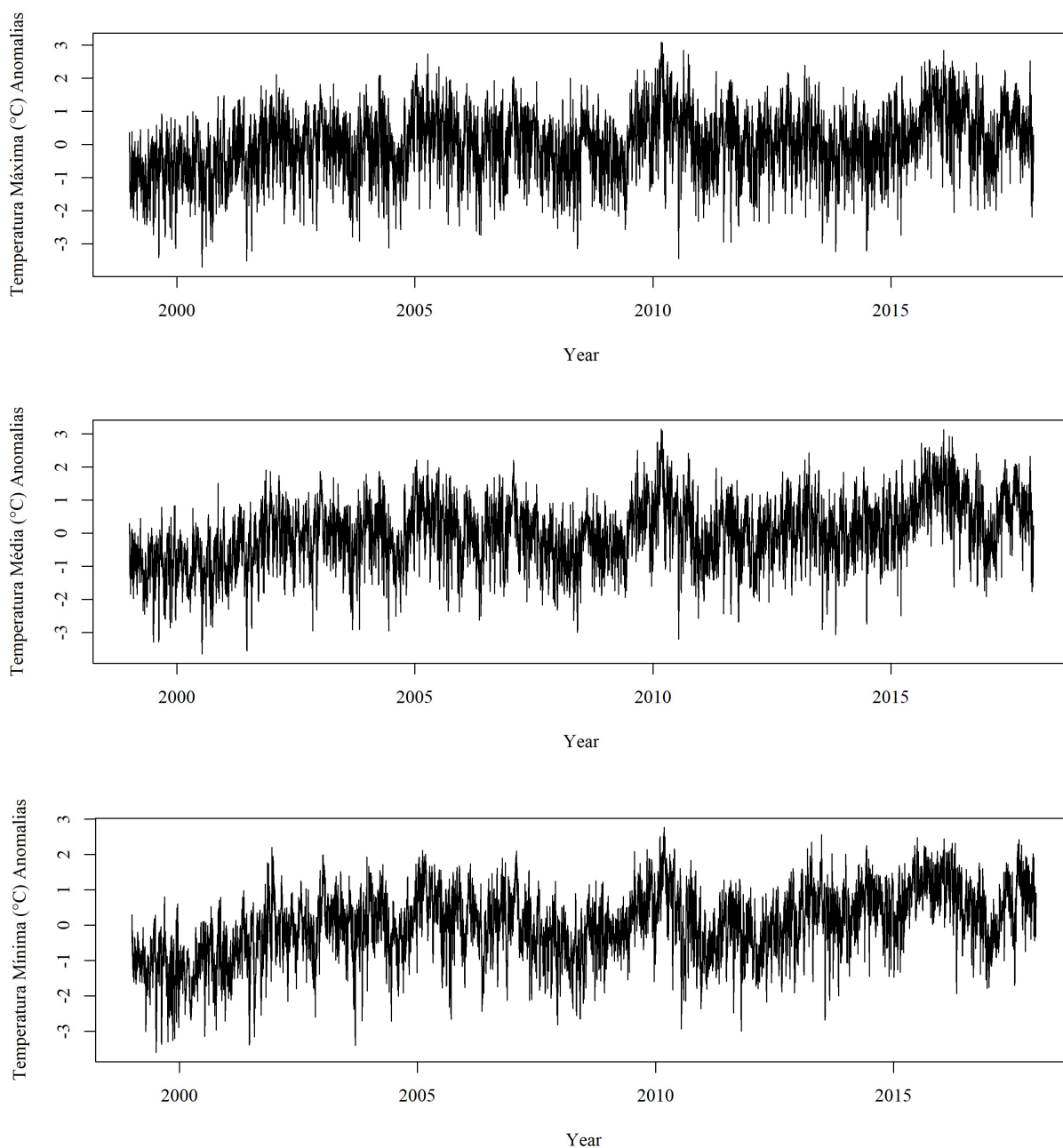
A Figura 14 representa os gráficos das séries originais de temperatura máxima, temperatura compensada média e temperatura mínima, respectivamente, no bioma Amazônia. Observa-se que as temperaturas são elevadas neste bioma.

Figura 14: Séries temporais de temperatura (máxima, média e mínima, respectivamente) na Amazônia no período de 1999 a 2017



A Figura 15 representa os gráficos das séries de anomalias de temperatura máxima, temperatura compensada média e temperatura mínima no bioma Amazônia.

Figura 15: Séries temporais de anomalia de temperatura (máxima, média e mínima, respectivamente) na Amazônia no período de 1999 a 2017



- Umidade relativa

As Figuras 16 e 17 apresentam as séries originais e de anomalias da umidade relativa média no bioma Amazônia, onde se observa alta umidade.

Figura 16: Série temporal de umidade na Amazônia no período de 1999 a 2017

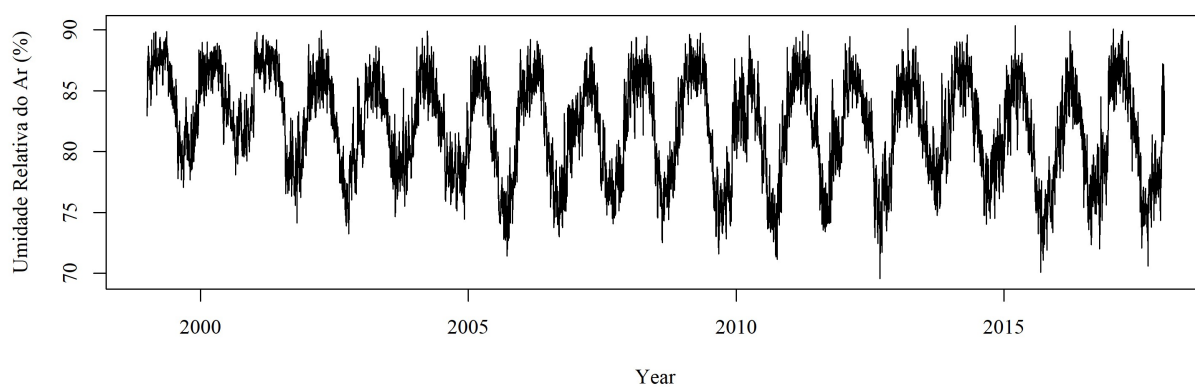
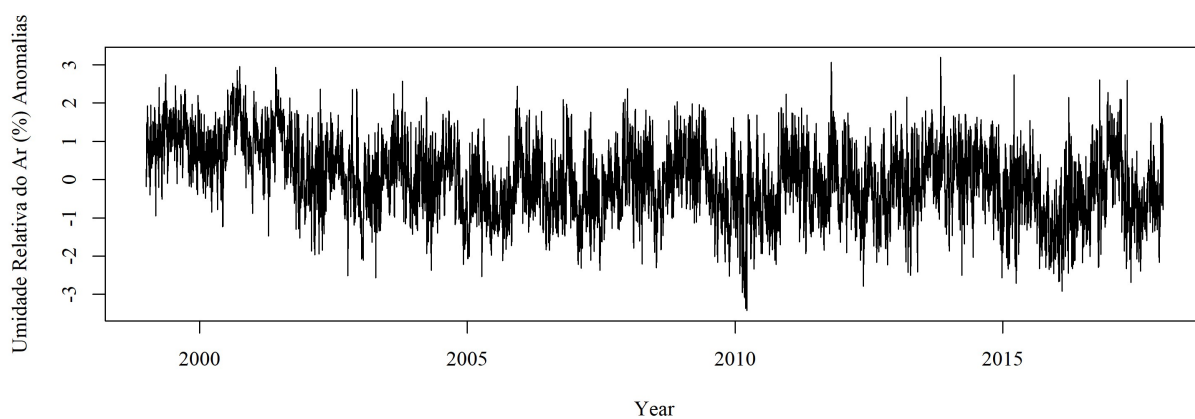


Figura 17: Série temporal de anomalias de umidade na Amazônia no período de 1999 a 2017



- Precipitação

As séries originais e de anomalias diárias de precipitação no bioma Amazônia são mostradas nas Figuras 18 e 19.

Figura 18: Série temporal de precipitação na Amazônia no período de 1999 a 2017

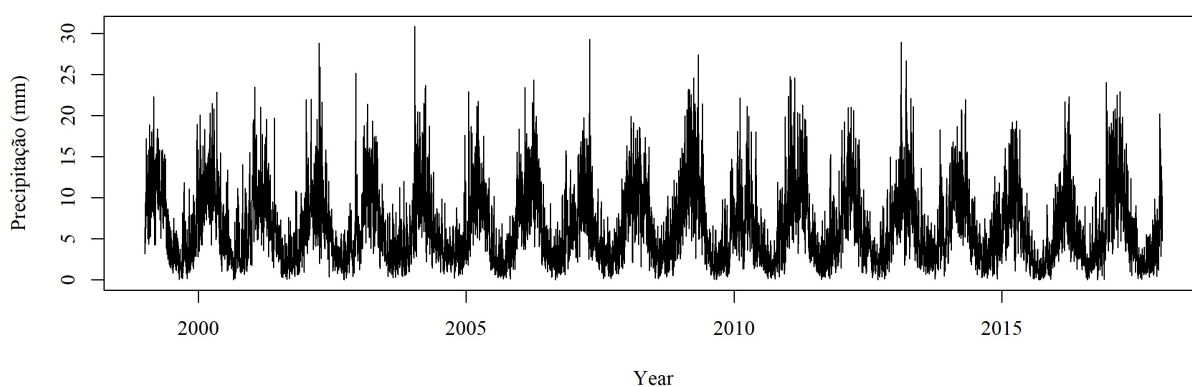
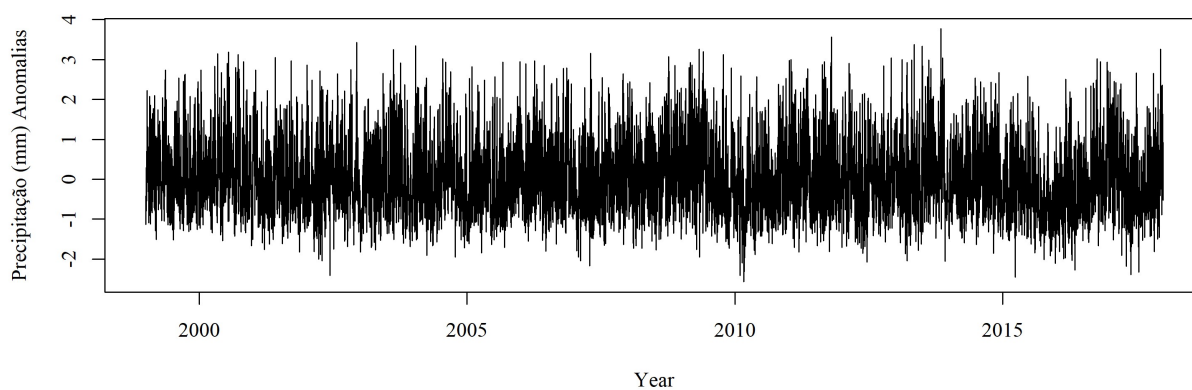


Figura 19: Série temporal de anomalias de precipitação na Amazônia no período de 1999 a 2017



Na Tabela 3 observa-se um resumo dos valores dos dados climáticos analisados neste trabalho.

Tabela 3: Medidas descritivas das séries originais climáticas para os períodos estudados

	Mínimo	Média	Máximo
Temperatura Compensada Média (°C)	22,8	27,0	29,5
Temperatura Mínima (°C)	19,1	23,0	24,7
Temperatura Máxima (°C)	26,7	32,6	36,4
Precipitação (mm)	0,0	6,4	30,9
Umidade Relativa Média (%)	69,5	82,0	90,3

- DFA, DCCA E DPCCA

O método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) foi aplicado nas séries temporais de anomalias diárias de focos de calor, temperatura (mínima, média e máxima), umidade e precipitação, e suas funções de flutuação plotada em escalas log-log. Também foi aplicado o método Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) entre as séries temporais de anomalias diárias de focos de calor e elementos climáticos (temperatura, umidade e precipitação).

Todos os expoentes (α) de escala obtidos como a inclinação da linha que ajusta a função de flutuação pelo método dos mínimos quadrados, são maiores que 0,5. Estes resultados estão de acordo com os resultados que se encontram na literatura [60, 61]. Os gráficos de DFA e DCCA são apresentados nas Figuras 20 a 24.

Figura 20: Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e temperatura média

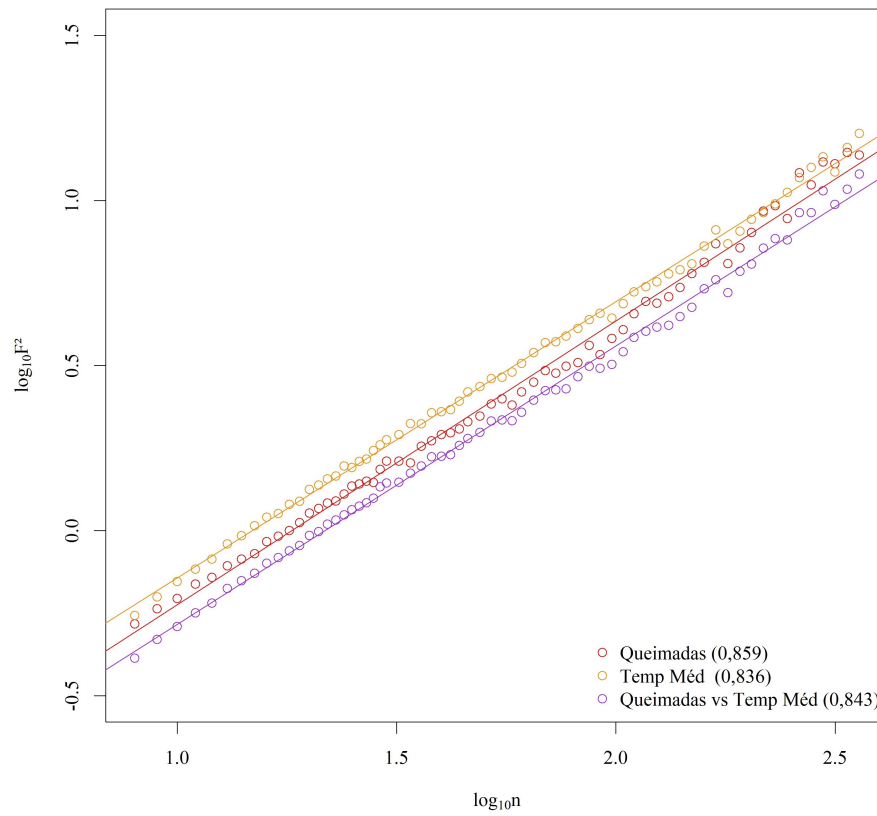


Figura 21: Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e temperatura máxima

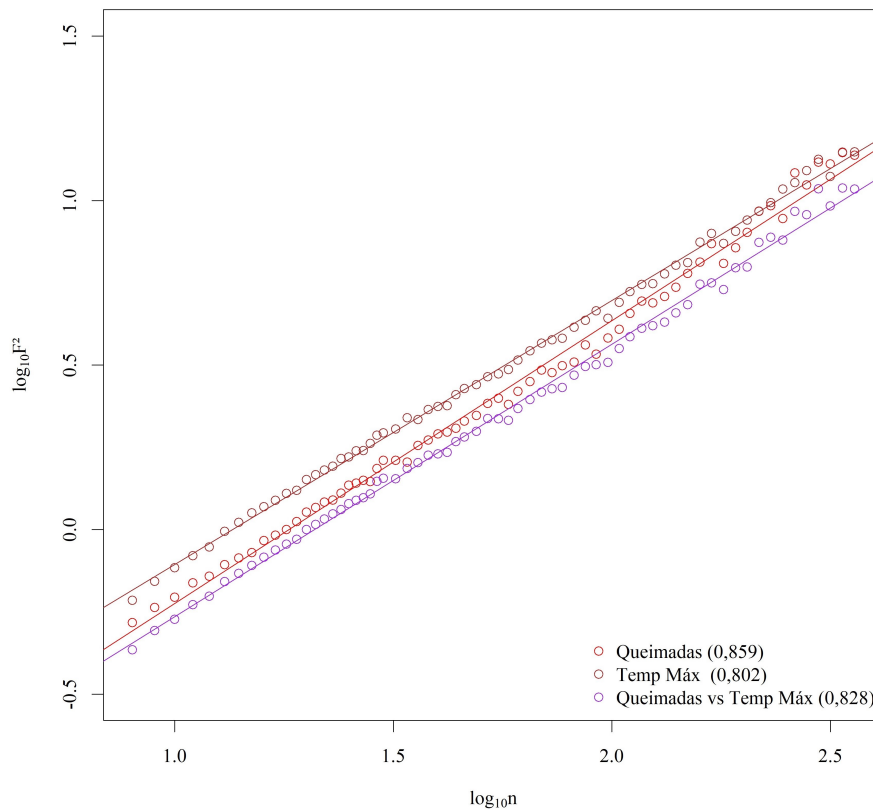


Figura 22: Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e temperatura mínima

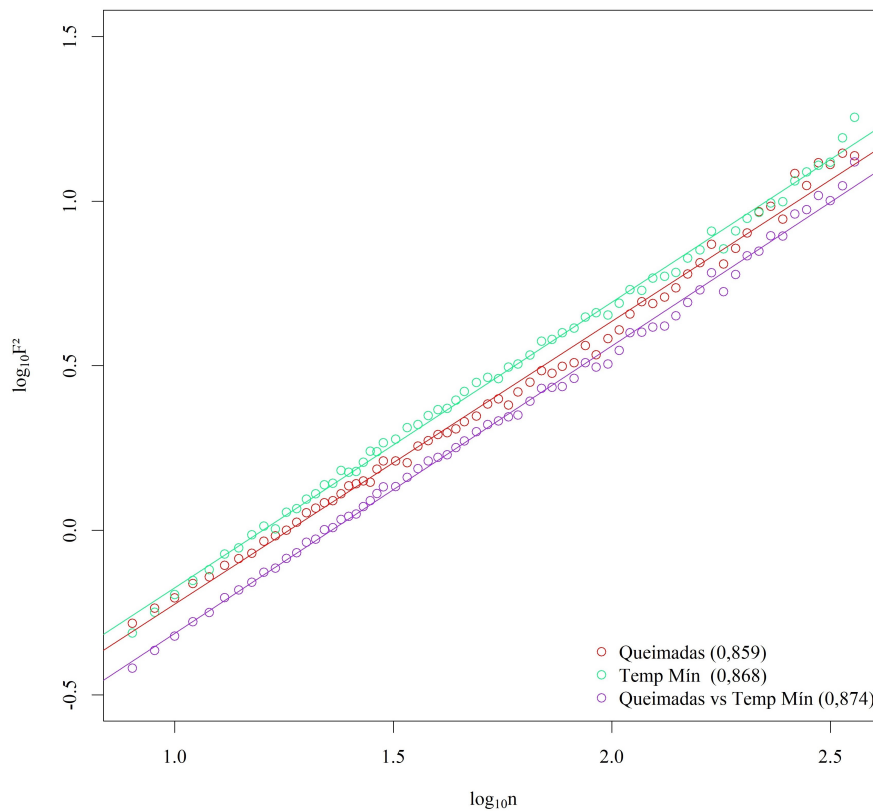


Figura 23: Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e umidade

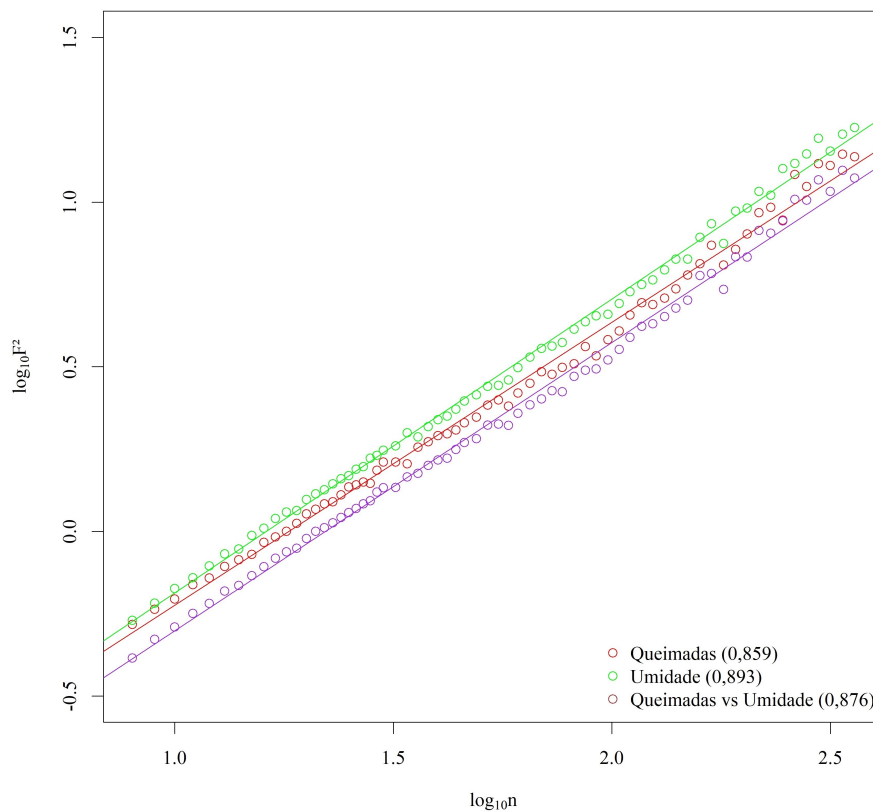
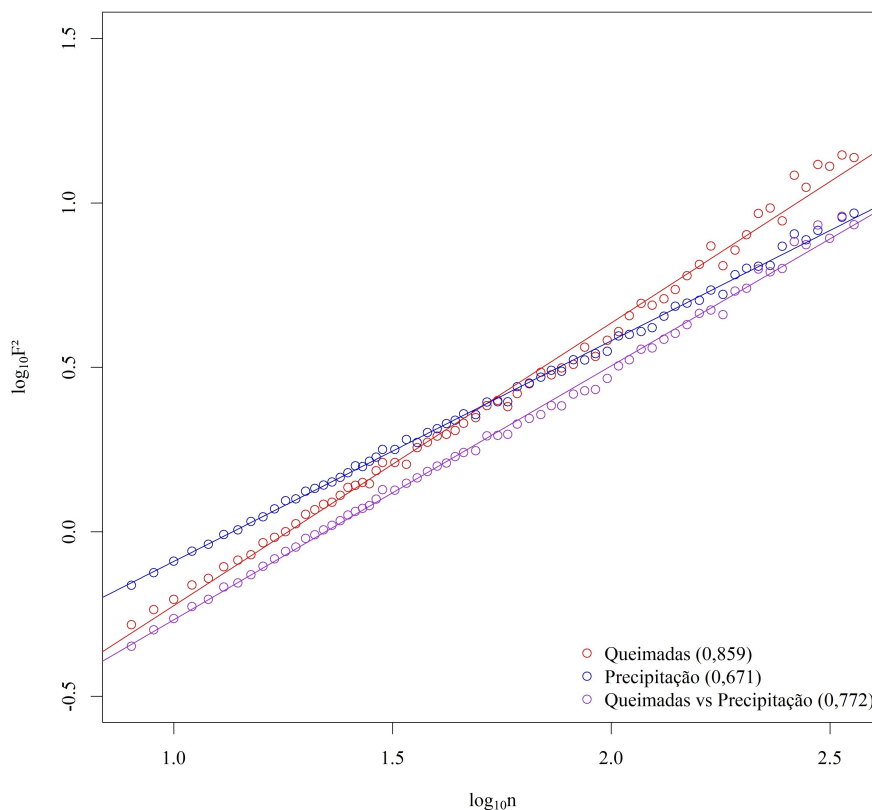


Figura 24: Análise DFA e DCCA das séries de anomalias de queimadas e precipitação



Observa-se que existem correlações de longo alcance persistentes em séries temporais de anomalias diárias de focos de calor e elementos climáticos (temperatura, umidade e precipitação), indicadas pelo valor do expoente DFA maior que 0,5. Os resultados estão apresentados na Tabela 4. A precipitação mostrou as correlações mais fracas como em outras partes do mundo [62]. Entre as séries de temperatura, a temperatura mínima apresentou correlações mais fortes do que a temperatura média e máxima.

Os valores de expoente DFA para queimadas, umidade e temperatura mínima são semelhantes indicando a influência dessas variáveis meteorológicas na dinâmica de incêndios. Um resultado semelhante foi obtido com séries temporais de incêndios florestais e parâmetros meteorológicos no Japão [60].

Tabela 4: Expoentes DFA para as séries diárias de anomalias analisadas na Amazônia

VARIÁVEL	DFA
Queimadas	0,859
Umidade	0,893
Temperatura Mínima	0,868
Temperatura Média	0,836
Temperatura Máxima	0,802
Precipitação	0,671

Na Tabela 5 são apresentados os expoentes DCCA entre as séries de queimadas e variáveis climáticas. Todos os expoentes são maiores de 0,5 indicando as correlações cruzadas de longo alcance persistentes. As correlações são mais fortes entre queimadas e umidade e temperatura mínima e mais fracas entre as queimadas e precipitação. A sazonalidade de chuva na Amazônia é bem definida entre os meses de dezembro a maio, e como as queimadas têm como origem a atividade humana (queima de pastagens para agricultura), elas aparecem durante o ano todo.

Espera-se uma maior influência da umidade e temperatura, pois contribuem para a quantidade da vegetação seca criando assim as condições favoráveis ou desfavoráveis para propagação dos incêndios.

Tabela 5: Expoentes DCCA para as séries diárias de anomalias de focos de calor e variáveis climáticas

VARIÁVEL	DCCA
Umidade	0,876
Temperatura Mínima	0,874
Temperatura Média	0,843
Temperatura Máxima	0,828
Precipitação	0,772

- rDCCA e rDPCCA

As dependências de escala de coeficiente DCCA (correlações cruzadas) e DPCCA (correlações cruzadas intrínsecas) entre queimadas e as variáveis climáticas estão apresentadas nas Figuras 25 a 27.

Os valores do coeficiente DCCA indicam que existe a correlação positiva entre queimadas e temperaturas (Figuras 25a, 26a, 27a), as correlações são mais fortes para temperatura média e máxima do que para temperatura mínima. Este resultado é esperado devido ao fato de que com o aumento da temperatura aumenta a quantidade da vegetação (folhas, grama) seca, e assim condições favoráveis para propagação dos incêndios. No caso de umidade (Figuras 25b, 26b, 27b) e precipitação (Figuras 25c, 26c, 27c) as correlações com queimadas são negativas como também pode ser esperado, pois maior umidade e maior precipitação resultam em diminuição da formação da vegetação seca e conseqüentemente em menor número dos incêndios.

As correlações intrínsecas entre queimadas e umidade (quando a influência de temperatura e precipitação são eliminadas, resultando no coeficiente DPCCA) mantêm-se negativas com valores próximos aos coeficientes DCCA, (Figuras 25b, 26b, 27b), indicando que não existe uma influência significativa de precipitação e temperatura nas correlações entre queimadas e umidade.

No caso das temperaturas (Figuras 25a, 26a, 27a) e precipitação (Figuras 25c, 26c, 27c) não existem as correlações intrínsecas com queimadas (os valores de coeficiente DPCCA estão próximos a zero). Este resultado indica que quando se consideram as condições climáticas analisadas a dinâmica temporal de propagação das queimadas é mais influenciada pela variação temporal da umidade (ambos os coeficientes DCCA e DPCCA são negativos).

Figura 25: rDCCA e rDPCCA das séries de anomalias de (a) queimadas e temperatura média (b) queimadas e umidade (c) queimadas e precipitação

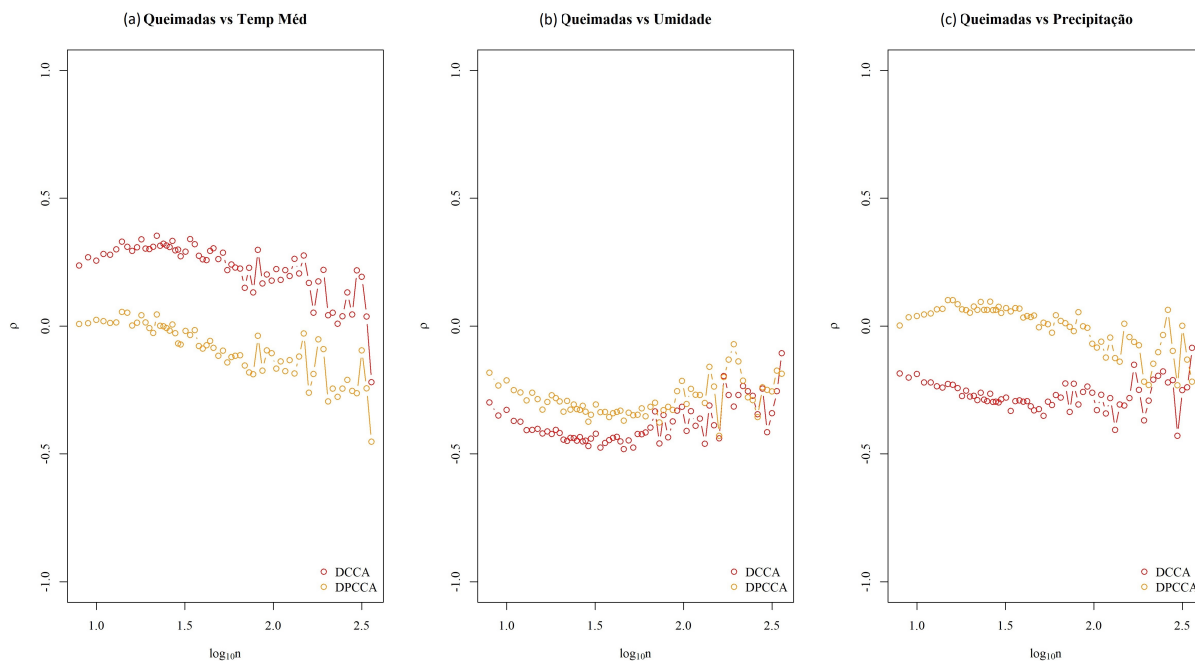


Figura 26: rDCCA e rDPCCA das séries de anomalias de (a) queimadas e temperatura máxima (b) queimadas e umidade (c) queimadas e precipitação

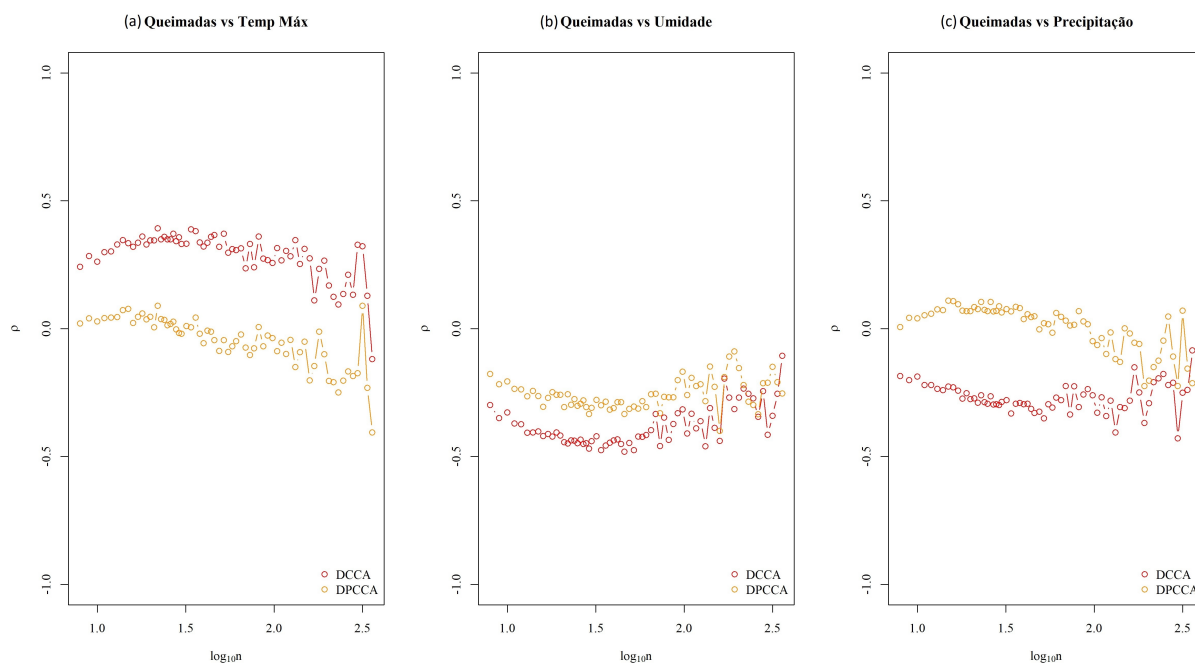
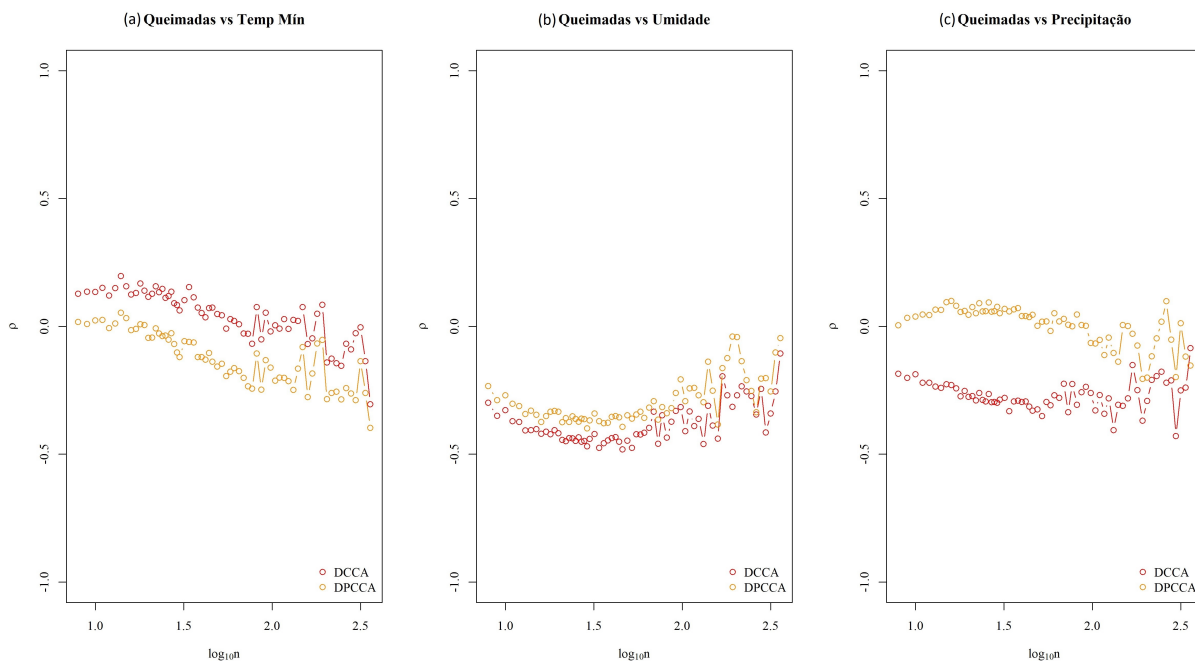
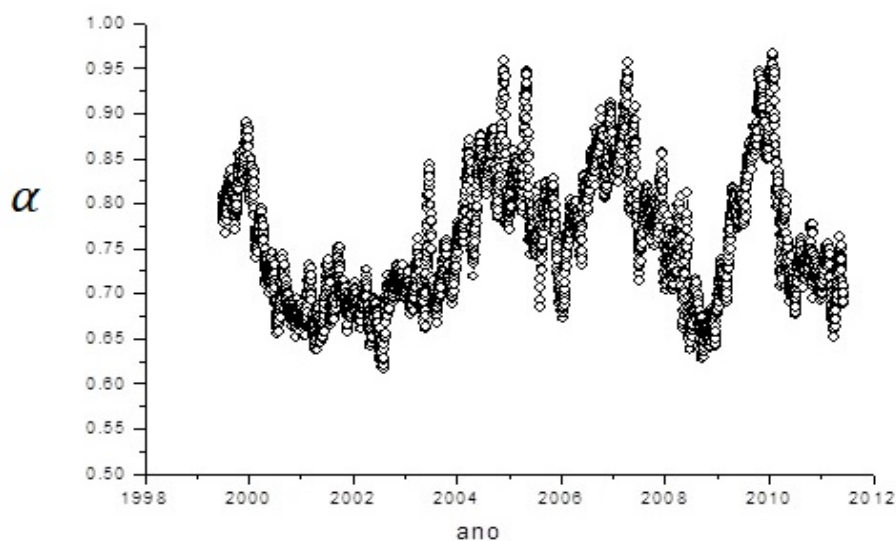


Figura 27: rDCCA e rDPCCA das séries de anomalias de (a) queimadas e temperatura mínima (b) queimadas e umidade (c) queimadas e precipitação



A fim de investigar a variabilidade temporal do expoente DFA das anomalias diárias de queimadas, considerou-se uma janela de um ano se deslocando por todo o conjunto de dados com um dia, e em cada janela aplicou-se o DFA para estimar o expoente de escala α .

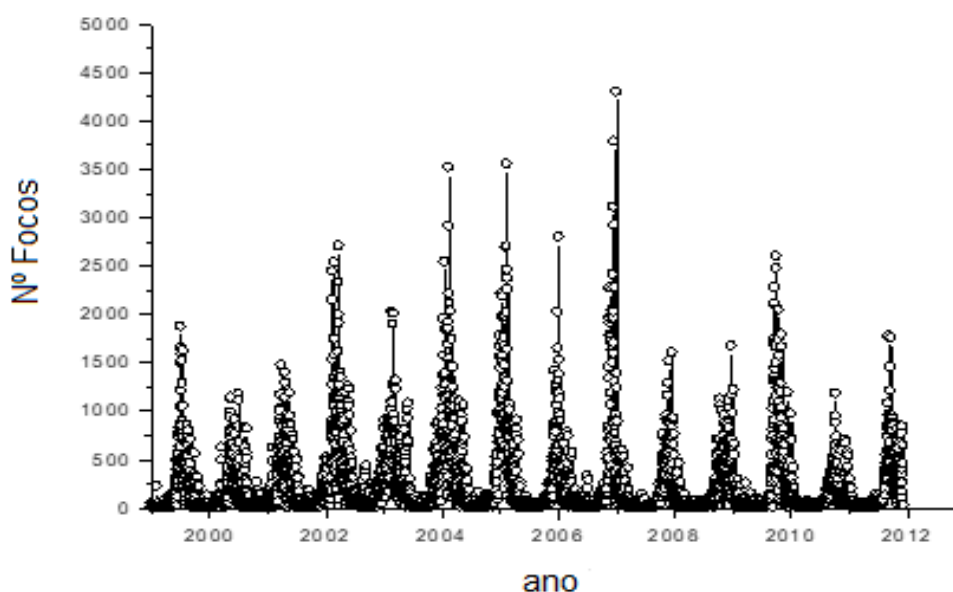
Figura 28: Evolução temporal do expoente DFA da série temporal das anomalias de queimadas na Amazônia, durante o período de 1999 até 2012



Na Figura 28 observa-se a variação temporal do expoente DFA, onde os valores mais altos de expoentes de escala correspondem a 2005, 2007 e 2010, que são os anos em que a Amazônia foi afetada pelas secas mais severas.

Este resultado é importante porque indica a eficácia do DFA em revelar correlações de longo prazo associadas aos eventos de seca que não foram possíveis identificar por meio de inspeção visual da série temporal original, como se pode observar na Figura 29, onde o pico mais alto nas frequências diárias de queimadas ocorreu em 2007, coincidindo com uma seca severa, mas por exemplo, durante as secas intensas em 2005 e 2010 o número correspondente de queimadas foi compatível ou inferior ao atingido em 2004 que não tem relato de seca severa [63].

Figura 29: Número diário de focos de calor detectados pelo satélite de referência, durante o período de 1999 até 2012



5 CONCLUSÃO

A preservação do meio ambiente é uma tarefa difícil e depende das políticas protecionistas adequadas às características de cada região. Para estabelecer essas políticas de controle e prevenção é necessário conhecer os perfis dos incêndios. Os métodos emergentes da física estatística fornecem informações adicionais sobre a distribuição espaço temporal dos incêndios, que podem ser usadas para contribuir para um controle mais eficiente [64].

Neste trabalho, examinamos as correlações de longo alcance no número diário de focos de calor registrados por satélites de referência na Amazônia brasileira durante o período de 1999 a 2017.

Foi utilizado método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) para analisar as correlações, onde se percebe que todos os expoentes DFA são maiores que 0,5, indicando a existência de correlações de longo alcance persistentes em séries de queimadas, temperatura mínima, temperatura máxima, temperatura média, precipitação e umidade, significando que os incrementos (decrementos) têm maior probabilidade de serem seguidos por novos incrementos (decrementos).

Também foram analisadas as correlações cruzadas entre a série de queimadas e a as variáveis climáticas: temperatura (máxima, média e mínima), umidade e precipitação, através do método Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) indicando persistência de longo alcance entre os pares das séries analisadas. A persistência é mais forte para queimadas e umidade.

Os valores do coeficiente DCCA indicam que existe correlação positiva entre queimadas e temperaturas, e correlação negativa entre queimadas e as variáveis umidade e precipitação. Estes resultados são esperados devido a relação dessas variáveis com as condições favoráveis para propagação dos incêndios.

Para extrair as correlações cruzadas intrínsecas de longo alcance, entre duas séries não estacionárias, foi utilizado o método Detrended Partial Cross Correlation Analysis (DPCCA) indicando que: não existe influência significativa de precipitação e temperatura nas correlações entre queimadas e umidade, e que não existem correla-

ções intrínsecas entre temperaturas e precipitação com queimadas. Logo, quando se consideram as condições climáticas analisadas, a dinâmica temporal de propagação das queimadas é mais influenciada pela variação temporal da umidade.

Levando em consideração, as séries de anomalias diárias de focos de calor com tamanho de janela de um ano, descobrimos que as secas mais severas ocorreram em concomitância com o maior valor do expoente escalonado da série temporal das anomalias diárias em focos de calor.

No presente trabalho foram utilizados métodos de física estatística para fornecer novas percepções sobre a correlação temporal para a atividade de focos de calor, e sua relação com os elementos climáticos, como uma contribuição para a compreensão global do fenômeno.

Este estudo está na direção dos esforços recentes para desenvolver um modelo alternativo de área queimada para florestas tropicais, que é baseado apenas nas propriedades fractais da contagem de incêndios e é capaz de reproduzir com precisão o padrão de queimadas observados nas florestas da Amazônia Brasileira [65]. Para trabalhos futuros sugerimos a aplicação dos métodos utilizados neste trabalho em outros biomas brasileiros, podendo assim entender melhor o impacto das condições meteorológicas na dinâmica de queimadas em áreas geográficas que possuem diferentes características.

Referências

- [1] MORTON, D. C. *et al.* Agricultural intensification increases deforestation fire activity in Amazonia. *Global Change Biology*, v. 14, n. 10, p. 2262-2275, 2008..
- [2] BARBER, Christopher P. *et al.* Roads, deforestation, and the mitigating effect of protected areas in the Amazon. *Biological Conservation*, v. 177, p. 203-209, 2014.
- [3] NEPSTAD, Daniel *et al.* Amazon drought and its implications for forest flammability and tree growth: A basin-wide analysis. *Global change biology*, v. 10, n. 5, p. 704-717, 2004.
- [4] GRANEMANN, Daniel Carvalho; CARNEIRO, Gerson Luiz. Monitoramento de focos de incêndio e áreas queimadas com a utilização de imagens de sensoriamento remoto. *Revista de engenharia e tecnologia*, v. 1, n. 1, p. Páginas 55-62, 2009.
- [5] MATRICARDI, Eraldo AT *et al.* Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 114, n. 5, p. 1117-1129, 2010.
- [6] SHAKESBY, R. A.; DOERR, S. H. Wildfire as a hydrological and geomorphological agent. *Earth-Science Reviews*, v. 74, n. 3-4, p. 269-307, 2006.
- [7] INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios. Disponível em: <http://www.inpe.br/queimadas>. Acesso em: 23/05/2018.
- [8] PIVELLO, Vânia 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.
- [9] RANDERSON, James T. *et al.* The impact of boreal forest fire on climate warming. *Science*, v. 314, n. 5802, p. 1130-1132, 2006.
- [10] RAMANATHAN, Veerabhadran; CARMICHAEL, Gregory. Global and regional climate changes due to black carbon. *Nature geoscience*, v. 1, n. 4, p. 221, 2008.

- [11] IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias-novoportal/informacoes-ambientais/estudos-ambientais/>. Acesso em: 23/08/2018.
- [12] PENG, C.-K. *et al.* Mosaic organization of DNA nucleotides. *Physical review e*, v. 49, n. 2, p. 1685, 1994.
- [13] PODOBNIK, Boris; STANLEY, H. Eugene. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. *Physical review letters*, v. 100, n. 8, p. 084102, 2008.
- [14] QIAN, Xi-Yuan *et al.* Detrended partial cross-correlation analysis of two nonstationary time series influenced by common external forces. *Physical Review E*, v. 91, n. 6, p. 062816, 2015.
- [15] YUAN, Naiming *et al.* Detrended partial-cross-correlation analysis: a new method for analyzing correlations in complex system. *Scientific reports*, v. 5, p. 8143, 2015.
- [16] PAGE, Y. Le *et al.* Global fire activity patterns (1996–2006) and climatic influence: an analysis using the World Fire Atlas. *Atmospheric Chemistry and Physics*, v. 8, n. 7, p. 1911-1924, 2008.
- [17] ARAGAO, Luiz Eduardo OC *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*, v. 363, n. 1498, p. 1779-1785, 2008.
- [18] DE MIRANDA, Evaristo Eduardo; GAMBARINI, Adriano. *Natureza, conservação e cultura: ensaio sobre a relação do homem com a natureza no Brasil*. Not Avail, 2003.
- [19] DE MIRANDA, Evaristo Eduardo. *A Embrapa Monitoramento por Satélite do Século 21. Embrapa Monitoramento por Satélite-Artigo de divulgação na mídia (INFOTECA-E)*, 2008.

- [20] SATÉLITE, EMBRAPA MONITORAMENTO POR. Principais focos e fontes de queimadas no Brasil, e suas causas. EMBRAPA. Assessoria de Comunicação Social. Alternativas para a prática de queimadas na agricultura: recomendações tecnológicas. Brasília, p. 9-17, 2000.
- [21] AMBIENTE BRASIL. Queimadas e Incêndios Florestais. Disponível em: http://ambientes.ambientebrasil.com.br/florestal/artigos/queimadas,_incendios_florestais.html. Acesso em: 15 fev. 2014.
- [22] PYNE, S. J.; ANDREWS, P. L.; LAVEN, R. D. Introduction to wildland fire. Final report MMF practices–3015, Canada. 1996.
- [23] WHELAN, Robert J. The ecology of fire. Cambridge university press, 1995.
- [24] FEARNSIDE, Philip M. Fogo e emissão de gases de efeito estufa dos ecossistemas florestais da Amazônia brasileira. Estudos Avançados, v. 16, n. 44, p. 99-123, 2002.
- [25] FREITAS, Saulo R. *et al.* Emissões de queimadas em ecossistemas da América do Sul. Estudos Avançados, v. 19, n. 53, p. 167-185, 2005.
- [26] RIBEIRO, Helena; ASSUNÇÃO, João Vicente de. Efeitos das queimadas na saúde humana. Estudos avançados, v. 16, n. 44, p. 125-148, 2002.
- [27] BATISTA, Antonio Cartos. Detecção de incêndios florestais por satélites. Floresta, v. 34, n. 2, 2004.
- [28] ARAGAO, Luiz Eduardo OC *et al.* Spatial patterns and fire response of recent Amazonian droughts. Geophysical Research Letters, v. 34, n. 7, 2007.
- [29] MMA–Ministério do Meio Ambiente. Biomas. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/biomas.html>. Acesso em: 20/03/2018.
- [30] MARENGO, José A. Mudanças climáticas globais e seus efeitos sobre a biodiversidade: caracterização do clima atual e definição das alterações climáticas para o território brasileiro ao longo do século XXI. Brasília: MMA, 2007.
- [31] NOBRE, Carlos A.; SAMPAIO, Gilvan; SALAZAR, Luis. Mudanças climáticas e Amazônia. Ciência e Cultura, v. 59, n. 3, p. 22-27, 2007.

- [32] COCHRANE, Mark A. Fire, land use, land cover dynamics, and climate change in the Brazilian Amazon. In: Tropical fire ecology. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009. p. 389-426.
- [33] SCHROEDER, Wilfrid *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.
- [34] JUSTINO, Flavio Barbosa; SOUZA, S. S.; SETZER, Alberto. Relação entre focos de calor e condições meteorológicas no Brasil. In: Anais do XII Congresso Brasileiro de Meteorologia. 2002. p. 2086-2093.
- [35] VASCONCELOS, S. S.; BROWN, Irving Foster. The use of hot pixels as an indicator of fires in the MAP region: Tendencies in recent years in Acre, Brazil. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, p. 21-26, 2007.
- [36] COUTINHO, L. M.; MIRANDA, H. S.; DE MORAIS, H. C. O Bioma do Cerrado e o Fogo. Revista do Instituto de Estudos Avançados da USP, v. 50, 2002.
- [37] AYOADE, J. O. Introdução a climatologia para os trópicos. 18^a. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2015.
- [38] MENDONÇA, Francisco; DANNI-OLIVEIRA, Inês Moresco. Climatologia: noções básicas e climas do Brasil. Oficina de textos, 2017.
- [39] INMET - Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br>. Acesso em: 20/03/2018.
- [40] CPTEC/INPE – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos. Disponível em: climanalise.cptec.inpe.br/rclimanl/boletim/cliesp10a. Acesso em: 18/03/2018.
- [41] SCHROEDER, Manfred. Fractals, chaos, power laws: Minutes from an infinite paradise. Courier Corporation, 2009.
- [42] FEDER, Jens. Fractals. Springer Science & Business Media, 2013.

- [43] S VICSEK, Tam. Fractal growth phenomena. World scientific, 1992.
- [44] MANDELBROT, Benoit B. The fractal geometry of nature. New York: WH freeman, 1982.
- [45] PENG, C.-K. *et al.* Long-range anticorrelations and non-Gaussian behavior of the heartbeat. Physical review letters, v. 70, n. 9, p. 1343, 1993.
- [46] HAUSDORFF, Jeffrey M. *et al.* Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. Journal of Applied Physiology, v. 78, n. 1, p. 349-358, 1995.
- [47] KULISH, V.; SOURIN, A.; SOURINA, O. Human electroencephalograms seen as fractal time series: Mathematical analysis and visualization. Computers in biology and medicine, Elsevier, v. 36, n. 3, p. 291–302, 2006.
- [48] RUBALCABA, J. O. Fractal analysis of climatic data: annual precipitation records in Spain. Theoretical and applied climatology, Springer, v. 56, n. 1-2, p. 83–87, 1997.
- [49] MULLIGAN, R. F. Fractal analysis of highly volatile markets: an application to technology equities. The Quarterly Review of Economics and Finance, Elsevier, v. 44, n. 1, p. 155–179, 2004.
- [50] GRABBE, J. O. Chaos & Fractals in Financial Markets. The Laissez Faire City Times, v. 3, n. 29, p. 64, 1999.
- [51] BOX, George EP; JENKINS, Gwilym M.; REINSEL, Gregory C. Time series analysis: forecasting and control. John Wiley & Sons, 2013.
- [52] Hurst, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs, Transaction of American Society of Civil Engineers 116, 770 - 808, 1951.
- [53] FEDER, J. Fractals. Plenum Press, New York, 1988.
- [54] KANTELHARDT, Jan W. *et al.* Detecting long-range correlations with detrended fluctuation analysis. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 295, n. 3-4, p. 441-454, 2001.

- [55] JUN, Wang; DA-QING, Zhao. Detrended cross-correlation analysis of electroencephalogram. *Chinese Physics B*, v. 21, n. 2, p. 028703, 2012.
- [56] XU, Na; SHANG, Pengjian; KAMAE, Santi. Modeling traffic flow correlation using DFA and DCCA. *Nonlinear Dynamics*, v. 61, n. 1-2, p. 207-216, 2010.
- [57] VASSOLER, R. T.; ZEBENDE, G. F. DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 391, n. 7, p. 2438-2443, 2012.
- [58] PODOBNIK, Boris *et al.* Cross-correlations between volume change and price change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 106, n. 52, p. 22079-22084, 2009.
- [59] Zebende, G. F. DCCA cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation, *Physica A*, 390, 614–618, 2011.
- [60] ZHENG, Hongyang; SONG, Weiguo; WANG, Jian. Detrended fluctuation analysis of forest fires and related weather parameters. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 387, n. 8-9, p. 2091-2099, 2008.
- [61] TELESCA, Luciano; LASAPONARA, Rosa. Vegetational patterns in burned and unburned areas investigated by using the detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 368, n. 2, p. 531-535, 2006.
- [62] KANTELHARDT, Jan W. *et al.* Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, v. 111, n. D1, 2006.
- [63] STOSIC, Tatijana *et al.* 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*, v. 444, p. 660-666, 2016.
- [64] CHEN, Kan; BAK, Per; JENSEN, Mogens H. A deterministic critical forest fire model. *Physics Letters A*, v. 149, n. 4, p. 207-210, 1990.

- [65] FLETCHER, Imogen *et al.* Fractal properties of forest fires in Amazonia as a basis for modelling pan-tropical burnt area. 2014.