

SIMARA LÚCIA LEMOS DA COSTA

**CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES
TEMPORAIS DE FOCOS DE CALOR NOS BIOMAS
BRASILEIROS**

RECIFE-PE - JUL/2014



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE FOCOS DE CALOR NOS BIOMAS BRASILEIROS

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

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientadora: Profa. Dra. Tatijana Stosic

Co-orientador: Prof. Dr. Borko D. Stosic

RECIFE-PE - JUL/2014

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

**CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE FOCOS DE
CALOR NOS BIOMAS BRASILEIROS**

SIMARA LÚCIA LEMOS DA COSTA

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 17/07/2014 pela Comissão Examinadora.

Orientador:

Prof. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca Examinadora:

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

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

Prof. Dr. Pedro Hugo Figueirêdo
Universidade Federal Rural de Pernambuco
DEINFO-UFRPE

Dedico este trabalho à minha família, em especial minhas filhas, Alana e Luísa, minha fonte de inspiração, minha fortaleza.

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. Agradeço-a também pelos conselhos pessoais e pelo exemplo de profissional e de mulher que tanto tem me inspirado.

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, 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. Obrigada por tudo.

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

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

À minha sogra Nelci, pela paciência e ajuda com as netas, seu apoio foi fundamental para essa conquista.

Às amigas da graduação Aleônia, Kelly, Maíra, Syntia, Heloísa e Rosângela que tanto torceram para que este dia chegasse, por todo apoio e cumplicidade. Porque mesmo quando distantes, estavam presentes em minha vida.

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

Aos amigos que conquistei durante o mestrado, em especial Paula, David, Priscilla, Rosângela, Bárbara e Hélio pelo apoio e convívio.

À minha querida amiga Jannine L' Amour, pelo ombro amigo e por me ajudar nesta etapa final revisando minha dissertação.

Ao Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística e a todos os professores e coordenadores que me apoiaram.

E, por fim, Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro.

"Bom mesmo é ir à luta com determinação, abraçar a vida com paixão, perder com classe e vencer com ousadia, por que o mundo pertence a quem se atreve. E a vida é muito bela para ser insignificante."

Charles Chaplin

Resumo

Preservar o meio ambiente é uma tarefa difícil e depende de políticas protecionistas globais e regionais adequadas às características de cada região. Queimadas, praticadas de forma controlada ou não, causam danos diretos ao meio ambiente, com consequências ambientais, sociais, econômicas, etc. A detecção de focos de calor no Brasil foi iniciada pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) em 1987, a pioneira e mais completa no mundo, fazendo uso de um maior número de satélites que geram centenas de imagens diárias usadas para mapeamento dos focos. Neste trabalho foi utilizada a análise de Detrended Fluctuation Analysis (DFA) para estudar as correlações em séries temporais de focos de calor diariamente detectados nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica, Pampa e Pantanal, pelos satélites de referência NOAA-12 e AQUA_M-T durante o período de 1999-2012. Todos os Biomas apresentaram séries de focos de calor indicando correlações de longo alcance persistentes. O Bioma Pampa foi o que obteve menor correlação. No Bioma Amazônia foi analisada toda a série em períodos consecutivos de seis meses correspondentes a estação de seca e de chuva para cada ano. A estação seca (julho a dezembro) caracteriza-se por apresentar maior número de incêndios, com expoente de escala $\alpha > 0,5$ indicando correlações de longo alcance persistentes, enquanto que a estação chuvosa (janeiro a junho) por apresentar menor número de incêndios e menor persistência nas séries de focos de calor.

Palavras-chave: Biomas; Queimadas; Detrended Fluctuation Analysis (DFA).

Abstract

Preserving the environment is a difficult task and depends on appropriate global and regional protectionist policies and characteristics of each region. Vegetation fires, controlled or not, cause direct damage to the environment, with environmental, social, and economic consequences. The detection of hot-pixels in Brazil was initiated by the National Institute for Space Research (INPE) in 1987, being a pioneering and the most comprehensive such initiative in the world, making use of a large number of satellites that generate hundreds of daily images used for mapping the fire outbreaks. In this work we apply the Detrended Fluctuation Analysis (DFA) method to study correlations in daily temporal series of hot pixels detected in biomes Amazon, Caatinga, Cerrado, Atlantic Forest, Pantanal and Pampa, collected by satellites NOAA-12 and AQUA_M-T during the period 1999-2012. For all the biomes hot pixel series are found to be characterized by persistent long-term correlations, where the Pampa biome demonstrates the weakest correlation. For the Amazonas biome the entire series was analyzed in consecutive six-month periods corresponding to dry season and rainfall season for each year. The dry season (July to December) is characterized by a higher number of fires, with scaling exponent $\alpha > 0,5$ indicating persistent long-term correlations, while the rainy season (January to June) shows fewer fires and weaker persistency in hot-pixels time series.

Key words: Biome; Vegetation fires; Detrended Fluctuation Analysis (DFA).

Lista de Figuras

1	Focos de queimadas detectados no Brasil pelo satélite de referência. . . .	p. 6
2	Mapa representando os Biomas Brasileiros.	p. 8
3	Fractal estocástico (Couve-Flor).	p. 12
4	Fractal determinístico (Triângulo de Sierpinski).	p. 12
5	Ilustração do conceito de auto-similaridade para uma simulação de passeio aleatório.	p. 14
6	Série temporal de intervalos entre batidas cardíacas de um jovem adulto saudável.	p. 21
7	Série Integrada, do ajuste linear para caixa de tamanho $n = 100$ e $n = 200$	p. 21
8	Gráfico de $\log F(n)$ em função de $\log n$	p. 21
9	Série de focos de calor no Bioma Amazônia	p. 23
10	Série de focos de calor no Bioma Caatinga	p. 24
11	Série de focos de calor no Bioma Cerrado	p. 24
12	Série de focos de calor no Bioma Mata Atlântica	p. 25
13	Série de focos de calor no Bioma Pantanal	p. 25
14	Série de focos de calor no Bioma Pampa	p. 26
15	Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Amazônia.	p. 27
16	Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Caatinga.	p. 27
17	Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Cerrado.	p. 28
18	Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Mata Atlântica.	p. 28

19	Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Pampa.	p. 29
20	Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Pantanal.	p. 29
21	Gráfico dos focos de calor no Bioma Amazônia por período.	p. 32
22	Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no primeiro semestre nos anos de 1999 a 2004.	p. 32
23	Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no primeiro semestre nos anos de 2005 a 2012.	p. 33
24	Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no segundo semestre nos anos de 1999 a 2007.	p. 34
25	Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no segundo semestre nos anos de 2008 a 2012.	p. 35
26	Valores dos expoentes α das séries originais do bioma Amazônia por período.	p. 36

Lista de Tabelas

1	Informações sobre os dados em relação aos satélites de referência	p. 22
2	Número de focos de calor por bioma	p. 22
3	Informações sobre os biomas brasileiros	p. 23
4	Valores dos expoentes α das séries originais e randomizadas nos biomas brasileiros	p. 30
5	Número de focos de calor no Bioma Amazônia por período	p. 31
6	Valores dos expoentes α das séries originais por período	p. 36

Sumário

1	INTRODUÇÃO	p. 1
2	REVISÃO DE LITERATURA	p. 3
2.1	FOCOS DE CALOR, QUEIMADAS E INCÊNDIOS FLORESTAIS	p. 3
2.2	EFEITOS AMBIENTAIS	p. 4
2.3	DETECÇÃO DE FOCOS DE CALOR NO BRASIL	p. 5
2.4	BIOMAS BRASILEIROS	p. 7
2.5	FRACTAIS	p. 11
2.5.1	Introdução	p. 11
2.5.2	Dimensão Fractal	p. 13
2.5.3	Processos Fractais	p. 13
2.6	CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS	p. 15
2.6.1	Função de Autocorrelação	p. 15
2.6.2	Expoente de Hurst	p. 16
2.6.3	Análise de Flutuação	p. 17
3	DADOS E METODOLOGIA	p. 19
3.1	DADOS	p. 19
3.2	METODOLOGIA	p. 19
3.2.1	Detrended Fluctuation Analysis (DFA)	p. 19
4	RESULTADOS	p. 22

4.1	RESULTADOS NOS BIOMAS BRASILEIROS	p.22
4.2	RESULTADOS NO BIOMA AMAZÔNIA	p.31
5	CONCLUSÃO	p.38
	Referências	p.40

1 INTRODUÇÃO

Os incêndios são uma das maiores fontes de danos aos ecossistemas florestais. A necessidade de novas áreas destinadas às atividades agropecuárias tem aumentado o número de incêndios e a extensão das áreas queimadas (BATISTA, 2004). As queimadas implicam em modificações climáticas, ecológicas e ambientais diversas. A maioria dos incêndios em vegetação é descontrolada e têm efeitos desastrosos para o meio ambiente. Para um incêndio acontecer são necessários três componentes: combustível, oxigênio e calor (GRANEMANN; CARNEIRO, 2009).

Períodos com reduzida precipitação favorecem o início e a propagação de incêndios. No Brasil, é mais elevada no segundo semestre a incidência de focos de calor ou de queimadas (BRASIL, 2014). A maioria das queimadas é causada pelo Homem, por diversas razões: limpeza de pastos, preparo de plantios, desmatamentos, vandalismo, balões, protestos sociais, queima de lixo, entre outras causas.

Bioma é um conjunto de tipos de vegetação que abrange áreas contínuas, em escala regional. Os principais biomas brasileiros são: Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica, Caatinga, Pampa e Pantanal. O Bioma Amazônia ocupa 49,29% do território brasileiro, e por isso, merece uma atenção especial (IBGE, 2013).

A detecção de incêndios através do sensoriamento remoto é a forma mais viável para o Brasil, devido ao tamanho e a diversidade das características dos ecossistemas florestais. Focos de calor são pixels na imagem de satélite com intensidade infravermelha correspondente a vegetação queimada (BATISTA, 2004). O pioneiro na detecção de focos de calor no Brasil é o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), fazendo uso de satélites para monitoramento das várias características de fogos: áreas de risco, incêndios atualmente ativos, área queimada, fumaça, emissão de poluentes etc.

Uma investigação que pode ser efetuada na série temporal 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.

Este trabalho tem como objetivo analisar e comparar correlações de longo alcance em séries temporais diárias de focos de calor nos biomas brasileiros, utilizando o banco de dados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), no período compreendido entre janeiro de 1999 a novembro de 2012, aplicando a metodologia Detrendend Fluctuation Analysis (DFA). Este método que foi projetado para quantificar correlações em sinais não estacionários pode fornecer informações adicionais sobre a distribuição temporal dos incêndios, que podem ser usadas para planejar um controle mais eficiente para o estudo de várias consequências do fogo (TUIA et al., 2008).

Também foi aplicado o método DFA nas séries temporais de focos de calor detectados no Bioma Amazônia por quatorze períodos consecutivos de seis meses (janeiro-junho e julho-dezembro de cada ano) motivados pelo fato de que época de incêndios na Amazônia se estende de julho a dezembro (com o pico em setembro), devido à temporada seca (ARAGAO et al., 2008).

Esta dissertação encontra-se dividida em cinco capítulos. No Capítulo 2 é apresentado um conceito geral de focos de calor, queimadas, incêndios, seus efeitos ambientais, biomas brasileiros e detecção de focos de calor no Brasil. Também são apresentados conceitos sobre fractais e correlações de longo alcance em séries temporais. No Capítulo 3 encontram-se as especificações dos dados e a metodologia aplicada, em que é utilizada Detrendend Fluctuation Analysis (DFA). No Capítulo 4 encontram-se as principais contribuições desta dissertação, onde é realizada uma análise dos dados por bioma e uma subsecção com o Bioma Amazônia aplicando a técnica utilizada nesta dissertação. Por último, no Capítulo 5 são feitas as considerações finais deste trabalho.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 FOCOS DE CALOR, QUEIMADAS E INCÊNDIOS FLORESTAIS

A queima da biomassa nos ecossistemas tropicais associada a outros fatores causa impactos sobre o clima e a biodiversidade (MIRANDA et al., 1996). Como consequência, os efeitos do fogo provocam empobrecimento dos solos, destruição de vegetação, problemas de erosão, poluição atmosférica e prejudica a saúde humana (RIBEIRO; ASSUNÇÃO, 2002). Além disso, representam uma grande fonte adicional de emissões de gases de efeito estufa (FEARNSIDE, 2002).

Os focos de calor são qualquer temperatura registrada acima de 47°C e não necessariamente um foco de fogo ou incêndio. A expressão focos de calor é utilizada para interpretar o registro de calor captado na superfície do solo por sensores dos satélites.

O fogo é utilizado para várias finalidades, à prática que utiliza o fogo de forma controlada para viabilizar a agricultura ou renovar as pastagens chama-se queimada. Ela deve ser feita sob condições ambientais que permitam que o fogo se mantenha confinado à área que será utilizada para a agricultura ou pecuária (JUSTINO et al., 2002).

A queimada é uma prática ainda muito utilizada no Brasil, pois é considerada indispensável pelos produtores rurais e de difícil substituição. Portanto, seu estudo e prevenção têm grande importância. O IBAMA autoriza as queimadas sob alguns critérios que impedem a propagação do fogo além dos limites estabelecidos. O IBAMA também distribui material educativo sobre as queimadas em regiões onde essa prática é usual (BRASIL, 2014).

Os incêndios são uma das maiores fontes de danos aos ecossistemas florestais nas regiões em desenvolvimento (BATISTA, 2004). O número de incêndios e a extensão das áreas queimadas vêm aumentando nas áreas florestais devido à ação do homem que ao promover o desmatamento, pela necessidade de novas áreas destinadas às

atividades agropecuárias, utiliza o fogo de maneira desordenada criando assim condições favoráveis para a ocorrência de grandes incêndios. Os grandes incêndios florestais existem atualmente como uma consequência da ocupação humana (CALDARARO, 2002).

Incêndio Florestal é o fogo sem controle que incide sobre qualquer forma de vegetação, podendo ter origem natural, acidental ou criminosa. As condições meteorológicas, como a falta de chuva, altas temperaturas, e baixa umidade do ar podem aumentar o potencial de risco de queimadas e incêndios acidentais na cobertura vegetal. No entanto, na maioria das regiões do mundo, as causas estão ligadas a resultados da atuação humana (WHELAN, 1995). O incêndio florestal é um evento com potencial devastador (FRANÇA et al., 2007), representando uma ameaça ambiental de primeira ordem (CAMPO et al., 2006).

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 (JUSTINO et al., 2002). O fogo na Amazônia brasileira é responsável pela emissão de grandes quantidades de gases de efeito estufa por vários processos distintos (FEARNSIDE, 2002).

Durante a estação seca nas regiões Amazônica e Brasil Central, compreendida entre os meses de julho a outubro ocorrem, em grande quantidade, queimadas antropogênicas em áreas de Cerrado e de Floresta Tropical (COUTINHO et al., 2002). Segundo dados do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), durante o período de junho a novembro, grande parte do país é acometido por queimadas, que se estendem praticamente por todas as regiões, com maior ou menor intensidade (BRASIL, 2014).

2.2 EFEITOS AMBIENTAIS

O fogo é um dos principais problemas ambientais no Brasil e no mundo. Os incêndios provocam prejuízos importantes ao ambiente, causam grande influência sobre a poluição atmosférica e mudanças climáticas, que têm impactos diretos e indiretos sobre os habitats e os ecossistemas (BATISTA, 2004).

A queimada é uma prática de baixo custo financeiro, porém os seus prejuízos são incalculáveis, e muitas vezes o ambiente natural fica prejudicado do ponto de vista de sua regeneração e reestruturação. Cerca de 20% das emissões globais de CO₂ causadas pela ação humana é proveniente da queima da vegetação. Estas queimas são também significativas para outros gases e aerossóis relacionados ao efeito estufa (CRUTZEN; ANDREAE, 1990).

As atividades com o fogo praticadas de forma controlada ou não, causam danos ao meio ambiente. As queimadas causam empobrecimento do solo, destruição de vegetação, erosão, relacionam-se com alterações na composição química da atmosfera (CRUTZEN; ANDREAE, 1990), perda de biodiversidade, emissões de grandes quantidades de Dióxido de Carbono (CO₂) para a atmosfera, redução ou eliminação da biomassa na superfície do solo a impactos nos processos físicos, químicos e biológicos abaixo da superfície (NEARY et al., 1999). Além disso, podem resultar em efeitos diversos, como queima de plantações e propriedades, fechamento de aeroportos, doenças respiratórias devido a grande quantidade de fumaça produzida e danos ao patrimônio público e privado (RADOJEVIC; HASSAN, 1999).

Outro aspecto relevante a se ressaltar é que as queimadas não são homogêneas, assim como seus efeitos para a saúde. Diferentes tipos de biomassa apresentam emissões bastante variadas em termos de gases e de material particulado. Diferentes fases ou estágios das queimadas também apresentam estas variações (YAMASOE et al., 2000).

Quanto maior a proximidade da queimada, geralmente é maior o seu efeito à saúde. Mas a direção e a intensidade das correntes aéreas têm muita influência sobre a dispersão dos poluentes atmosféricos e sobre as áreas afetadas pela pluma oriunda do fogo. Se os ventos predominantes dirigirem-se para áreas urbanas ou áreas densamente povoadas, um número maior de pessoas estarão sujeitas aos efeitos dos contaminantes aéreos. É o caso do Sudeste Asiático, onde queimadas provocam névoa de poluentes de extensão regional com impactos à saúde de centenas de milhões de pessoas (RIBEIRO; ASSUNÇÃO, 2002).

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. Para países como o Brasil, de grande extensão territorial, o monitoramento dos incêndios florestais é mais eficiente através de imagens de satélites (BATISTA, 2004).

Com o avanço tecnológico tornou-se possível utilizar imagens obtidas de satélites a partir de sensores remotos para detectar, em tempo real, focos de incêndio. O Brasil investe em tecnologias que permitem o monitoramento e controle dos focos de calor em tempo recorde, sendo de grande auxílio no combate às queimadas (GRANEMANN; CARNEIRO, 2009).

A detecção de focos de calor no Brasil foi iniciada pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) em 1987, a pioneira e mais completa no mundo, fazendo uso de um maior número de satélites que geram centenas de imagens diárias usadas para mapeamento dos focos. Os focos de queima (ou "focos de calor") são obtidos nas imagens oriundas de satélites polares e geoestacionários. Esses dados são gerados a partir de coletas de sensores que operam na faixa termal, entre $3,7 \mu m$ e $4,1 \mu m$ (LAZZARINI et al., 2012).

Os dados para a América do Sul e a Central, África e Europa, são atualizados a cada três horas, todos os dias do ano e o acesso às informações é livre (INPE, 2013). Observa-se na Figura 1 a imagem de focos de queimadas detectados no Brasil pelo satélite de referência.

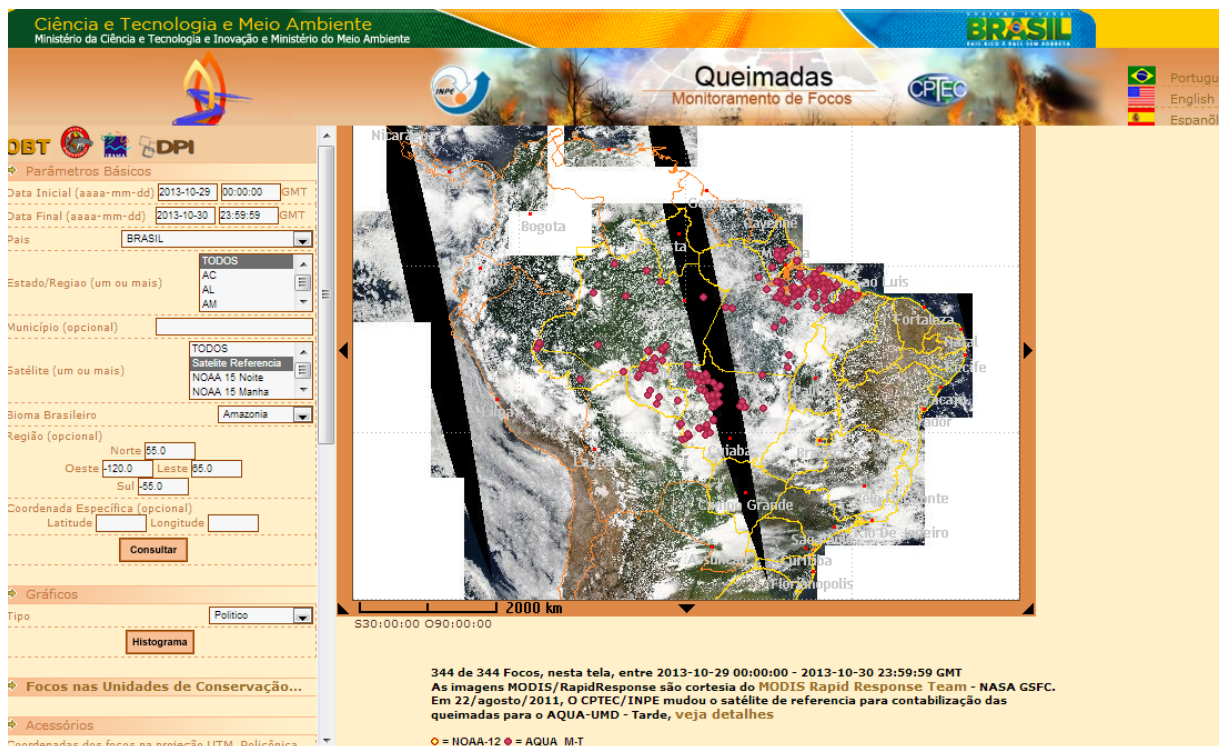


Figura 1: Focos de queimadas detectados no Brasil pelo satélite de referência.

Fonte: INPE.

O sensor AVHRR (advanced very high resolution radiometer) capta e registra qualquer temperatura acima de $47^{\circ}C$ 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 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ até $5 \text{ km} \times 4 \text{ km}$. Neste píxel pode haver uma ou várias queimadas distintas que a indicação será de um único foco (INPE, 2013).

As seguintes condições impedem ou prejudicam muito a detecção das queimadas: 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, enquanto que o satélite só observou o outro lado; Imprecisão na localização do foco de queima, que no melhor caso é de cerca de 1 km, mas podendo chegar a 6 km (INPE, 2013). Em relação ao erro na localização de focos de queimadas apresentados, através de trabalhos de validação foi indicado que cerca de 80% dos focos estão em um raio de 01 km das coordenadas indicadas (INPE, 2013).

O Brasil investe em tecnologias que permitem o monitoramento e controle dos focos de calor em tempo recorde, sendo de grande auxílio no combate às queimadas (GRANEMANN; CARNEIRO, 2009). O INPE oferece uma opção para monitoramento de incêndios e queimadas de todas as regiões do Brasil, o que colabora para o combate ao fogo em regiões remotas que não possuem meios intensivos de acompanhamento.

Neste trabalho utilizaremos os dados dos satélites de referência que são satélites cujas informações diárias de focos detectados são usadas para compor a série temporal ao longo dos anos e assim permitir a análise de tendências nos números de focos para mesmas regiões em períodos de interesse. De 1999 a 09/agosto/2007 foi utilizado o NOAA-12, e a partir de então o AQUA_M-T (Para inúmeros estados a série existe desde 1992). Mesmo indicando uma fração do número real de focos por usarem o mesmo método e o mesmo horário de imageamento ao longo dos anos, os resultados destes satélites permitem analisar as tendências espaciais e temporais dos focos (INPE, 2013).

Segundo dados do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), durante o período de junho a novembro, grande parte do país é acometido por queimadas, que se estendem praticamente por todas as regiões, com maior ou menor intensidade. Esse fato favorece o uso de sensoriamento remoto na investigação de queimadas, pois esse período apresenta menor cobertura de nuvens e maior disponibilidade de imagens de satélite (SETZER et al., 1992).

2.4 BIOMAS BRASILEIROS

Um bioma pode ser definido como um conjunto de ecossistemas que funcionam de forma estável. É um conjunto de vida vegetal e animal, constituído pelo agrupamento de tipos de vegetação próxima, em escala regional, com condições de geologia e clima semelhantes e que, historicamente, sofreram os mesmos processos de formação da

paisagem, resultando em uma diversidade de flora e fauna própria. No Brasil, os principais biomas são: Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica, Caatinga, Pampa e Pantanal (IBGE, 2013). Na Figura 2 a seguir, observa-se o mapa do Brasil com a divisão dos biomas estudados nos estados brasileiros.



Figura 2: Mapa representando os Biomas Brasileiros.

Fonte: Atlas Geográfico Escolar.

● BIOMA AMAZÔNIA:

A Amazônia ocupa uma área de 4.196.943 Km², correspondente a 49,29% do território nacional. É a maior reserva de biodiversidade do mundo e o maior bioma do Brasil (IBGE, 2013).

Esse bioma cobre totalmente cinco Estados (Acre, Amapá, Amazonas, Pará e Roraima), quase totalmente Rondônia e parcialmente Mato Grosso, Maranhão e Tocantins. Ele é dominado pelo clima quente e úmido e por florestas. Tem chuvas torrenciais bem distribuídas durante o ano e rios com fluxo intenso (BRASIL, 2014).

A vegetação característica é de árvores altas. Nas planícies que acompanham o Rio Amazonas e seus afluentes, encontram-se as matas de várzeas (periodicamente inundadas) e as matas de igapó (permanentemente inundadas). Estima-se que esse bioma abrigue mais da metade de todas as espécies vivas do Brasil (BRASIL, 2014). 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. Também abrange grandes reservas minerais (IBGE, 2013).

- **BIOMA CERRADO:**

O Cerrado ocupa uma área de 2.036.448 Km², correspondente a 23,92% do território brasileiro, sendo o segundo maior bioma do Brasil.

O Cerrado está presente em diferentes Regiões brasileiras, entretanto é na Região Centro-Oeste que ele predomina. É constituído principalmente por savanas. Sua vegetação é composta por árvores relativamente baixas, arbustos e gramíneas, indo desde campos limpos desprovidos de vegetação lenhosa a cerradão, uma formação arbórea densa. Seu clima tropical quente subúmido é particularmente marcante, apresentando duas estações bem definidas com uma estação seca e uma chuvosa.

É no Cerrado que está a nascente das três maiores bacias da América do Sul (Amazônica/Tocantins, São Francisco e Prata), o que resulta em elevado potencial aquífero e grande biodiversidade. Esse bioma abriga mais de 6,5 mil espécies de plantas já catalogadas (BRASIL, 2014).

A partir da década de 90, o governo e diversos setores da sociedade começaram a se preocupar com a conservação do que restou do Cerrado devido, principalmente, à ocupação desordenada e aos sucessivos incêndios (IBGE, 2013).

- **BIOMA MATA ATLÂNTICA:**

A Mata Atlântica ocupa aproximadamente uma área de 1.110.182 Km² e 13,04% do território nacional. A Mata Atlântica já foi um dos mais ricos e variados conjuntos florestais pluviais da América do Sul, mas atualmente é reconhecida como o bioma brasileiro mais descaracterizado (BRASIL, 2014).

A referida Mata ocupa a totalidade dos territórios do Espírito Santo, Rio de Janeiro e Santa Catarina, e parte do território do estado de Alagoas (52%), Bahia (19%), Goiás (3%), Mato Grosso do Sul (14%), Minas Gerais (41%), Paraíba (8%), Paraná (98%), Pernambuco (17%), Rio Grande do Norte (5%), Rio Grande do Sul (37%), São Paulo (68%) e Sergipe (51%).

É constituída principalmente por mata ao longo da costa litorânea que vai do Rio Grande do Norte ao Rio Grande do Sul e seu principal tipo de vegetação é a floresta ombrófila densa, normalmente composta por árvores altas e relacionada a um clima quente e úmido. A Mata Atlântica é um complexo ambiental que engloba cadeias de montanhas, vales, planaltos e planícies (BRASIL, 2014).

Sua cobertura original representa hoje cerca de 7%, fator agravado pelo fato de nessa região se localizarem os rios que abastecem cerca de 70% da população brasileira. A exploração da Mata Atlântica começou com a chegada dos portugueses ao Brasil, cujo interesse principal era a extração da preciosa madeira do pau-brasil (IBGE, 2013).

- **BIOMA CAATINGA:**

A Caatinga ocupa aproximadamente uma área de 844.453 Km² e 9,92% do território nacional. Esse bioma é o único exclusivamente brasileiro (IBGE, 2013).

A Caatinga é o principal bioma da Região Nordeste, ocupa a totalidade do estado do Ceará e parte do território de Alagoas (48%), Bahia (54%), Maranhão (1%), Minas Gerais (2%), Paraíba (92%), Pernambuco (83%), Piauí (63%), Rio Grande do Norte (95%) e Sergipe (49%).

É constituída principalmente por savana estépica. A Caatinga tem uma vegetação típica de regiões semiáridas, formada por plantas xerófilas, adaptadas ao clima seco e a pouca quantidade de água. Por causa do desmatamento e queimadas 80% dos ecossistemas originais da caatinga foram alterados. Esse bioma está sujeito a dois períodos secos anuais: um de longo período de estiagem, seguido de chuvas intermitentes e um de seca curta seguido de chuvas torrenciais (BRASIL, 2014).

- **BIOMA PAMPA:**

O Pampa ocupa uma área de 176.496 Km² correspondente a aproximadamente 2,07% do território nacional. No Brasil o bioma Pampa só está presente do estado do Rio Grande do Sul, ocupando 63% do território gaúcho.

Este Bioma caracteriza-se pela grande riqueza de espécies herbáceas e várias tipologias campestres, compondo em algumas regiões, ambientes integrados com a floresta de araucária. A vegetação predominante do Pampa é constituída de ervas e arbustos, recobrando um relevo nivelado levemente ondulado.

O Pampa é marcado por clima chuvoso, sem período seco regular e com frentes polares e temperaturas negativas no inverno (BRASIL, 2014).

- **BIOMA PANTANAL:**

O Pantanal ocupa uma área de 150.355 Km² e 1,76% do território nacional. O Bioma Pantanal está presente em apenas dois estados brasileiros, ocupando 7% do território do Mato Grosso e 25% do estado do Mato Grosso do Sul.

É caracterizado por inundações de longa duração (devido ao solo pouco permeável) que ocorrem anualmente na planície, apresentando, por isso, uma fauna bastante diversificada. O Pantanal Mato-grossense é a maior planície de inundação contínua do planeta, é constituído principalmente por savana estépica alagada em sua maior parte.

A cobertura vegetal original de áreas que circundam o Pantanal foi em grande parte substituída por lavouras e pastagens, num processo que já repercute na Planície do Pantanal (BRASIL, 2014).

2.5 FRACTAIS

2.5.1 Introdução

O termo fractal (do latim fractus, fração, quebrado) foi criado em 1975 por Benoît Mandelbrot e representa figuras da geometria não-Euclidiana.

Fractais são objetos complexos, com formas reais da natureza, que podem ser definidos pela propriedade de auto-similaridade, ou seja, um objeto que apresenta as mesmas características em diferentes escalas (SCHROEDER; FRACTALS, 1991). Um fractal tem a dimensão não inteira menor do que a dimensão do espaço euclidiano no qual se encontra contido.

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 podem ser de dois tipos: estocástico e determinístico.

Os fractais estocásticos, observa-se um exemplo na Figura 3, possuem a propriedade de auto-similaridade em sentido estatístico, dentro dos limites da escala, onde o limite inferior representa a dimensão de partículas do sistema e o limite superior à dimensão linear do sistema. Exemplos de fractais estocásticos: árvores, nuvens, linhas costeiras, redes arteriais, etc.



Figura 3: Fractal estocástico (Couve-Flor).

Fonte: www.blogspot.com

Os fractais determinísticos possuem propriedade de auto-similaridade em todas as escalas, observa-se um exemplo na Figura 4. O procedimento de construção desses objetos geométricos é feita por processos matemáticos, os chamados processos iterativos, exemplo desses fractais: o triângulo de Sierpinski, a esponja de Merger, a curva de Koch, etc.

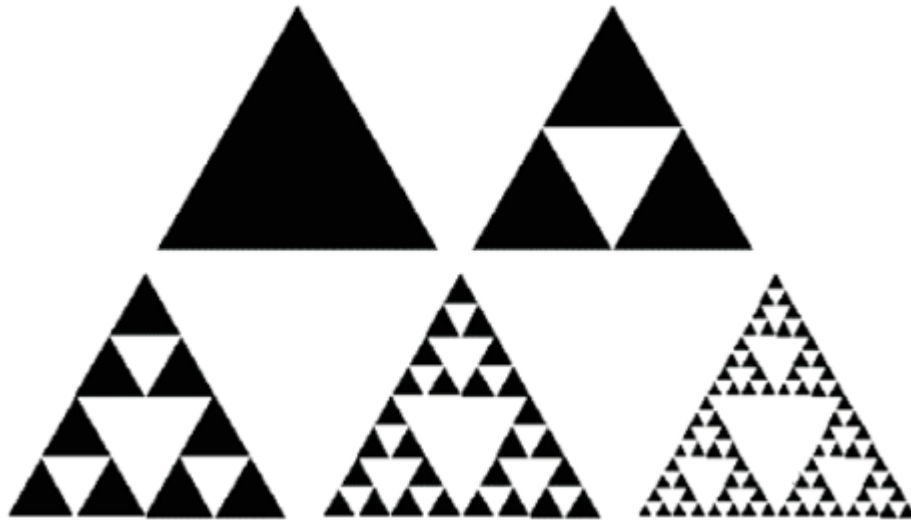


Figura 4: Fractal determinístico (Triângulo de Sierpinski).

Fonte: (MANDELBROT, 1983).

2.5.2 Dimensão Fractal

A dimensão fractal descreve quantos novos pedaços geometricamente similares ao objeto são observados quando a resolução é aumentada. Para fractais estocásticos a dimensão fractal é definida pela expressão:

$$V(R) \propto R^{d_f} \quad (2.1)$$

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 ($d_f < D$).

Para fractais determinísticos o procedimento para calcular a dimensão fractal é o seguinte: 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,

$$N(l/b) = N(l)b^{d_f} \quad (2.2)$$

A dimensão fractal d_f pode ser calculada usando a expressão:

$$d_f = \frac{\log \frac{N(l/b)}{N(l)}}{\log(b)} \quad (2.3)$$

A expressão 2.3 é válida para todas as escalas.

Para fractais estocásticos os métodos mais utilizados para calcular a dimensão fractal são: contagem de caixas (box counting), raio de giração (radius of gyration) e função de correlação (correlation function) (VICSEK, 1989).

2.5.3 Processos Fractais

O conceito fractal também se aplica em processos complexos que não possuem uma única escala do tempo. Os processos fractais geram flutuações em múltiplas escalas do tempo. Essas flutuações possuem a auto-similaridade estatística da mesma maneira que os objetos fractais possuem auto-similaridade nas várias escalas espaciais.

A análise fractal de séries temporais foi aplicada com sucesso em dados fisiológicos, ecológicos, geofísicos, climáticos e financeiros. Alguns exemplos: intervalos entre

batimentos cardíacos (PENG et al., 1993), intervalo entre dois passos (HAUSDORFF et al., 1995), flutuações em atividade elétrica cerebral (KULISH et al., 2006), fenômenos climáticos (RUBALCABA, 1997), dados financeiros (MULLIGAN, 2004), etc.

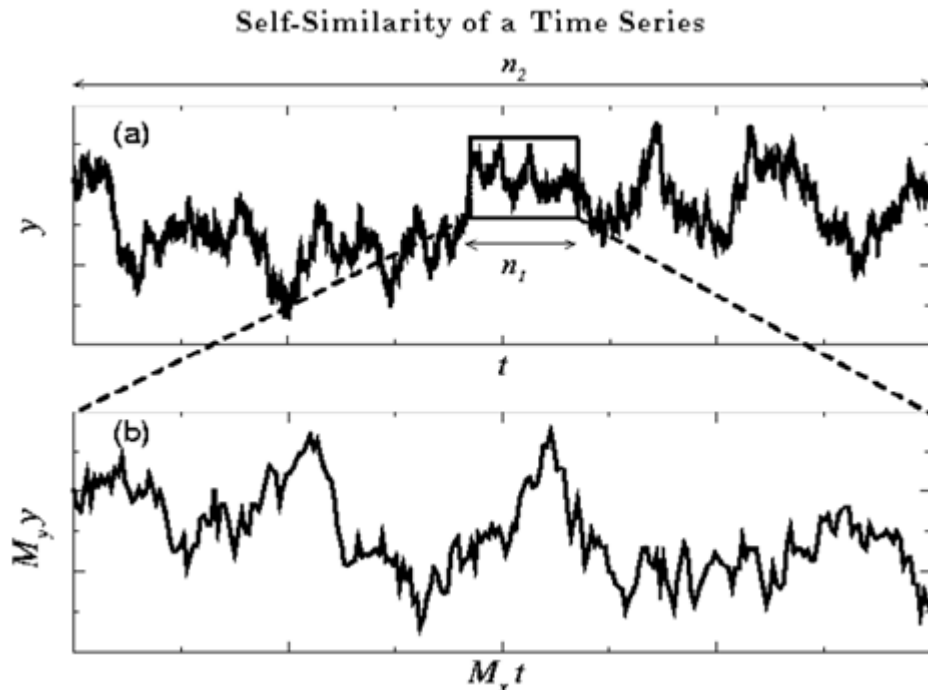


Figura 5: Ilustração do conceito de auto-similaridade para uma simulação de passeio aleatório.

Fonte: www.physionet.org.

A Figura 5 representa um processo fractal para simulação de passeio aleatório mostrando a auto-similaridade estatística das flutuações nas escalas diferentes.

Uma série temporal $y(t)$ é auto-similar se:

$$y(t) = a^\alpha y(t/a) \quad (2.4)$$

Onde " = " significa a igualdade de propriedades estatísticas. Essa igualdade surge após mudanças de escalas para t e $y(t)$ usando os fatores diferentes: α para t ($t \rightarrow \frac{t}{\alpha}$) e a^α para $y(t)$ ($y(t) \rightarrow a^\alpha y(t)$). O expoente α chama-se parâmetro de auto-similaridade, ou expoente de escala (FEDER, 1988).

A característica de um processo auto-similar ($\alpha > 0$) é que as flutuações dentro de um intervalo (subconjunto da série) aumentam com o tamanho do intervalo pela lei da potência, significando uma série temporal não limitada (unbounded). Por outro lado, a maioria das séries temporais de interesse, como por exemplo, séries temporais de batimentos

cardíacos, são limitadas (bounded), tornando a aplicação da definição 2.4 difícil, porque pode resultar no mesmo valor do parâmetro de auto-similaridade ($\alpha = 0$) para uma série que possui auto-similaridade e uma série que não possui auto-similaridade (GOLDBERGER et al., 2002). Esta dificuldade pode ser superada transformando a série original em uma série integrada. Quando se aplica a análise fractal em uma série integrada, o parâmetro α sempre é diferente para uma série auto-similar e uma série sem correlação (FEDER, 1988).

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 $\{X_t = x_t \in R | t = 1, 2, \dots, N\}$, onde t é o índice temporal ou cronológico e N é o número de observações (BOX et al., 2013).

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.

Vários métodos podem ser utilizados para estimar parâmetros que possam avaliar a presença de correlação de longo alcance em uma série temporal.

O primeiro método desenvolvido para analisar os processos que possuem correlações de longo alcance foi iniciado por Hurst (1951) para descrever dependência de longo alcance dos níveis da água em rios e reservatórios (BERAN, 1994).

2.6.1 Função de Autocorrelação

A função de autocorrelação mede o grau de correlação de uma variável, consigo mesma, em um dado instante e em um instante de tempo posterior. Pode ser definida como a razão entre a autocovariância e a variância para um conjunto de dados.

Para séries temporais estacionárias, $x_i, i = 1, \dots, N$, com média e desvio padrão constantes, a função de autocovariância é dada pela equação:

$$C(s) = \frac{1}{N-s} \sum_{i=1}^{N-s} x_i x_{i+s} \quad (2.5)$$

Se x_i são não correlacionados, o valor esperado de $C(s) = 0$ para $s > 0$. Se a série for estacionária, o decaimento da função de autocorrelação determinará se a série possui ou não correlação de longo alcance. Um decaimento exponencial, $C(s) \approx e^{-\frac{s}{tx}}$ indica que a série possui correlação de curto alcance e decaimento seguindo uma lei de potência, $C(s) \propto s^{-\gamma}$, indica que a série possui correlação de longo alcance com o expoente de correlação, $0 < \gamma < 1$. Para correlações de longo alcance, $\int_0^\infty C(s)ds$ diverge à medida que $N \rightarrow \infty$. Esta interpretação não é apropriada para séries não estacionárias, pois a média não estará bem definida (BERAN, 1994) (RANGARAJAN; DING, 2000).

A Análise Espectral é outra técnica também utilizada para detectar correlações de longo alcance em séries estacionárias. Onde o espectro de potência $S(f)$ possui um decaimento segundo uma lei de potência do tipo $S(f) \approx \frac{1}{f^\beta}$, em que f é a função da frequência e $\beta = 1 - \gamma$ (o expoente β e γ são obtidos através da inclinação da reta $\log S(f)$ versus $\log f$). (FENG et al., 2009).

2.6.2 Expoente de Hurst

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

$$Y_v(j) = \sum_{i=1}^j \left(x_{vs+i} - \frac{1}{s} \sum_{i=1}^j x_{vs+i} \right) = \sum_{i=1}^j x_{vs+i} - \frac{j}{s} \sum_{i=1}^j x_{vs+i} \quad (2.6)$$

Após isto, são obtidas as diferenças entre os valores máximos e mínimos em cada segmento, bem como o desvio padrão de cada um desses segmentos:

$$R_v(s) = \max_{j=1}^s Y_v(j) - \min_{j=1}^s Y_v(j), S_v(s) = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{j=1}^s Y_v^2(j)} \quad (2.7)$$

A função de flutuação é dada pela expressão:

$$F_{RS}(s) = 1/N_s \sum_{v=0}^{N_s-1} \frac{R_v(s)}{S_v(s)} \approx s^H, \text{ para } s \gg 1 \quad (2.8)$$

Em que H é o expoente de Hurst, o qual é relacionado com o expoente de correlação γ e com o coeficiente β da análise espectral pela equação $2H = 1 + \beta = 2 - \gamma$ (RANGARAJAN;

DING, 2000). 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 auto-similaridade da série original enquanto que H indica a auto-similaridade das séries integradas em cada intervalo.

A interpretação do expoente H é a seguinte (FEDER, 1988):

- $H = 0,5$: Ruído branco (séries não correlacionadas) e a função de autocorrelação diminui exponencialmente.
- $0,5 < H < 1$: 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 $\gamma = 2 - 2H$;
- $0 < H < 0,5$: série é anti-persistente significando que os valores grandes (pequenos) tem maior probabilidade de serem seguidos por valores pequenos (grandes);
- $H = 1$: Ruído tipo $1/f$;
- $H > 1$: 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 $1/f$ pode ser interpretado como uma transição entre o processo não correlacionado (ruído branco) e um processo muito mais suave (ruído Browniano) (PRESS, 1978).

2.6.3 Análise de Flutuação

Seja $x_i, i = 1, \dots, N$ uma série temporal com média zero. A série original é integrada, formando uma nova série $Y(j) = \sum_{i=1}^j x_i, j = 1, \dots, N$. Esta nova série, Y , é dividida em segmentos não sobrepostos de tamanho s produzindo $N_s = \text{int}(N/s)$ segmentos começando do início da série e produzindo $N_s = \text{int}(N/s)$ segmentos não sobrepostos de tamanho s começando do final da série. Fazendo esta divisão a partir do início e a partir do fim garante-se que nenhum valor da variável será perdido, nem do início nem do fim da série Y .

A função de flutuação é obtida usando os valores no limite do segmento pela equação:

$$F_{FA}^2(v,s) = [Y(vs) - Y((v+1)s)]^2, \quad (2.9)$$

Para $v = 0, \dots, N_s - 1$, e pela equação:

$$F_{FA}^2(v,s) = [Y(N - (v - N_s)s) - Y(N - (v + 1 - N_s)s)], \quad (2.10)$$

Para $v = N_s, \dots, 2N_s - 1$.

A média de $F_{FA}^2(v,s)$ para todos os segmentos é dada pela expressão:

$$F(s) = \left[\frac{1}{2N_s} \sum_{v=0}^{2N_s-1} F_{FA}^2(v,s) \right]^{1/2} \quad (2.11)$$

Em correlações de longo alcance, $F(s)$ aumenta segundo uma lei de potência $F(s) \approx s^\alpha$, em que $\alpha \approx H$. O expoente α é idêntico ao expoente de Hurst, H , para dados mono-fractais e está relacionado com γ e β pela equação $2\alpha = 1 + \beta = 2 - \gamma$.

O expoente da análise de flutuação tem valor limitado, $0 < \alpha < 1$ e, assim como o expoente de Hurst, possui significativa imprecisão nos extremos desse intervalo. Uma característica desta análise é que deve ser limitada a $s < N/10$ (KANTELDHARDT, 2009).

3 DADOS E METODOLOGIA

3.1 DADOS

Os dados utilizados neste trabalho foram obtidos no banco de dados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, onde o acesso às informações é livre. Para permitir a análise de tendências nos números de focos para mesmas regiões em períodos de interesse, o INPE utiliza para compor a série temporal ao longo dos anos do satélite de referência.

No período de 1999 a 09/agosto/2007 foi utilizado o satélite NOAA-12, e a partir de então o AQUA_M-T, recomendados pelo INPE como satélites de referência (INPE, 2013).

É importante ressaltar que o sensor AVHRR não irá detectar focos de incêndios e sim focos de calor, tudo que está sobre a superfície terrestre que possuiu uma temperatura superior a $47^{\circ}C$ maior que um metro de altura e 1000x1000 metros de área é registrado pelo sensor.

Neste trabalho foi utilizado o método Detrendend Fluctuation Analysis (DFA) para analisar as correlações de longo alcance em séries temporais de focos de calor nos biomas brasileiros. Para análise do método utilizou-se um software disponível na PhysioNet (<http://physionet.org/>). Para a confecção de gráficos foi utilizado o software gratuito R em sua versão 2.15.1 para o sistema operacional Windows, que pode ser obtido no endereço <http://www.r-project.org>.

3.2 METODOLOGIA

3.2.1 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

O método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) foi introduzido por Peng em 1994 para análise de sequências gênicas e vem sendo aplicado em diversas áreas tais como: séries

temporais econômicas, fenômenos climáticos, etc. Caracteriza-se por detectar e quantificar correlações em séries temporais não estacionárias (PENG et al., 1994).

A vantagem deste método em relação aos métodos convencionais é que ele evita falsas detecções de correlações de longo alcance que são artefatos de tendência incorporada no sinal (HU et al., 2001).

A implementação do algoritmo DFA é descrito da seguinte forma:

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

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}) \quad (3.1)$$

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

2. Em seguida, a série integrada $y(k)$ é dividida em não sobrepostos segmentos de comprimento n e em cada segmento uma reta é ajustada aos dados por mínimos quadrados (representando tendência em cada intervalo). A coordenada y da reta (representando a tendência no intervalo de tamanho n) é denotada por $y_n(k)$.
3. Depois é retirada a tendência da série temporal integrada, $y(k)$, subtraindo da mesma a tendência local $y_n(k)$ em cada intervalo. A medida da flutuação da série para o tamanho n dos intervalos usados é dada por:

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (3.2)$$

4. Repetindo este cálculo para todas as escalas (tamanhos de intervalos), será fornecida a relação entre a flutuação $F(n)$ e o tamanho do intervalo n . Para um processo auto-similar $F(n)$ tende a crescer com o tamanho do intervalo, n , pela lei de potência:

$$F_{DFA}(n) \propto n^\alpha \quad (3.3)$$

O coeficiente angular da reta obtida por regressão linear entre $\log F(n)$ e $\log n$ determina o expoente de auto-similaridade, α , o qual se relaciona com a função de autocorrelação da série original da seguinte forma:

- $\alpha = 0,5$: para ruído branco (série não correlacionada);
- $0,5 < \alpha < 1$: indica correlações de longo alcance persistentes;
- $0 < \alpha < 0,5$, indica correlações de longo alcance antipersistentes;
- $\alpha = 1$, representa ruído do tipo $1/f$;
- $\alpha > 1$, as correlações ainda existem, mas não se comportam pela lei de potência;
- $\alpha = 1,5$, caso especial, indica ruído Browniano que representa integração de ruído branco (PENG et al., 1994).

Pode-se observar nas Figura 6, 7 e 8 abaixo uma ilustração do algoritmo DFA.

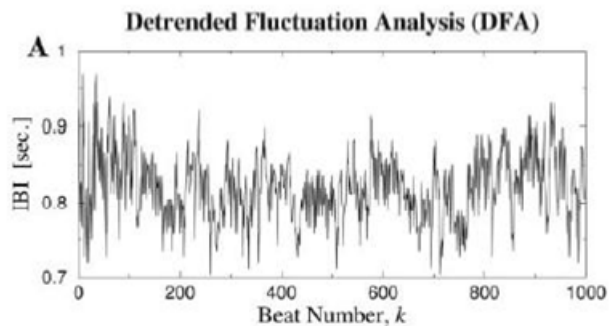


Figura 6: Série temporal de intervalos entre batidas cardíacas de um jovem adulto saudável.

Fonte: (GOLDBERGER et al., 2002).

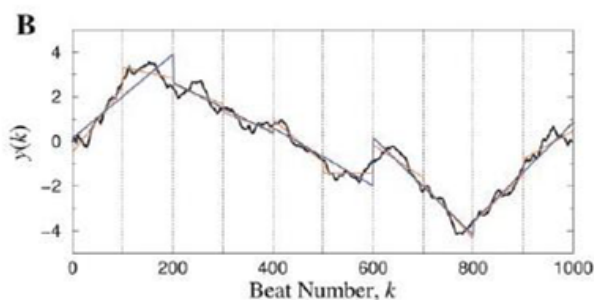


Figura 7: Série Integrada, do ajuste linear para caixa de tamanho $n = 100$ e $n = 200$.
Fonte: (GOLDBERGER et al., 2002).

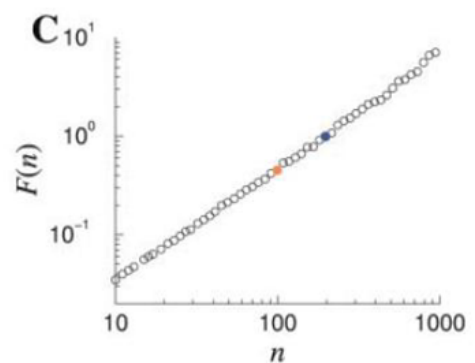


Figura 8: Gráfico de $\log F(n)$ em função de $\log n$.
Fonte: (GOLDBERGER et al., 2002).

4 RESULTADOS

4.1 RESULTADOS NOS BIOMAS BRASILEIROS

Neste capítulo é apresentada uma análise dos dados nos biomas brasileiros. Os dados de focos de calor detectados pelos satélites foram agrupados em séries temporais diárias. Foram utilizados para compor as séries os satélites de referência NOAA-12 e AQUA_M-T, de janeiro de 1999 a novembro de 2012. Na Tabela 1 são apresentadas informações sobre os dados em relação aos satélites de referência.

Tabela 1: Informações sobre os dados em relação aos satélites de referência

Satélite de Referência	Início do Período	Final do Período	Nº de Focos de Calor
NOAA-12	01/01/1999	09/08/2007	1445445
AQUA_M-T	10/08/2007	30/11/2012	1018864
NOAA-12 + AQUA_M-T	01/01/1999	30/11/2012	2464309

Na Tabela 2 são apresentadas informações sobre os dados utilizados neste trabalho em relação aos biomas brasileiros e na Tabela 3, informações sobre esses biomas. Observa-se que a maior parte dos focos estão localizados no maior bioma brasileiro, o Bioma Amazônia.

Tabela 2: Número de focos de calor por bioma

Biomas Brasileiros	Nº de Focos de Calor
Amazônia	1134096
Cerrado	839881
Caatinga	250488
Mata Atlântica	156662
Pantanal	77833
Pampa	5349
Total	2464309

Tabela 3: Informações sobre os biomas brasileiros

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

As Figuras (9-14) seguintes apresentam as séries temporais analisadas, onde se observa que os Biomas Pantanal e Pampa, que ocupam juntos aproximadamente 4% do território nacional, são os que têm menos focos de calor, o Pampa provavelmente por ser localizado no sul e caracterizado por uma vegetação constituída de ervas e arbustos e marcado por clima chuvoso. E o Pantanal por ser constituído principalmente por savana estépica alagada em sua maior parte.

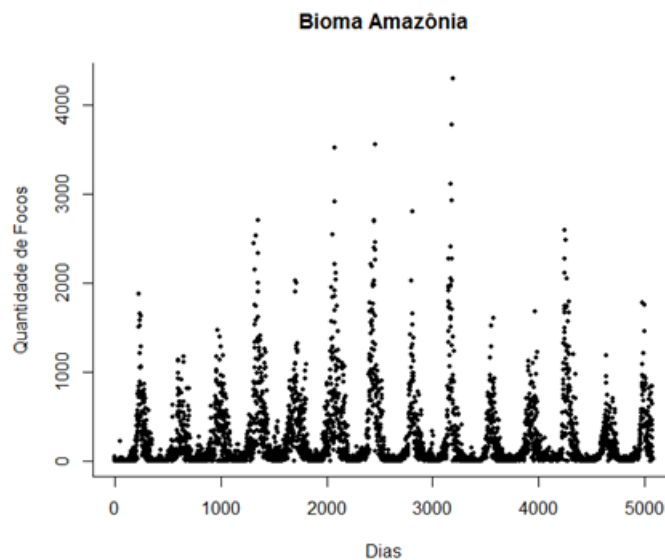


Figura 9: Série de focos de calor no Bioma Amazônia

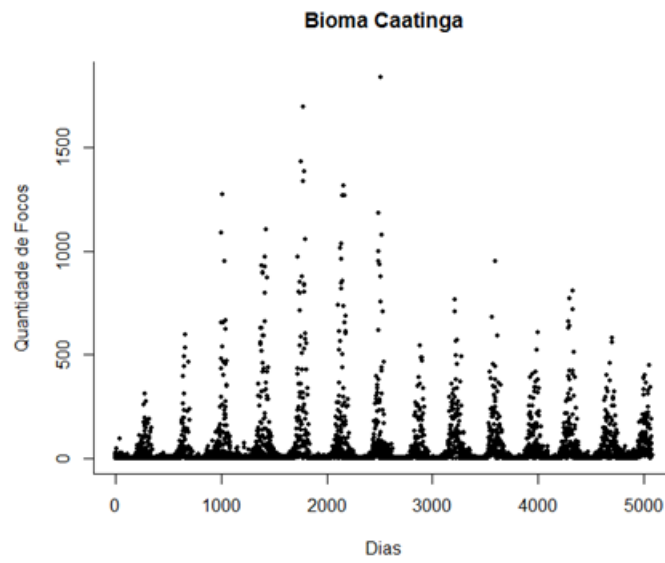


Figura 10: Série de focos de calor no Bioma Caatinga

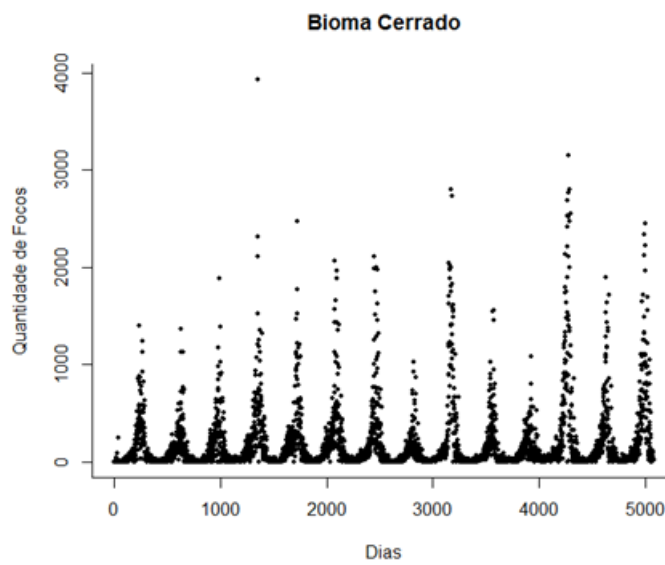


Figura 11: Série de focos de calor no Bioma Cerrado

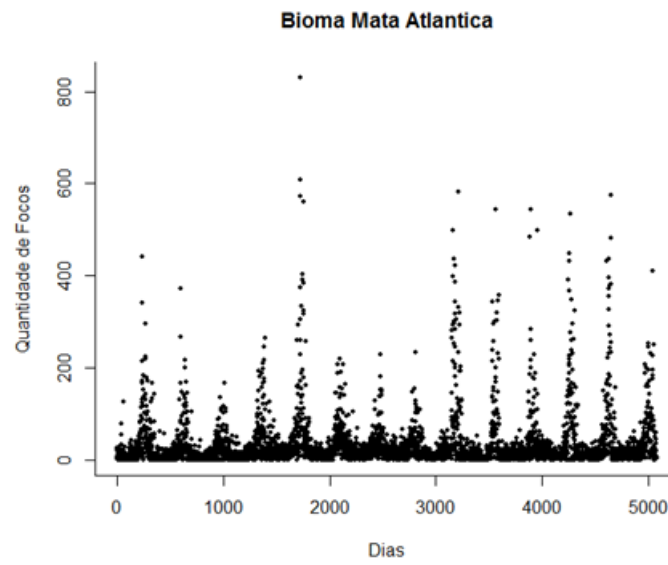


Figura 12: Série de focos de calor no Bioma Mata Atlântica

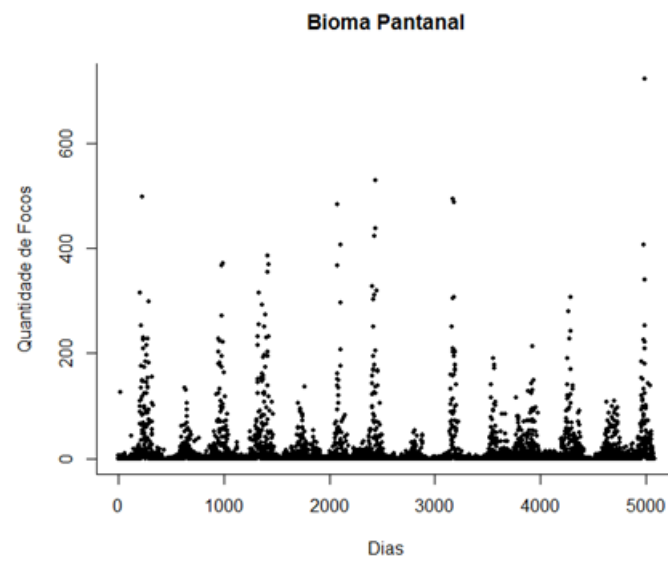


Figura 13: Série de focos de calor no Bioma Pantanal

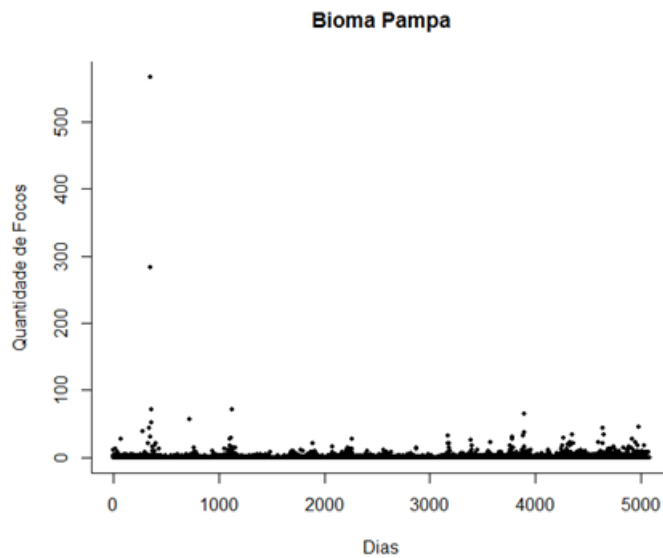


Figura 14: Série de focos de calor no Bioma Pampa

O método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) foi aplicado nas séries originais de queimadas detectadas pelos satélites de referência NOAA-12 e AQUA_M-T. As Figuras(15-20) mostram os gráficos obtidos pela aplicação deste método nas séries temporais estudadas. Todos os gráficos apresentam linearidade indicando a presença de correlações de longo alcance.

Para explicar a origem das correlações, aplicamos o método DFA em séries randomizadas. O procedimento de randomização é o seguinte (MATIA et al., 2003):

1. Gerar um par (m, n) de números aleatórios inteiros, onde $m, n \leq N$, N é o tamanho da $x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_m, \dots, x_N$.
2. Trocar os dados x_m e x_n , gerando uma nova série $x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_m, \dots, x_N$.
3. Repetir os passos 1 e 2 pelo menos $20N$.

Esse procedimento destrói as correlações temporais da série, mas preserva a distribuição dos valores.

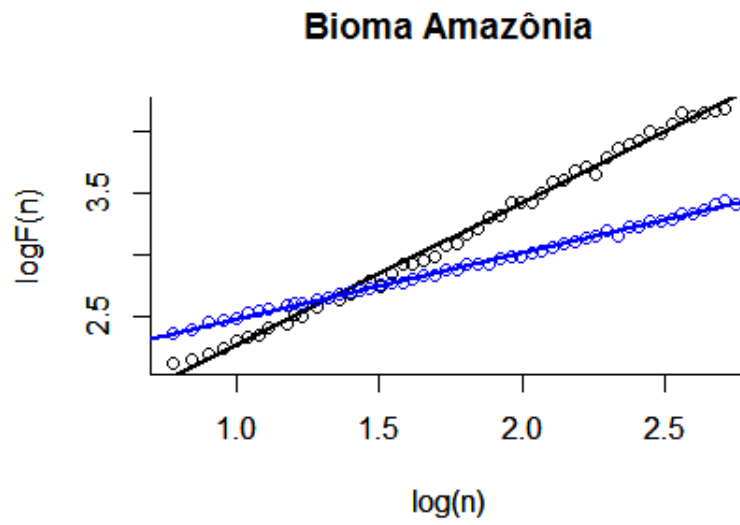


Figura 15: Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Amazônia.

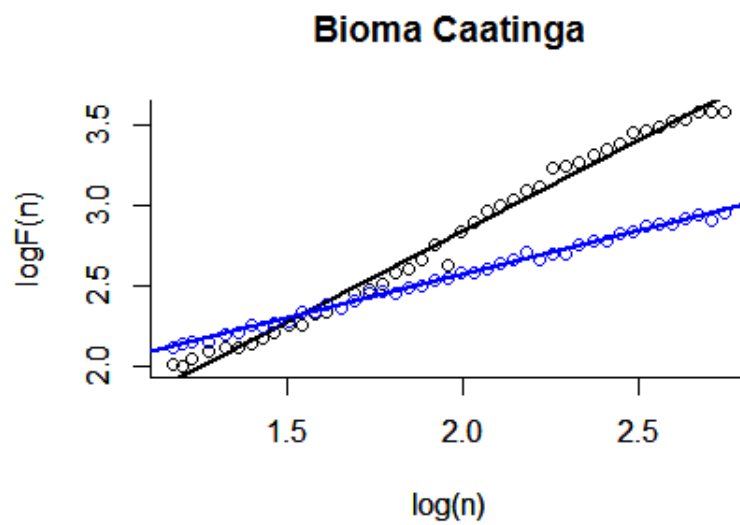


Figura 16: Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Caatinga.

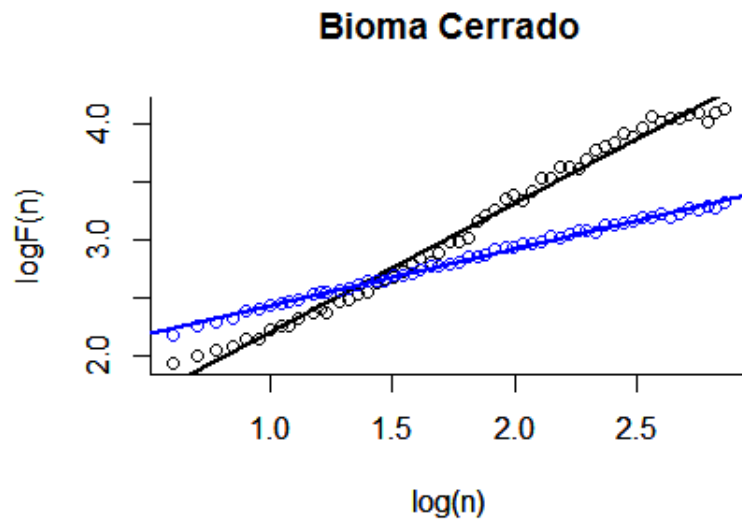


Figura 17: Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Cerrado.

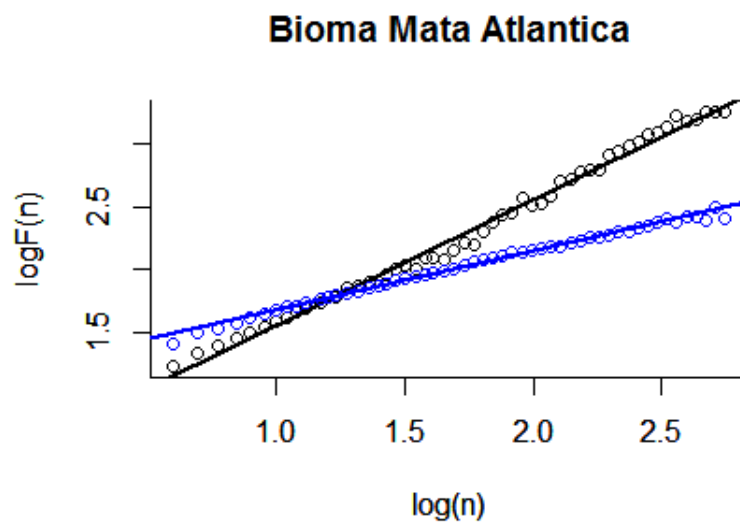


Figura 18: Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Mata Atlântica.

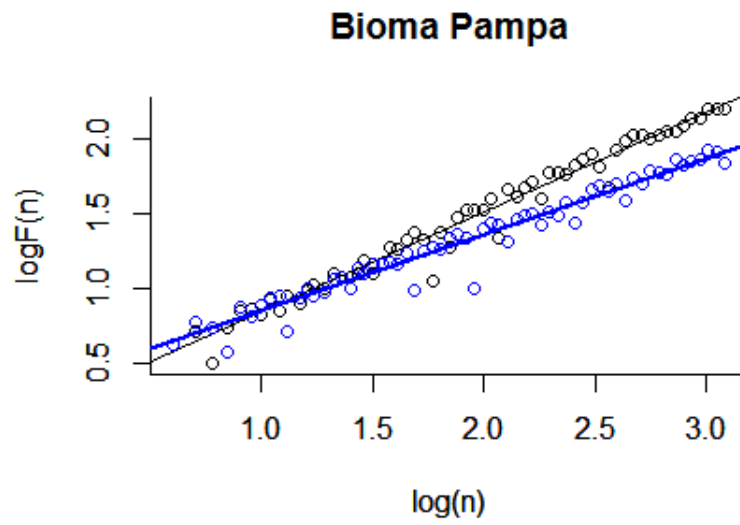


Figura 19: Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Pampa.

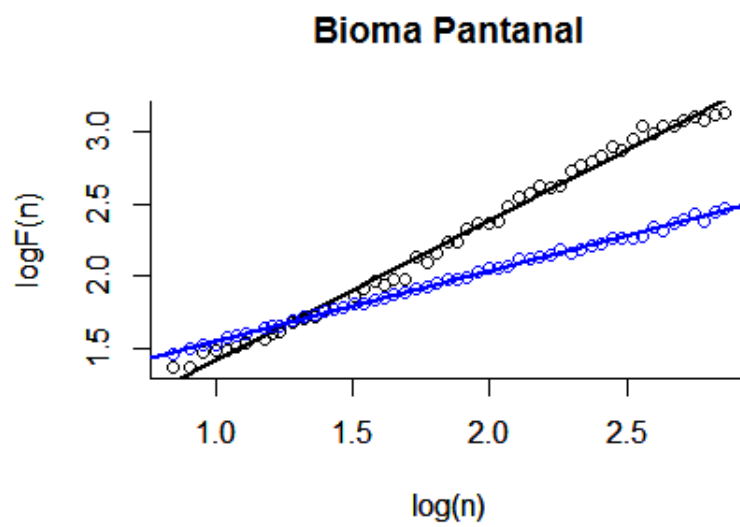


Figura 20: Gráfico DFA da série original (preto) e da série randomizada (azul) de focos de calor detectados no Bioma Pantanal.

Os expoentes obtidos utilizando DFA, para as séries originais e séries randomizadas de queimadas são apresentados na Tabela 4 a seguir. Observa-se para séries originais que todos os expoentes têm valores superiores a 0,5 indicando que as correlações de longo alcance são persistentes. Ou seja, os incrementos (decrementos) têm maior probabilidade de serem seguidos por novos incrementos (decrementos).

Tabela 4: Valores dos expoentes α das séries originais e randomizadas nos biomas brasileiros

Biomass Brasileiros	Original (α)	Randomizado (α_r)
Amazônia	1.045	0.537
Mata Atlântica	0.997	0.466
Pantanal	0.972	0.495
Cerrado	1.115	0.497
Caatinga	1.128	0.551
Pampa	0.668	0.511

Ainda na Tabela 4 nota-se que os valores dos expoentes para todos os biomas, exceto o Bioma Pampa, são próximos a 1 (ruído $\frac{1}{f}$), indicando que o tipo de vegetação e outros fatores ambientais não influem nas correlações temporais de focos de calor. A série temporal de focos de calor do Bioma Pampa apresenta correlações mais fracas, indicadas pelo menor valor de expoente da escala.

Resultados de um estudo de séries de focos de calor detectados no Brasil pelo satélite NOAA-12, durante o período 1998-2007, mostraram a existência de correlações de longo alcance, caracterizadas por uma hierarquia dos expoentes de escala, consequência de um processo estocástico multifractal (SOUZA, 2011) e uma outra análise de séries de focos de calor no Brasil detectados por vários satélites, durante o período 1998-2008, mostraram a existência de correlações de longo alcance persistentes. Para a escala menor que 100 dias (aproximadamente), as séries apresentaram flutuações persistentes, e para escalas maiores, as flutuações foram mais suaves, aproximando se do regime de ruído Browniano (integração de ruído branco) (SILVA, 2009).

Todas as séries randomizadas apresentaram o expoente da escala próximo a 0,5 indicando a perda de correlações. Isto significa que as correlações de longo alcance presentes nas séries temporais de queimadas têm origem na organização temporal dos dados e não na distribuição de valores.

4.2 RESULTADOS NO BIOMA AMAZÔNIA

Nesta seção serão apresentadas as correlações temporais em série de focos de calor detectada no Bioma Amazônia, por sua importância para o contexto nacional e mundial. Os dados de focos de calor detectados pelos satélites NOAA-12 e AQUA_M-T, foram agrupados em séries temporais diárias durante o período de janeiro de 1999 a novembro de 2012. Foi percebido que a dinâmica de focos de calor deveria ser estudada com dois tipos de processos estocásticos. Os resultados estão apresentados na Tabela 5 a seguir:

Tabela 5: Número de focos de calor no Bioma Amazônia por período

Ano	Período	
	Jan - Jun	Jul - Dez
1999	2606	60245
2000	4905	43266
2001	7772	61914
2002	9748	106798
2003	13966	83256
2004	13962	113055
2005	6647	120858
2006	3314	66281
2007	5600	94423
2008	2243	49555
2009	2923	58356
2010	5185	91636
2011	2649	39184
2012	4189	59560

Observa-se que no segundo semestre o número de focos é consideravelmente maior. Pode-se atribuir esta regularidade ao clima deste Bioma, onde as chuvas estão concentradas no primeiro semestre. A seguir, na Figura 21, observa-se uma visualização gráfica da tabela anterior.

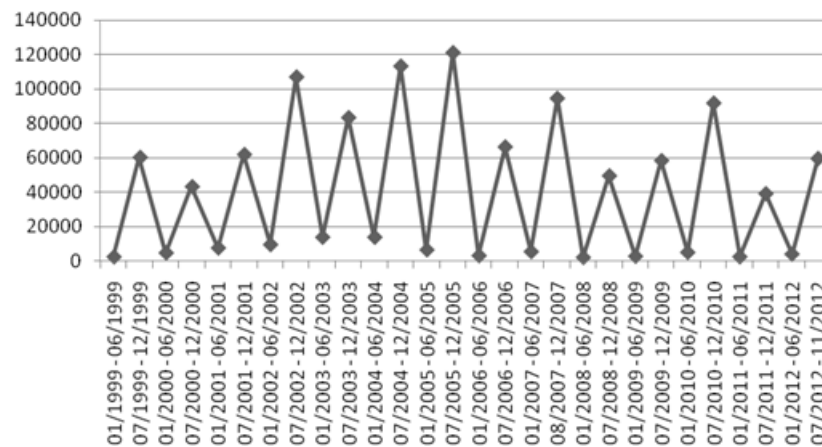


Figura 21: Gráfico dos focos de calor no Bioma Amazônia por período.

As Figuras 22 e 23 mostram os gráficos obtidos pela aplicação do método DFA nas séries temporais do Bioma estudado no primeiro semestre.

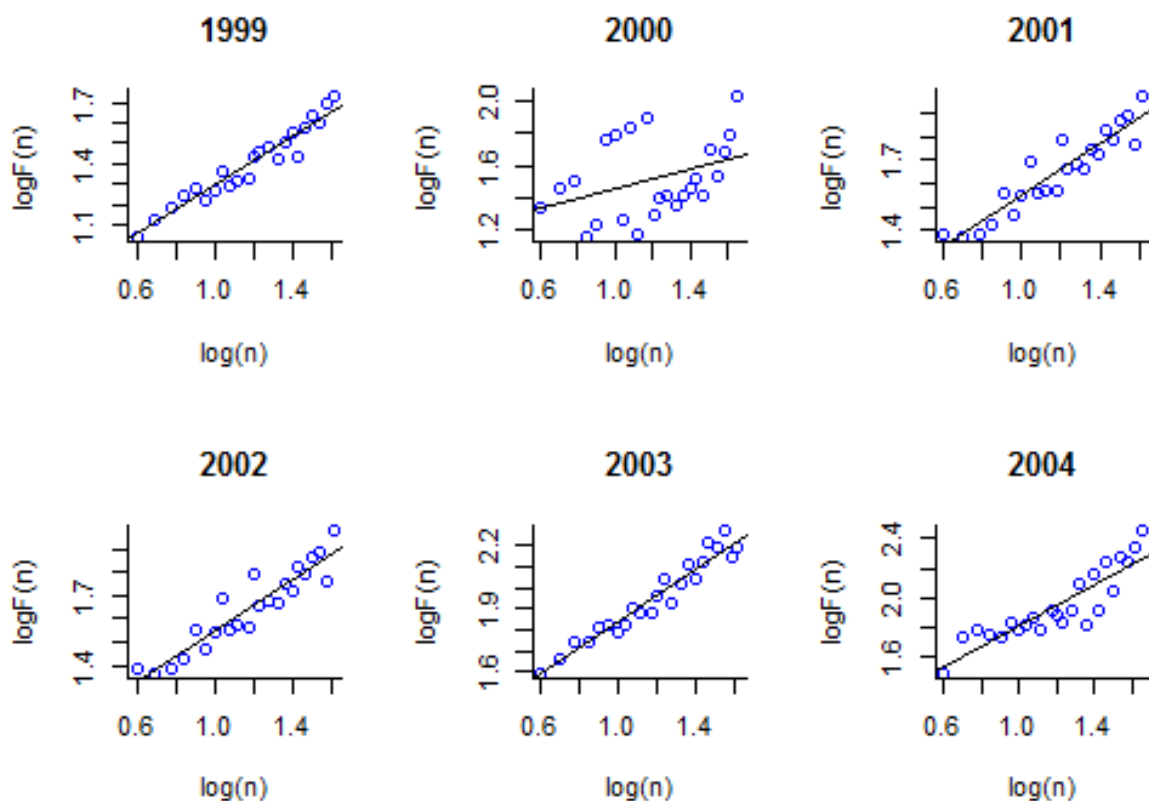


Figura 22: Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no primeiro semestre nos anos de 1999 a 2004.

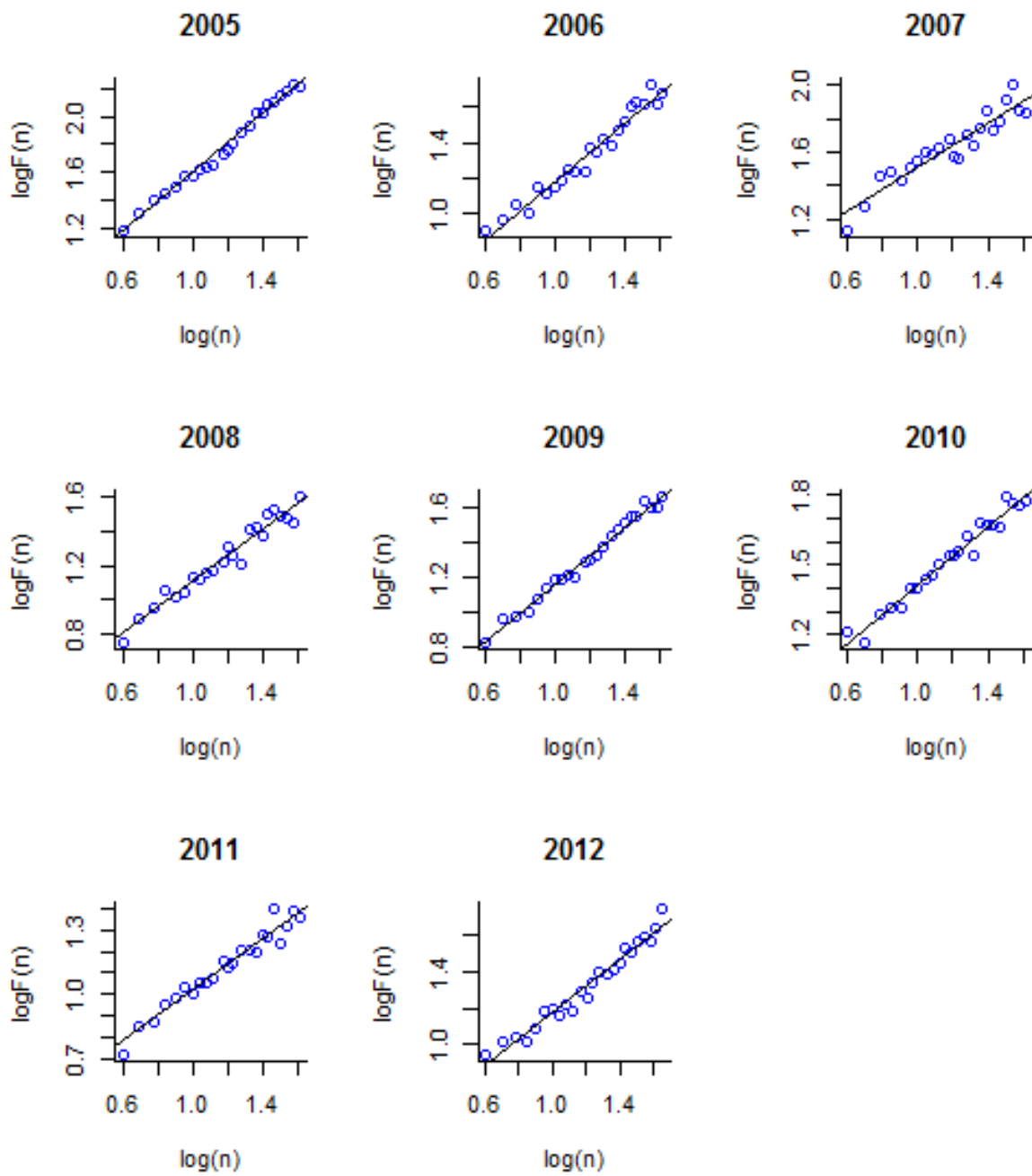


Figura 23: Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no primeiro semestre nos anos de 2005 a 2012.

As Figuras 24 e 25 mostram os gráficos obtidos pela aplicação do método DFA nas séries temporais do Bioma estudado no segundo semestre.

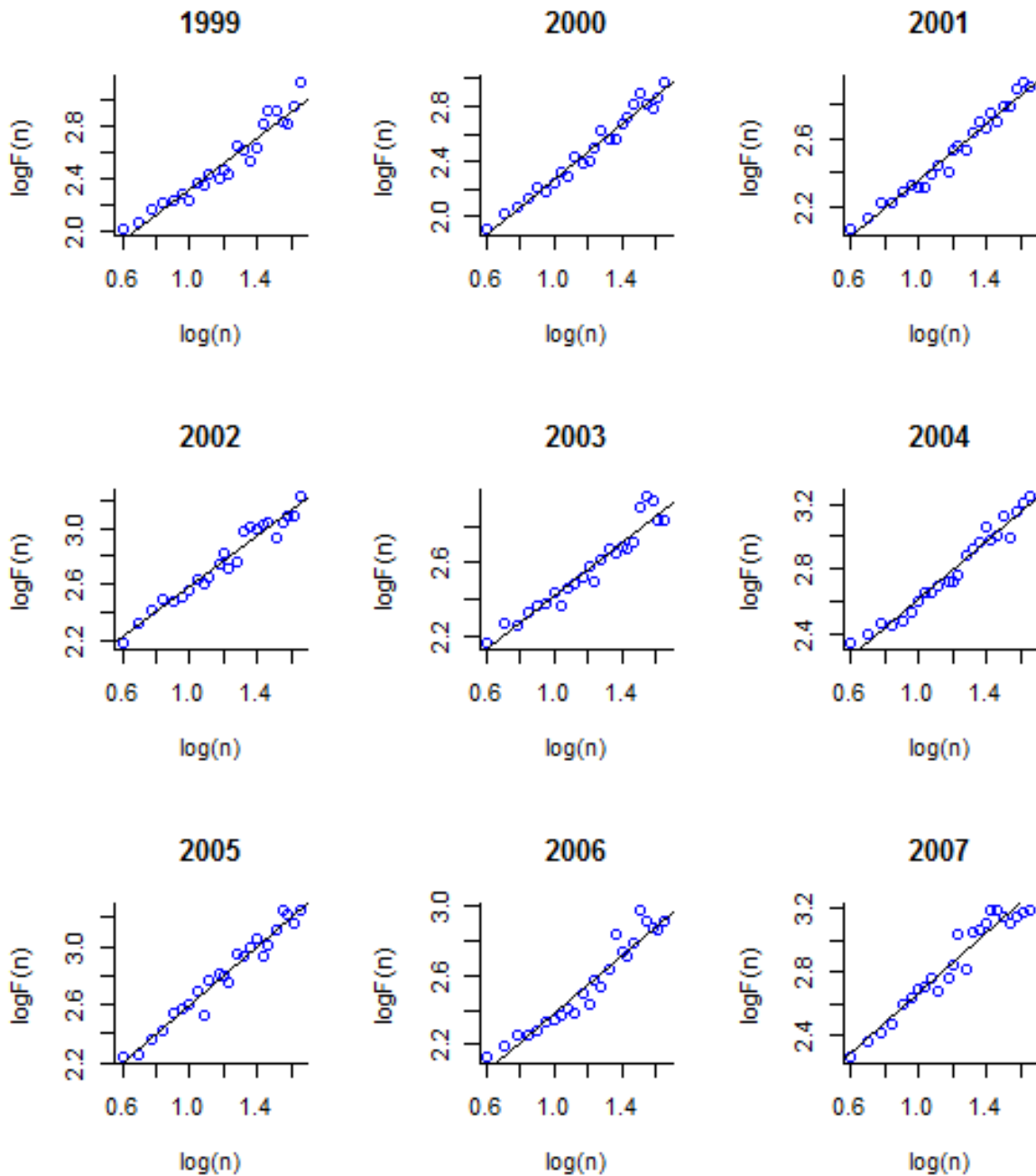


Figura 24: Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no segundo semestre nos anos de 1999 a 2007.

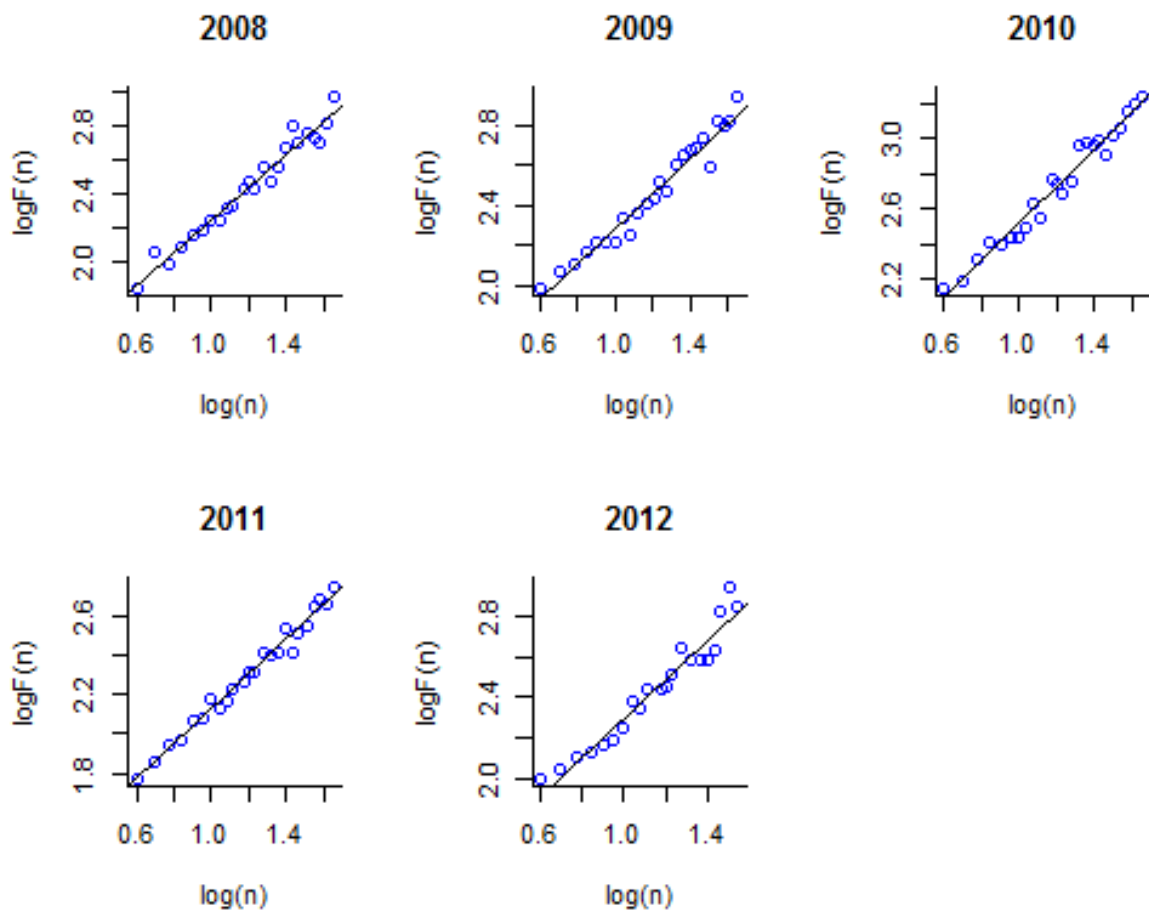
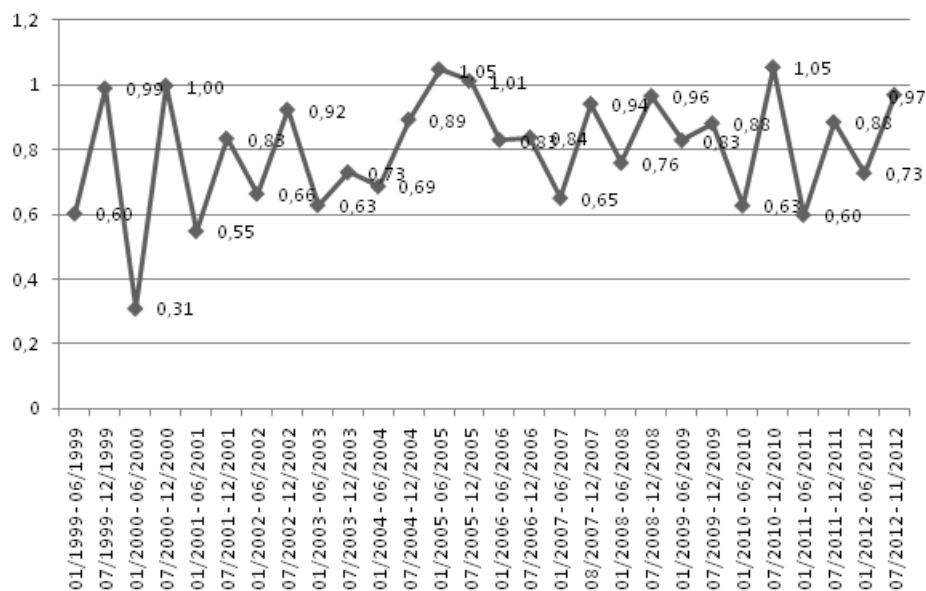


Figura 25: Gráfico DFA da série original de focos de calor detectados no Bioma Amazônia no segundo semestre nos anos de 2008 a 2012.

Os valores dos expoentes DFA para sub-séries analisadas são apresentados na Tabela 6. Observa-se que todos os expoentes do segundo semestre têm valores superiores a 0,5 indicando que as correlações de longo alcance são persistentes. Ou seja, os valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos). Nota-se que no primeiro período os valores dos expoentes são menores indicando menor persistência das séries. Em 2001 a dinâmica dos focos no período chuvoso (primeiro semestre) aproxima-se ao ruído branco ($\alpha \approx 0,5$), em 2000 a série é antipersistente ($\alpha < 0,5$) neste mesmo período. Nos anos de 2005 e 2006 nota-se uma pequena diferença do valor de α para períodos chuvosos e de seca.

Tabela 6: Valores dos expoentes α das séries originais por período

Ano	Período	
	Jan - Jun	Jul - Dez
1999	0.602951	0.988428
2000	0.311000	0.996616
2001	0.548993	0.833538
2002	0.663772	0.922325
2003	0.628853	0.730034
2004	0.686372	0.892251
2005	1.047	1.011
2006	0.829548	0.837536
2007	0.650725	0.940409
2008	0.758807	0.964510
2009	0.828340	0.880602
2010	0.627716	1.053
2011	0.598944	0.884383
2012	0.727338	0.968132

Figura 26: Valores dos expoentes α das séries originais do bioma Amazônia por período.

Na Figura 26 acima, observa-se no ano de 2005, que os valores dos expoentes de escala no primeiro semestre são maiores do que para os outros anos. O CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos) juntamente com o INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) traz de forma sucinta ao público informações esclarecedoras sobre a

problemática da seca na Amazônia durante o ano de 2005. Este ano caracteriza-se por possuir o menor índice pluviométrico nos últimos 40 anos. As chuvas apresentaram-se com valores de até 350 mm menores que a média histórica. Em 2005, notou-se uma estiagem mais severa durante todos os meses do ano (INPE, 2013).

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho utilizamos a análise de Detrended Fluctuation Analysis (DFA) para estudar as correlações em séries temporais de focos de calor diariamente detectados nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica, Pampa e Pantanal, pelos satélites de referência NOAA-12 e AQUA_M-T durante o período de 1999-2012.

Todos os Biomas apresentaram séries indicando correlações de longo alcance persistentes, significando que os incrementos (decrementos) têm maior probabilidade de serem seguidos por novos incrementos (decrementos). O Bioma Pampa foi o que obteve menor correlação, e o número de focos é bem menor neste Bioma.

Todas as séries randomizadas apresentaram o expoente de escala próximo a 0,5, indicando ruído branco (série não correlacionada). Isto significa que as correlações de longo alcance presentes nas séries temporais de queimadas têm origem na organização temporal de dados e não na distribuição de seus valores.

No Brasil, a maior ocorrência de queimadas acontece nas regiões Amazônica e Centro do Brasil, nos meses de julho a outubro, durante a estação seca.

No Bioma Amazônia foi analisada toda a série em períodos consecutivos de seis meses correspondentes a estação seca e de chuva para cada ano (1999 - 2012). A estação seca (julho a dezembro) caracteriza-se por maior número de incêndios, com $\alpha > 0,5$ indicando correlações de longo alcance persistentes, enquanto que para a estação chuvosa (janeiro a junho) com menor número de incêndios, α possui menores valores indicando uma menor persistência.

Concluí-se que os focos de calor representam um fenômeno extremamente complexo, resultante de uma combinação de condições naturais e práticas humanas, e sua plena compreensão requer uma combinação de estudos interdisciplinares, onde devem ser utilizadas técnicas diferentes para fornecer visões complementares.

No presente trabalho, foram utilizados métodos de física estatística para fornecer novas percepções sobre a correlação temporal para a atividade de focos de calor, como uma

contribuição para a compreensão global do fenômeno. Um trabalho futuro poderia utilizar os mesmos dados para comparar as correlações espaciais de distribuição de focos em diferentes Biomas.

Referências

- ARAGAO, L. E. O. et al. Interactions between rainfall deforestation and fires during recent years in the brazilian amazonia. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, The Royal Society, v. 363, n. 1498, p. 1779–1785, 2008.
- BATISTA, A. C. Detecção de incêndios florestais por satélites. **Revista Floresta**, v. 34, n. 2, p. 237–241, 2004.
- BERAN, J. **Statistics for long-memory processes**. [S.l.]: CRC Press, 1994.
- BOX, G. E.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time series analysis: forecasting and control**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013.
- BRASIL, A. Queimadas e incêndios florestais. **Jornal Ambiente Brasil**, 2014. Disponível em: <http://ambientes.ambientebrasil.com.br/florestal/artigos/queimadas_incendios_florestais.html>.
- CALDARARO, N. Human ecological intervention and the role of forest fires in human ecology. **Science of the Total Environment**, Elsevier, v. 292, n. 3, p. 141–165, 2002.
- CAMPO, J. et al. Occurrence of soil erosion after repeated experimental fires in a mediterranean environment. **Geomorphology**, Elsevier, v. 82, n. 3, p. 376–387, 2006.
- COUTINHO, L.; MIRANDA, H.; MORAIS, H. de. O bioma do cerrado eo fogo. **Revista do Instituto de Estudos Avançados da USP**, v. 50, 2002.
- CRUTZEN, P. J.; ANDREAE, M. O. Biomass burning in the tropics: Impact on atmospheric chemistry and biogeochemical cycles. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 250, n. 4988, p. 1669–1678, 1990.
- FEARNSIDE, P. M. Fogo e emissão de gases de efeito estufa dos ecossistemas florestais da amazônia brasileira. **Estudos Avançados**, SciELO Brasil, v. 16, n. 44, p. 99–123, 2002.
- FEDER, J. **Fractals**. [S.l.]: Plenum, 1988.
- FENG, T. et al. A brief description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over china. **Physics Letters A**, Elsevier, v. 373, n. 45, p. 4134–4141, 2009.
- FRANÇA, H.; NETO, M. B. R.; SETZER, A. **O fogo no Parque Nacional das Emas**. [S.l.]: MMA, Ministério do Meio Ambiente, 2007.
- GOLDBERGER, A. L. et al. Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, National Acad Sciences, v. 99, n. suppl 1, p. 2466–2472, 2002.

GRANEMANN, D. C.; CARNEIRO, G. L. 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, 2009.

HAUSDORFF, J. M. et al. Is walking a random walk? evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. **Journal of Applied Physiology**, Am Physiological Soc, v. 78, p. 349–349, 1995.

HU, K. et al. Effect of trends on detrended fluctuation analysis. **Physical Review E**, APS, v. 64, n. 1, p. 011114, 2001.

IBGE. Instituto brasileiro de geografia e estatística. 2013. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/geociencias>>.

INPE. Instituto nacional de pesquisas espaciais, inpe. **Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios**, 2013. Disponível em: <<http://www.inpe.br/queimadas>>.

JUSTINO, F. B.; SOUZA, S.; SETZER, A. Relação entre focos de calor e condições meteorológicas no brasil. In: **Anais do XII Congresso Brasileiro de Meteorologia**. [S.l.: s.n.], 2002.

KANTELHARDT, J. W. Fractal and multifractal time series. In: **Encyclopedia of Complexity and Systems Science**. [S.l.]: Springer, 2009. p. 3754–3779.

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.

LAZZARINI, G. M. J. et al. Análise da distribuição de focos de calor no tocantins entre 2002 e 2011. **Revista Interface (Porto Nacional)**, n. 05, 2012.

MANDELBROT, B. B. **The fractal geometry of nature**. New York: W. H. Freeman, 1983.

MATIA, K.; ASHKENAZY, Y.; STANLEY, H. E. Multifractal properties of price fluctuations of stocks and commodities. **EPL (Europhysics Letters)**, IOP Publishing, v. 61, n. 3, p. 422, 2003.

MIRANDA, H.; SAITO, C.; DIAS, B. d. S. Impactos de queimadas em áreas de cerrado e restinga. **Brasília: Universidade de Brasília**, 1996.

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.

NEARY, D. G. et al. Fire effects on belowground sustainability: a review and synthesis. **Forest ecology and management**, Elsevier, v. 122, n. 1, p. 51–71, 1999.

PENG, C.-K. et al. Mosaic organization of dna nucleotides. **Physical Review E**, APS, v. 49, n. 2, p. 1685, 1994.

PENG, C.-K. et al. Long-range anticorrelations and non-gaussian behavior of the heartbeat. **Physical Review Letters**, APS, v. 70, n. 9, p. 1343, 1993.

PRESS, W. H. Flicker noises in astronomy and elsewhere. **Comments on Astrophysics**, v. 7, p. 103–119, 1978.

RADOJEVIC, M.; HASSAN, H. Air quality in brunei darussalam during the 1998 haze episode. **Atmospheric Environment**, Elsevier, v. 33, n. 22, p. 3651–3658, 1999.

RANGARAJAN, G.; DING, M. Integrated approach to the assessment of long range correlation in time series data. **Physical Review E**, APS, v. 61, n. 5, p. 4991, 2000.

RIBEIRO, H.; ASSUNÇÃO, J. V. d. Efeitos das queimadas na saúde humana. **Estudos Avançados**, SciELO Brasil, v. 16, n. 44, p. 125–148, 2002.

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.

SCHROEDER, M.; FRACTALS, C. Power laws. **Freeman, New York**, 1991.

SETZER, A.; PEREIRA, M.; PEREIRA, A. O uso de satélites noaa na detecção de queimadas no brasil. **Climanálise**, v. 7, n. 8, p. 41–53, 1992.

SILVA, L. R. D. Correlações de longo alcance em séries temporais de focos de calor no brasil. 2009.

SOUZA, R. B. de. Análise multifractal de séries temporais de focos de calor no brasil. 2011.

TUIA, D. et al. Emergence of spatiotemporal patterns in forestfire sequences. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 387, n. 13, p. 3271–3280, 2008.

VICSEK, T. **Fractal growth phenomena**. [S.l.]: World Scientific, 1989.

WHELAN, R. J. **The ecology of fire**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1995.

YAMASOE, M. A. et al. Chemical composition of aerosol particles from direct emissions of vegetation fires in the amazon basin: water-soluble species and trace elements. **Atmospheric Environment**, Elsevier, v. 34, n. 10, p. 1641–1653, 2000.