

LUCIANO RODRIGUES DA SILVA

**CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS DE
FOCOS DE CALOR NO BRASIL**

RECIFE-PE – AGOSTO/2009



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 NO BRASIL

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

Área de Concentração: Desenvolvimento de Métodos Estatísticos e Computacionais

Orientadora: Profa. Dra. Tatijana Stosic

Co-orientador: Prof. Dr. Borko Stosic

RECIFE-PE – AGOSTO/2009

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 FOCO DE
CALOR NO BRASIL**

LUCIANO RODRIGUES DA SILVA

Dissertação julgada adequada para
obtenção do título de mestre em Biometria
e Estatística Aplicada, defendida e
aprovada por unanimidade em 20/10/2009
pela Comissão Examinadora.

Orientador:

Prof. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Borko Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Wilson Rosa de Oliveira Junior
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Pedro Hugo Figueirêdo
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Dedicatória

Aos meus verdadeiros amigos, que
continuam juntos mesmo na distância.

Agradecimentos

Agradeço a minha família. Em especial, agradeço a minha esposa Elaine, pelo apoio e por tornar meus dias mais felizes.

Agradeço aos meus orientadores Tatijana Stosic e Borko Stosic pelo apoio. Este trabalho só foi possível pela ajuda que me prestaram.

Agradeço aos meus professores do DEINFO que participaram da minha caminhada na graduação e no Mestrado.

Agradeço aos funcionários do DEINFO, principalmente a Marco e a Zuleide, pelo apoio e ajuda que me prestaram.

Agradeço aos diversos amigos que fiz na UFRPE, UFPE e CEFET-PE, muitos tiveram grande importância no meu dia a dia na universidade.

“No meio de qualquer dificuldade encontra-se a oportunidade.”

Albert Einstein.

RESUMO

Incêndios em vegetação é um tipo de desastre natural com conseqüências ambientais, sociais econômicas, etc. Todos os anos incêndios destroem milhões de hectares das florestas e aumentam em número como conseqüência de vários fatores, principalmente de crescimento populacional e acúmulo de material combustível. A preservação de meio ambiente depende das políticas protecionistas globais e regionais adequadas às características de cada região. Para estabelecer essas políticas de controle e prevenção é necessário conhecer o perfil dos incêndios florestais: onde, quando e porque ocorrem. Além das estatísticas de ocorrências de incêndios os métodos emergentes da Física Estatística incluindo análise de dados e modelos computacionais, providenciam as informações adicionais sobre a distribuição e agrupamento espaço-temporal dos incêndios, que são cruciais para o estudo de várias conseqüências de fogo, como emissão de gases e partículas em atmosfera, perda de biodiversidade, erosão de solo, etc. Vários satélites (com características diferentes em termos de resolução espacial, bandas espectrais, tempo e freqüência de escaneamento) são disponíveis para monitoramento das varias características de fogos: áreas de risco, incêndios atualmente ativos, área queimada, fumaça, emissão de poluentes etc. 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 como, por exemplo, a reflexão de luz da superfície de um lago. O número de focos junto com outras informações providenciadas pelos satélites podem ser usados para estimar a área queimada, para detecção e monitoramento dos incêndios florestais, estimação de risco de fogo, e para avaliação da influencia de outros fatores ambientais. Neste trabalho estudamos a dinâmica de focos de calor no Brasil usando o método Detrended Fluctuation Analysis (DFA), desenvolvido para quantificar as correlações em séries temporais não estacionárias. Analisamos séries temporais diárias de focos de calor detectados no Brasil pelo vários satélites, durante o período 1998-2008. Os resultados mostram a existência de correlações de longo alcance persistentes, que representa uma propriedade importante dos processos estocásticos geradores desse fenômeno. Esta

propriedade, também presente em fenômenos climáticos deveria ser incorporada em modelos teóricos e simulações computacionais de dinâmica de incêndios.

Palavras-chave: focos de calor, correlações de longo alcance, Detrended Fluctuation Analysis.

ABSTRACT

Vegetation fires represent a natural hazard with severe ecological, social, health and economic consequences. Every year fires burn millions of hectares of forest worldwide and their number have been increasing, **principally** because of the increase in population and combustion material. The preservation of the environment depends on global and regional policies and methods of prevention and suppression of fires. To establish these methods it is necessarily to know the profile of fires: spatial location, time of occurrence, burned area, why they occur, and how they initiate and propagate. Recently, various methods of Statistical Physics (including data analysis and computational models) have been applied to provide additional information about spatial and temporal distribution of fire sequences, which is crucial for assessing various consequences of burning, such as emissions of gasses and particulates to the atmosphere, loss of biodiversity, loss of wildlife habitat, soil erosion etc. Several satellite systems (with different capabilities in terms of spatial resolution, sensitivity, spectral bands, and times and frequency of overpasses) are currently available for monitoring different fire characteristics: dry areas that are susceptible to wild fire outbreak, actively flaming fires, burned area and smoke, and trace gas emissions. Hotspots are satellite image pixels with infrared intensity corresponding to burning vegetation. A hotspot may represent one fire, or be one of several hotspots representing a larger fire. Together with other satellite data, the number of hot-spots can be used to estimate the burned area. In this work we study the dynamics of hotspots using the Detrended Fluctuation Analysis (DFA) method, which serves to quantify correlations in non stationary time series. We analyze daily hotspot temporal series detected in Brazil by various satellites during the period 1998-2008. The results show the existence of power-law long-range correlations that represent an important property of the underlying stochastic process. This property, also found in climatic phenomena, should be incorporated in theoretical models and computer simulations of the fire dynamics.

Keywords: hot spots, long range correlation, detrended fluctuation analysis.

LISTA DE FIGURAS

Fig. 2.3.1: Focos de queimadas detectados no Brasil mostrados no site do INPE. ...	20
Fig. 3.2.1: Ilustração de aplicação do método DFA-1 [27].....	26
Fig. 3.3.1: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélites AQUA.	28
Fig. 3.3.2: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélites GOES-12.	29
Fig. 3.3.3: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélite MMODIS. ...	29
Fig. 3.3.4: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélites NOAA-12.	30
Fig. 3.3.5: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélite TERRA.....	30
Fig. 4.1: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite AQUA.	Erro! Indicador não definido.
Fig. 4.2: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite AQUA.	Erro! Indicador não definido.
Fig. 4.3: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite AQUA.	Erro! Indicador não definido.
Fig. 4.4: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite GOES-12.	37
Fig. 4.5: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite GOES-12.	38
Fig. 4.6: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite GOES-12.	39
Fig. 4.7: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite MMODIS.	40
Fig. 4.8: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite MMODIS.	41
Fig. 4.9: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite MMODIS.	42
Fig. 4.10: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite NOAA-12.....	43
Fig. 4.11: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite NOAA-12.....	44

Fig. 4.12: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite NOAA-12.....	45
Fig. 4.13: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite TERRA.....	46
Fig. 4.14: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite TERRA.....	47
Fig. 4.15: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite TERRA.....	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Os valores dos expoentes α das séries originais e randomizadas.....	38
--	----

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	13
2. INCÊNDIOS EM VEGETAÇÃO (QUEIMADAS).....	16
2.1 QUEIMADAS	16
2.2 EFEITOS AMBIENTAIS	17
2.3 DETECÇÃO E MONITORAMENTO DE QUEIMADAS VIA SENSORIAMENTO REMOTO	18
3. METODOLOGIA E DADOS	21
3.1 CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS	21
3.2 DETRENDEND FLUCTUATION ANALISYS (DFA).....	23
3.3 DADOS	28
4. RESULTADOS	31
5. CONCLUSÃO.....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	52

1. INTRODUÇÃO

Todos os anos incêndios destroem milhões de hectares de vegetação, ameaçando a vida e a propriedade das pessoas e causando danos ambientais como a perda de espécies da fauna e flora, mudanças climáticas, aumento do efeito estufa e deterioração da camada de ozônio, além de conseqüências econômicas como a queima da madeira e custos para prevenção e controle de fogo. Os incêndios ocorrem em lugares com abundância de vegetação (florestas, savanas, bosques) e podem ter origem natural (raios, erupções vulcânica, calor do sol) ou humana (queimas para limpeza na agricultura, nas pastagens ou no reflorestamento, descuidos humanos, fogos intencionados) [1,2].

Restos fósseis mostram que os primeiros incêndios em vegetação apareceram há 420 milhões anos atrás, quando a abundância das plantas terrestres permitiu a acumulação de oxigênio na atmosfera e de material combustível [3]. O uso controlado de fogo pelos humanos, que começou há 1,5 milhões anos atrás, segundo evidências encontradas na África, foi o fator mais importante para evolução cultural humana por ter possibilitado o tratamento térmico de proteínas e outros nutrientes, extensão de atividades durante a noite e melhor proteção contra os predadores [4,5], além de incêndios controlados designados para sinalização, cultivo de plantas, desflorestamento, etc., que podem ter efeitos benéficos para fauna e flora (aumentando a quantidade de nutrientes no solo, reduzindo a propagação de doenças, algumas espécies de plantas precisam do fogo para crescer e reproduzir, para algumas espécies de animais o incêndio facilita caça e procura de comida). Mesmo assim, a maioria dos incêndios em vegetação são descontrolados e têm efeitos desastrosos para meio ambiente.

O comportamento dos incêndios em vegetação (início, propagação, supressão, efeitos ambientais) depende de vários fatores como tipo de combustível, condições climáticas, topografia, métodos de prevenção e supressão de fogo,

políticas ambientais etc. Para um incêndio acontecer são necessários três componentes: combustível, oxigênio e calor. A quantidade de combustível (árvores, arbustos, grama seca) disponível por área unitária, chamado de carga de combustível, é um dos fatores que determinam a intensidade (quantidade da energia por unidade de tempo e por unidade de comprimento da frente de fogo) e velocidade de espalhamento de fogo. Um incêndio se espalha mais rapidamente e com maior intensidade se a carga de combustível é maior. 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, os combustíveis se acendem e queimam mais rápido. O vento tem o maior impacto na evolução de um incêndio florestal, mas também é um fator mais imprevisível. Além do oxigênio adicional, o vento fornece mais combustível seco (grama, galhos, folhas) e empurra o fogo aumentando a intensidade e velocidade de propagação do incêndio. O fator de topografia mais importante para propagação de incêndio é a inclinação do terreno. O incêndio se propaga mais rápido para áreas mais elevadas na direção do vento que tem fluxo natural para cima [2].

Os incêndios causam efeitos imediatos e em longo prazo em componentes abióticos dos ecossistemas, principalmente no solo. Esses efeitos incluem a perda de nutrientes por causa de erosão, alterações na temperatura, umidade e outras propriedades físicas como textura e porosidade. Os efeitos dos incêndios nas espécies da fauna e flora variam de extinção à adaptação e aumento de população de espécies mais resistentes ao fogo. Apesar de causar danos ambientais, os incêndios representam um fator importante para funcionamento e biodiversidade de várias comunidades como florestas e savanas [1].

A preservação do meio ambiente é uma tarefa extremamente complexa e dependem das políticas protecionistas globais e regionais adequadas as características de cada região. Para estabelecer essas políticas de controle e prevenção é necessário conhecer o perfil dos incêndios: onde, quando e porque ocorrem. Além das estatísticas de ocorrências de incêndios, os métodos emergentes da física estatística, incluindo análise de dados e modelos computacionais, providenciam informações adicionais sobre a distribuição espaço-temporal dos incêndios, que podem ser usadas para planejar um controle mais eficiente [6-9].

Vários satélites (com características diferentes em termos de resolução espacial, bandas espectrais, tempo e frequência de escaneamento) estão disponíveis para monitoramento das várias características de fogos: áreas de risco, incêndios atualmente ativos, área queimada, fumaça, emissão de poluentes etc. 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 como, por exemplo, a reflexão de luz da superfície de um lago. As imagens de satélites podem não detectar todas as queimadas por causa de cobertura de nuvens. Apesar dessas dificuldades, o número de queimadas junto a outras informações providenciadas pelos satélites pode ser utilizado para estimar a área queimada, para detecção e monitoramento dos incêndios florestais [10-12], estimativa de risco de fogo [13] e para avaliação a influência de outros fatores ambientais [14].

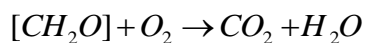
No Brasil, a maioria dos incêndios em vegetação (queimadas) são causados pelo homem por diversas razões: limpeza de pastos, preparo de plantios, desmatamentos, colheita manual de cana de açúcar, vandalismo, etc. Com mais de 300.000 queimadas e nuvens de fumaça cobrindo milhões de km^2 detectados anualmente, o Brasil ocupa 5º lugar entre os países poluidores. 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 (11) que geram centenas de imagens diárias usadas para mapeamento dos focos [15].

O objetivo deste trabalho é estudar a dinâmica de focos de calor no Brasil. Analisamos as correlações de longo alcance de séries temporais diárias de focos de calor detectados no Brasil pelos vários satélites, durante o período 1998-2008. O método utilizado para análise é o Detrended Fluctuation Analysis [16], desenvolvido para quantificar as correlações em séries temporais não estacionárias. Os resultados desta análise vão providenciar as informações importantes sobre os processos estocásticos geradores desse fenômeno, como a existência de memória persistente, presente em fenômenos climáticos. A propriedade de correlações de longo alcance deveria ser incorporada em modelos teóricos e simulações computacionais de dinâmica de incêndios, necessários para melhor prevenção, controle e controle de fogo e para previsão de efeitos ambientais.

2. INCÊNDIOS EM VEGETAÇÃO (QUEIMADAS)

2.1 QUEIMADAS

Queimadas são processos de queima de biomassa. A queima de material orgânico segue a equação química:



Ou seja, a reação produz primariamente água e dióxido de carbono, além de outros elementos tais qual o monóxido de carbono (CO), óxidos nitrosos (NO_x), hidrocarbonetos e partículas de aerossóis [17, 18].

Uma queimada tem quatro estágios: ignição, chamas, brasas e extinção. A ignição depende do tipo e umidade da biomassa e de fatores ambientais como temperatura, umidade relativa e vento. Chamas é o estágio onde altas temperaturas, que podem chegar até 1800 K, provocam a ruptura das moléculas da biomassa (biomassa é transformada em componentes de menor peso molecular, com o carvão e o alcatrão) e a liberação de vapor d'água, CO_2 e CO . A seguir temos o estágio de brasa, onde há uma diminuição das condições necessárias para manter as chamas, com temperaturas abaixo de 1000 K, há uma redução na produção de CO_2 e uma grande emissão de material particulado. Já o estágio de extinção pode ocorrer pela diminuição da biomassa ou por outros fatores como fatores ambientais ou diminuição de oxigênio [18, 19].

2.2 EFEITOS AMBIENTAIS

De acordo com Andreae [17], 87% das emissões globais de queimadas ocorrem em países em desenvolvimento nos trópicos. No Brasil, as maiores ocorrências de queimadas acontecem nas regiões amazônica e central nos meses de julho a outubro, durante a estação seca. Estudos mostram que as partículas de aerossol na região são compostas predominantemente de carbono grafítico, que é proveniente da fuligem da combustão e está associado a elementos conhecidos como traçadores de emissões de queimadas, como *S, K, Cl, Ca, Zn*. [20].

As emissões provocadas pelas queimadas podem alterar o equilíbrio climático e bioquímico do ambiente. As emissões de CO_2 , metano (CH_4) e NO_x contribuem para aumentar o efeito estufa na atmosfera. A radiação solar junto com as altas taxas de concentração de NO_x , oxidação de CO e hidrocarbonetos liberam ozônio (O_3). As partículas de aerossol provenientes das queimadas podem permanecer por volta de uma semana na atmosfera e compõem a camada espessa de fumaça sobre as Regiões Norte e Centro Oeste do Brasil durante a estação seca. As altas temperaturas provocadas pelo fogo favorecem o movimento convectivo ascendente contribuindo para a elevação dos poluentes até a troposfera e transportam estes para regiões distantes das fontes emissoras, o que se estima alcançar um região entre 4 e 5 milhões de km^2 , o que transfere os efeitos para um nível regional [18].

O balanço de radiação e o ciclo hidrológico também podem ser afetados. As partículas provenientes das queimadas causam alterações no processo de formação das gotas de nuvem, tornando-as menores e em maior número. Isso provoca uma maior reflexão de radiação solar de volta para o espaço, que por consequência resfria a atmosfera, criando um ambiente menos favorável para a produção de chuvas, já que as gotículas muito pequenas não tendem a se aglutinarem e cair como chuva. Também pode ocorrer a estabilização termodinâmica pela interação da partículas de aerossol com a radiação solar, o que restringe a ascensão de células convectivas geradas próximo à superfície e inibe a formação de nuvens [18].

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 o impacto da deposição dos produtos de queimadas e da redução de radiação solar na superfície das oceanos [18].

2.3 DETECÇÃO E MONITORAMENTO DE QUEIMADAS VIA SENSORIAMENTO REMOTO

Devido a grande extensão espacial das áreas tropicais e subtropicais da America do Sul, o sensoriamento remoto por satélites passa a ser a forma de monitoramento mais viável. O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) desenvolve as técnicas de detecção das queimadas usando os sensores de vários satélites artificiais [15,18]. Atualmente, 3 tipos de sensores são utilizados para a detecção de focos de queimadas na America do Sul: AVHRR, VAS E MODIS.

- O radiômetro AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) é utilizado na série de satélites polares NOAA (NOAA-12, NOAA-15, NOAA-16, NOAA-17, NOAA-18) e tem resolução aproximada de 1,1km por 1,1 km.
- O radiômetro VAS (Visible Infrared Spin Scan Radiometer Atmospheric Sounder) é utilizado nos satélites geoestacionários GOES (GOES-10, GOES-12 e MSG-2). Sua resolução é no visível 0,9km por 0,9 km, no canal 11,2 μm , 6,9 km por 6,9 km, e 13,8 km por 13,8 km no canal 3,9 μm .
- O sensor MODIS (MODerate – Resolution Imaging Spectroradiometer) é utilizado nos satélites polares NASA, TERRA e AQUA obtém medidas em 36 bandas espectrais (0,41 – 14 μm) com três diferentes resoluções espaciais (250 m, 500 m e 1 km).

Os satélites de órbita polar (todos os satélites NOAA que estão a 800 km de distancia e os satélites TERRA e AQUA que estão a 680 km de distancia) podem detectar uma frente de fogo com 30m de extensão por 1m de largura, e produzem pelo menos um conjunto de imagens por dia. Os satélites geoestacionários (com

35800km de distancia) podem detectar frentes de fogo de 60m de extensão por 2m de largura, e podem gerar 1 conjunto de imagens por hora.

O elemento de resolução espacial (“pixel”) dos satélites polares é de 1 km x 1 km ou mais. Isso significa que uma queimada de alguns metros quadrados será identificada com uma queimada de 1 km^2 nos satélites polares. Já nos satélites geoestacionários, o elemento de resolução espacial é de 4 km x 4 km, o que indica que pequenos incêndios serão detectados como incêndios de 16 km^2 .

Como consequência dos elementos de resolução espacial de tamanhos de 1 km^2 ou 16 km^2 , uma queimada pode ocupar mais de um elemento se a mesma ultrapassar esse limite. Geralmente uma queimada é composta por vários pontos adjacentes. Sendo assim, não é possível avaliar a área queimada com precisão utilizando os dados que são gerados por estes satélites.

O INPE obtém informações a partir desses satélites e disponibiliza a cada 3 horas na internet. 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. Diversos produtos são ofertados gratuitamente baseados nas informações obtidas a partir dos satélites, dos quais podemos destacar:

- Tabelas com quantidade de focos e gráficos mostrando estes dados;
- Mapas de ocorrências de focos nos últimos dois dias e no mês atual;
- Emails diários automáticos para focos em Unidade de Conservação;
- Mapas de risco de fogo para a vegetação;
- Condições meteorológicas referentes a queimadas;

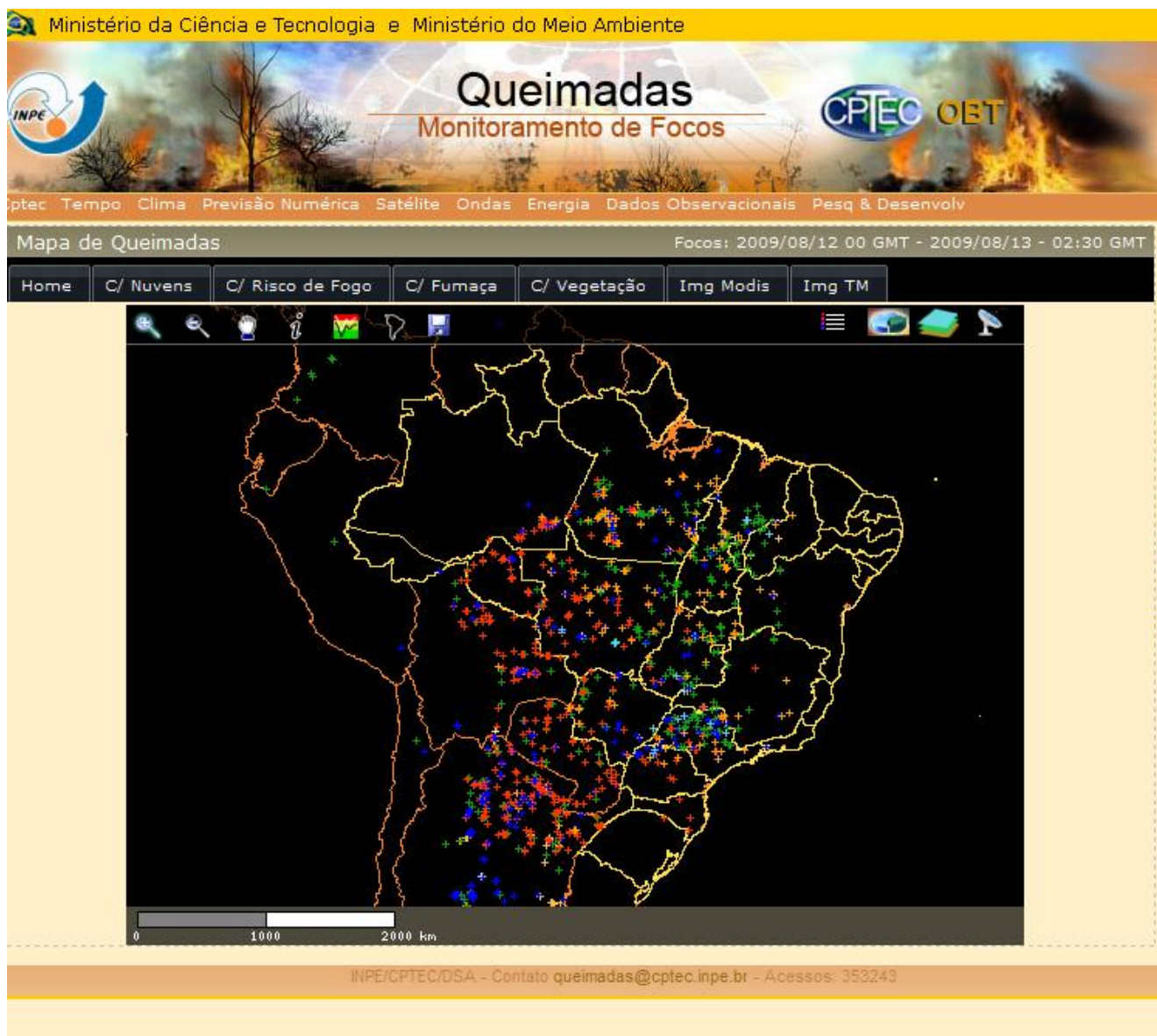


Fig. 2.3.1: Focos de queimadas detectados no Brasil mostrados no site do INPE (<http://pirandira.cptec.inpe.br/queimadas/>). Cada cor representa um satélite específico. A legenda das cores pode ser visualizada clicando no primeiro botão do lado direito acima do mapa.

3. METODOLOGIA E DADOS

3.1 CORRELAÇÕES DE LONGO ALCANCE EM SÉRIES TEMPORAIS

Processos estocásticos que possuem as correlações de longo alcance estão presentes em vários fenômenos em economia [21–24], fisiologia [25–29], engenharia [30–32], geofísica [33–35], meteorologia [36–39], etc. Os métodos que servem para detecção de memória longa podem ser classificados em dois grupos: métodos em domínio de frequências, representados pelo espectro de potências, e métodos baseados em passeios aleatórios, em domínio temporal, representados pelo “rescaled range analysis” [40].

Consideramos uma série temporal estacionária $\{x_i\}$ com média $\langle x_i \rangle = 0$ e variância $\langle x_i^2 \rangle = \sigma^2$. Se a série possui correlações de longo-alcance (memória longa), sua função de auto correlação $\langle x_i X_{i+n} \rangle$ diminui seguindo uma lei de potência

$$C(n) \sim n^{-\gamma} \quad (1)$$

para grandes valores de n e $0 < \gamma < 1$ [40,41]. A consequência dessa propriedade e a divergência de $\sum_{n=1}^N C(n)$ para $N \rightarrow \infty$. As correlações em $\{x_i\}$ podem ser quantificadas usando o espectro de potências definido [41,42] pela equação

$$S(f) = C(0) + 2 \sum_{n=1}^{\infty} C(n) \cos(2\pi fn) \quad (2)$$

se $C(n)$ segue a relação (1) temos

$$S(f) \approx 2 \sum_{n=1}^{\infty} n^{-\gamma} \cos(2\pi fn) \quad (3)$$

pode-se mostrar que para f pequenos

$$S(f) \sim f^{-\beta} \quad (4)$$

com relação entre os expoentes $\beta = 1 - \gamma$ [41]. Outra maneira para quantificar as correlações em $\{x_i\}$ é mapear $\{x_i\}$ em um passeio aleatório usando as somas parciais $R_1 = x_1, R_2 = x_1 + x_2, \dots, R_n = x_1 + x_2 + \dots + x_n$, onde R_n é a posição do caminhante no instante n . A distancia quadrática média é definida [41] pela relação

$$\langle R_n^2 \rangle = \sum_{i=1}^n \langle x_i^2 \rangle + 2 \sum_{s=1}^{n-1} (n-s)C(s) = n\sigma^2 + 2n \sum_{s=1}^{n-1} C(s) - 2 \sum_{s=1}^{n-1} sC(s) \quad (5)$$

se $C(s)$ segue (1), temos

$$\sum_{s=1}^{n-1} C(s) \sim \sum_{s=1}^n s^{-\gamma} \sim \int_1^n s^{-\gamma} \sim n^{1-\gamma} \quad (6)$$

e

$$\sum_{s=1}^{n-1} sC(s) \sim \sum_{s=1}^n s^{1-\gamma} \sim \int_1^n s^{1-\gamma} \sim n^{2-\gamma} \quad (7)$$

para $0 < \gamma < 1$ e n grande, temos

$$\langle R_n^2 \rangle \sim n^{2-\gamma} \quad (8)$$

A distância quadrática média do passeio aleatório é caracterizada pelo expoente de Hurst:

$$\langle R_n^2 \rangle \sim n^{2H} \quad (9)$$

onde

$$H = \frac{2-\gamma}{2} = \frac{1+\beta}{2} \quad (10)$$

representa a relação entre os expoentes γ, β, H [41].

A interpretação do expoente H é a seguinte [43]: i) Para ruído branco (séries não correlacionadas) $H = 0,5$ e a função de auto-correlação diminui exponencialmente. ii) O valor $0,5 < H < 1$ indica que a série original possui correlações de longo-alcance persistentes: os valores grandes (pequenos) tem maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos), a função de auto-correlação diminui seguindo uma lei de potência $C(n) \sim n^{-\gamma}$, com $\gamma = 2 - 2H$. iii) Para $0 < H < 0,5$ a série é anti-persistente significando que os valores grandes (pequenos) tem maior probabilidade de serem seguidos por valores pequenos (grandes). iv) O valor $H = 1$ representa um ruído tipo $1/f$ (o espectro de potências segue uma lei de potências $S(f) \sim f^{-\beta}$ com $\beta = 2H - 1 = 1$). 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 $1/f$ pode ser interpretado como uma transição entre o processo não correlacionado (ruído branco) e um processo muito mais suave (ruído Browniano) [44].

3.2 DETRENDEND FLUCTUATION ANALISYS (DFA)

O método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) é um método desenvolvido para quantificação das correlações em séries temporais não estacionárias. Este método foi introduzido por Peng para análise de seqüências gênicas [16] e foi aplicado em vários fenômenos, incluindo a dinâmica da variabilidade cardíaca [45], flutuações de eletro-encefalograma de humanos [46], intervalos entre passos sucessivos [47], séries temporais econômicas [48], fenômenos climáticos [49], etc. A vantagem do DFA em relação a métodos convencionais (por exemplo, análise de

Hurst) é que ele permite a detecção da auto-similaridade em séries temporais não estacionárias e também evita falsas detecções de correlações de longo alcance, que são artefatos de tendência incorporada no sinal [50].

O método DFA representa uma modificação da Análise da Raiz Quadrática Média (root mean square analysis) da caminhada aleatória, e baseia-se em análise de flutuações dos dados após a retirada das tendências da série temporal integrada. O procedimento é o seguinte: seja $x(i)$ com $i = 1, 2, \dots, N$, a série temporal original, a série integrada é obtida usando a expressão,

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (x(i) - M) \quad (11)$$

onde M é a média dos valores de $x(i)$ com $i = 1, 2, \dots, N$ e k é um número inteiro.

A integração transforma a série original em um processo auto-similar. Em seguida, a série $y(k)$ é dividida em intervalos de tamanho n . Para cada intervalo são feitos ajustes usando-se funções polinomiais: linear (DFA-1), quadrática (DFA-2), cúbica (DFA-3), e de ordem m (DFA- m), retirando a tendência da série [27]. A ordenada do segmento que representa a tendência no intervalo de tamanho n é denotada $y_n(k)$. Essa tendência é retirada subtraindo-se o valor do ajuste $y_n(k)$ do valor correspondente da série integrada $y(k)$. A função de flutuação $F(n)$ (que caracteriza o tamanho das flutuações para o tamanho n dos intervalos usados) é dada pela expressão:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (12)$$

O procedimento é repetido para vários tamanhos do intervalo n para poder determinar a relação entre a função de flutuação $F(n)$ e o tamanho do intervalo n . Para processos fractais (auto-similares) $F(n)$ aumenta com n pela lei de potência,

$$F(n) \sim n^\alpha \quad (13)$$

O expoente de auto-similaridade α pode ser calculado usando o coeficiente angular da reta obtida por regressão linear de gráfico $\log F(n)$ versus $\log (n)$. O

parâmetro de auto-similaridade α representa a estimação de expoente de Hurst e tem a mesma interpretação dada em 3.1:

- a) Para ruído branco (série não correlacionada) $\alpha=0,5$;
- b) O valor $0,5 < \alpha < 1$ indica as correlações de longo alcance persistentes;
- c) O caso $\alpha = 1$ representa ruído do tipo $1/f$;
- d) O valor $0 < \alpha < 0,5$ indica as correlações de longo alcance anti-persistentes;
- e) Para $\alpha > 1$ correlações ainda existem, mas não se comportam pela lei de potência. O caso especial $\alpha = 1,5$ indica ruído Browniano que representa integração do ruído branco.

A figura 3.2.1 é uma ilustração da aplicação do método DFA-1 para a série temporal dos intervalos entre batimentos cardíacos [27]: A série original dos intervalos entre batimentos cardíacos de um jovem adulto; B: a série integrada e as retas representando as tendências lineares correspondentes aos intervalos do tamanho $n = 100$ e $n = 200$; C: gráfico $\log F(n)$ versus $\log (n)$.

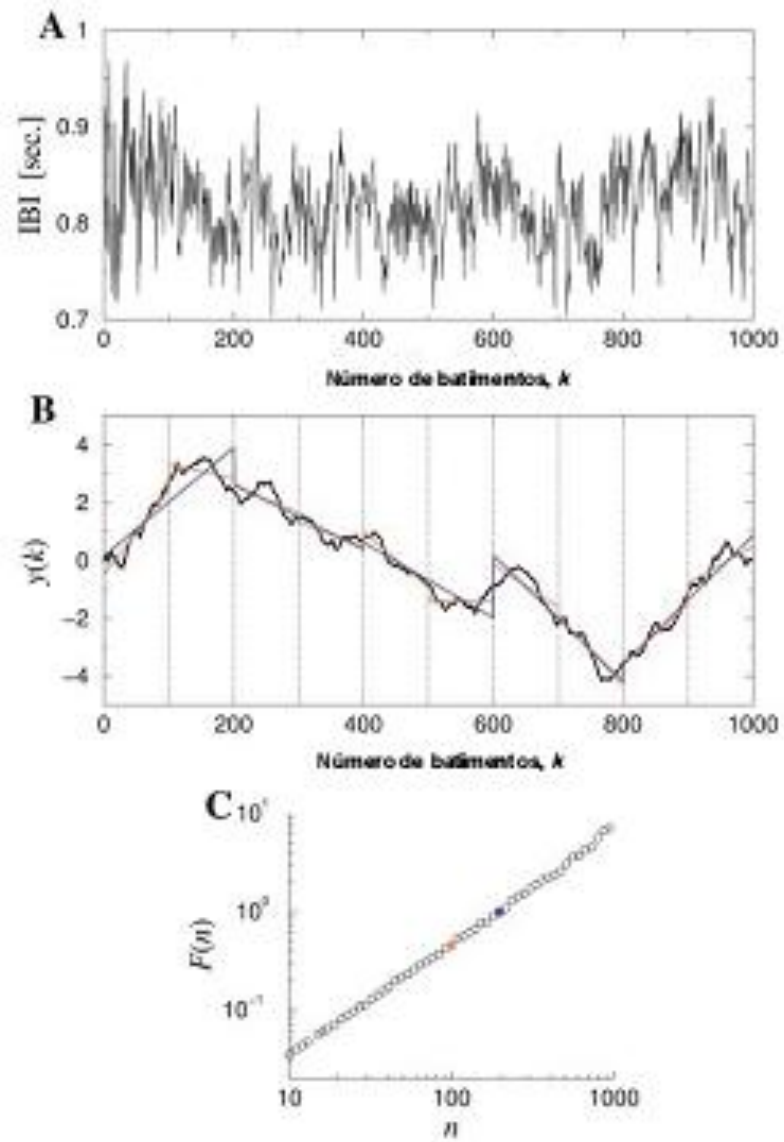
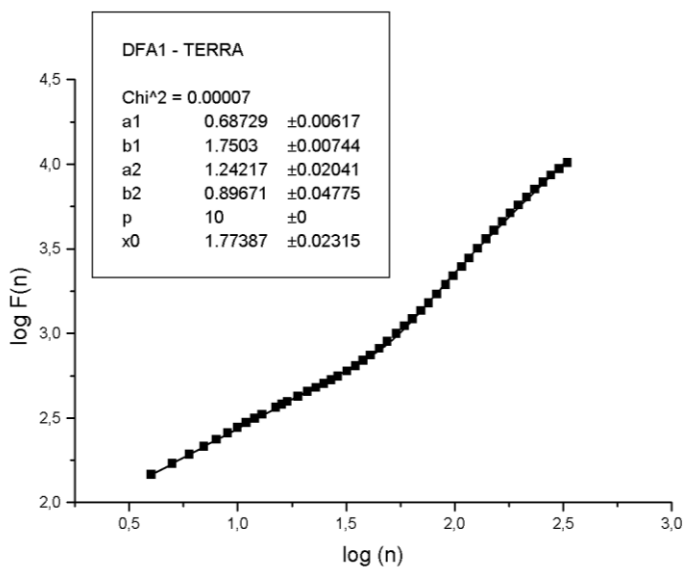
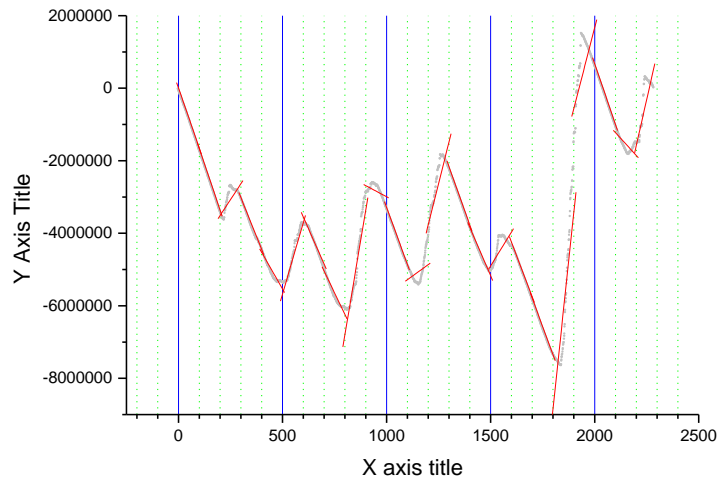
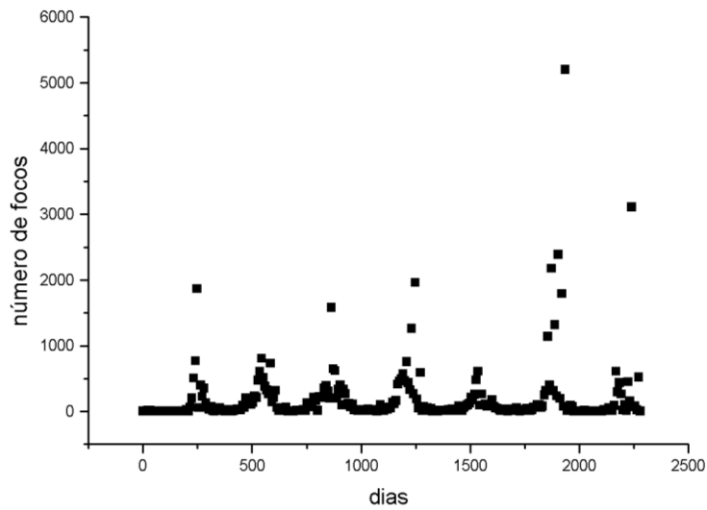


Fig. 3.2.1: Ilustração de aplicação do método DFA-1 [27]



a

Na análise do método do DFA utilizou-se um software disponível no site da PhysioNet (<http://www.physionet.org/>), um fórum on-line que reúne uma grande coleção de registros de sinais biomédicos e softwares para análise dos mesmos.

3.3 DADOS

Os dados foram obtidos a partir do site do INPE (<http://pirandira.cptec.inpe.br/queimadas>). Os dados de focos de calor detectados pelos satélites foram agrupados em séries temporais diárias. Os seguintes satélites foram utilizados:

Tabela 2: Os valores dos expoentes α das séries originais e randomizadas

Satélites	Início do Período	Final do Período	Dias	Focos
AQUA	06/01/1999	31/12/2008	3.647	882.028
GOES-12	04/06/2003	15/08/2007	1.533	1.195.514
MMODIS	11/02/2004	31/12/2008	1.785	1.195.514
NOAA-12	01/06/1998	10/08/2007	3.357	1.525.694
TERRA	04/01/1999	30/12/2008	3.648	395.436

As figuras seguintes apresentam as séries temporais analisadas:

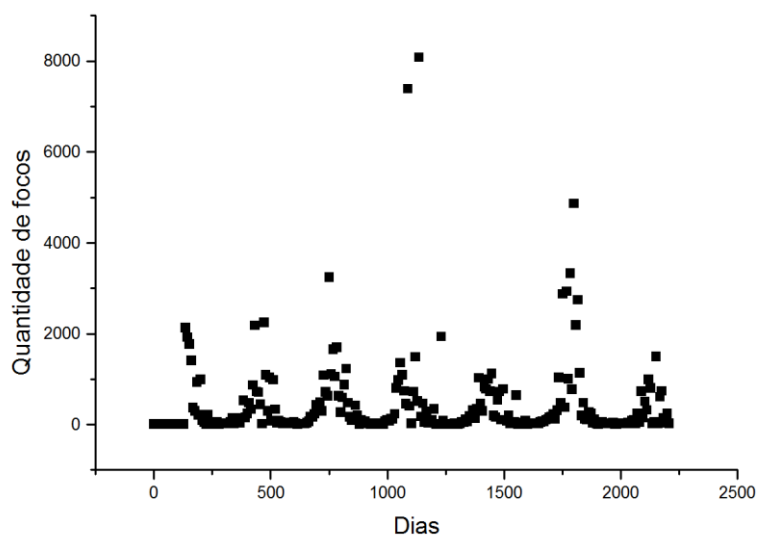


Fig. 3.3.1: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélites AQUA.

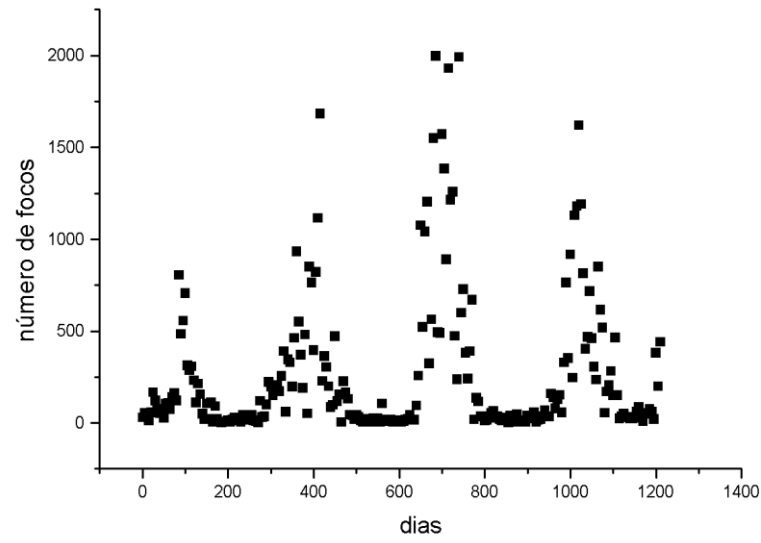


Fig. 3.3.2: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélites GOES-12

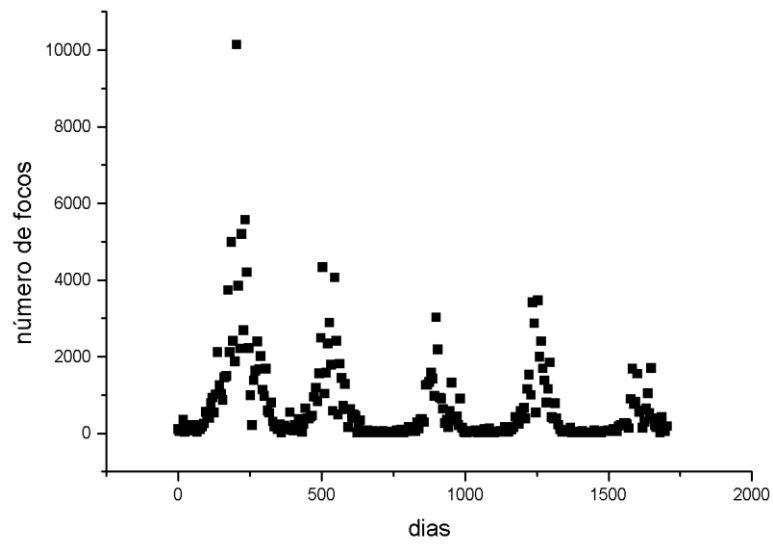


Fig. 3.3.3: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélite MMODIS.

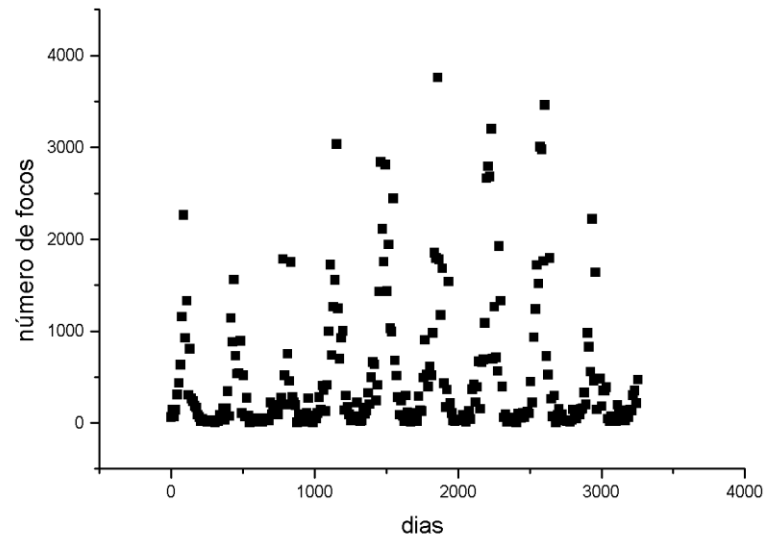


Fig. 3.3.4: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélites NOAA-12

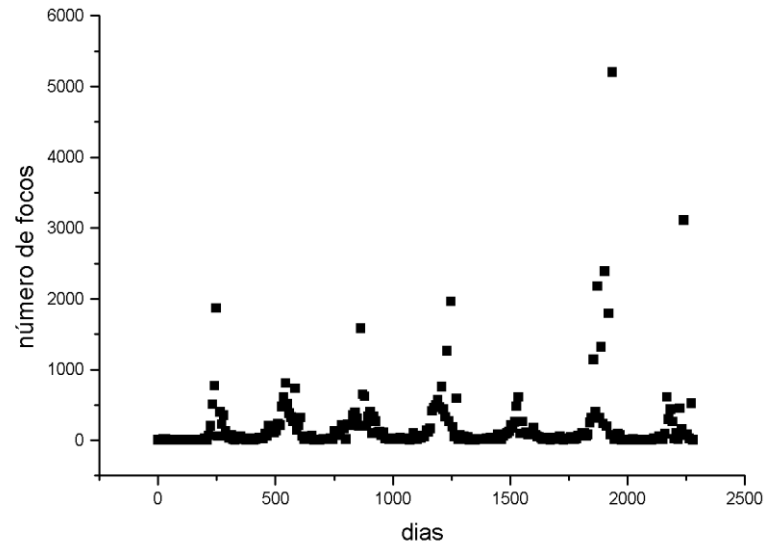


Fig. 3.3.5: Série de focos de calor obtidos usando os dados de satélite TERRA

4. RESULTADOS

As figuras 4.1-4.15 apresentam os gráficos obtidos pela aplicação do método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) (apresentado na seção 3.2) nas séries temporais de queimadas detectadas pelos satélites AQUA, GOES-12, MODIS, NOAA-12 e TERRA. Para retirar as tendências em séries integradas, foram utilizados os polinômios de primeiro (DFA1), segundo (DFA2) e terceiro (DFA3) grau. Todos os gráficos apresentam duas regiões da linearidade, gerando dois expoentes de escala: α_1 para $n < n_0$ e α_2 para $n > n_0$, onde n_0 representa o “crossover point”. Para estimar α_1 , α_2 e n_0 , utilizamos o seguinte método: Assumimos que a função de flutuação $f(n)$ tem um forma funcional dada por

$$f(x) = (a_1x + b_1)\theta(x_0 - x) + (a_2x + b_2)\theta(x - x_0) \quad (14)$$

onde $\theta(x)$ é a função teta de Heaviside: $\theta(x) = 0$ para $x < 0$, e $\theta(x) = 1$ para $x \geq 0$, e (a_1, b_1) e (a_2, b_2) são parâmetros das retas $f_1(x) = a_1x + b_1$ e $f_2(x) = a_2x + b_2$, e x_0 é o ponto de intersecção das retas. Para incluir o efeito de curvatura próximo de x_0 , podemos substituir a função $\theta(x - x_0)$ pela sua representação “suave” dada por $1/\{1 + \exp[p(x - x_0)]\}$, onde $p > 0$ é o parâmetro de “suavidade”. A função (14) agora tem a forma

$$f(x) = \frac{a_1x + b_1}{1 + e^{-p(x-x_0)}} + \frac{a_2x + b_2}{1 + e^{p(x-x_0)}} \quad (15)$$

O ajuste aos dados foi obtido usando o método dos mínimos quadrados. Para as escalas menores que 100 dias (aproximadamente), as séries apresentam

flutuações persistentes, significando que os incrementos (decrementos) têm maior probabilidade de serem seguidos por novos incrementos (decrementos). Para escalas maiores, as flutuações são mais suaves aproximando-se ao regime de ruído Browniano (integração de ruído branco). A existência de dois expoentes de escala indica uma possível hierarquia de expoentes ou comportamento multifractal das séries de focos de calor. A dinâmica de queimadas depende de vários fatores, entre quais os fatores climáticos é um dos mais importantes. As correlações de longo alcance persistentes e o comportamento multifractal estão presentes na dinâmica de variáveis climáticas, como temperatura, umidade e velocidade de vento [37, 38, 51].

Um estudo recente [7] mostra a existência de correlações de longo alcance persistentes em séries temporais de incêndios florestais, temperatura e umidade no Japão. Os focos de calor não apresentam incêndios florestais, mas possuem dinâmica similar, que pode ser explicado pelo fato que o número de focos é proporcional à área queimada. Uma das consequências de queimadas é a emissão de vários poluentes atmosféricos que afetam a camada de ozônio. Os resultados de vários estudos mostram a existência de correlações persistentes em séries temporais de poluentes (CO_2) e quantidade de ozônio na atmosfera [37, 52]. Os resultados obtidos neste trabalho são consistentes com os resultados obtidos para os processos dinâmicos relacionados deste fenômeno.

Para explicar a origem das correlações, aplicamos o método DFA em séries randomizadas. O procedimento de randomização é o seguinte [53]:

- i) Gerar um par (m, n) de números aleatórios inteiros, onde $m, n \leq N$, N é o tamanho da série $x_1, x_2, \dots, x_m, \dots, x_n, \dots, x_N$.
- ii) Trocar os dados x_m e x_n , gerando uma nova série $x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_m, \dots, x_N$.
- iii) Repetir os passos i) e ii) pelo menos $20N$ vezes (foram feitas 100.000 repetições).

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

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. Todos os expoentes obtidos utilizando DFA-1, DFA-2, DFA-3, para as séries originais e séries randomizadas são apresentados na Tabela 1.

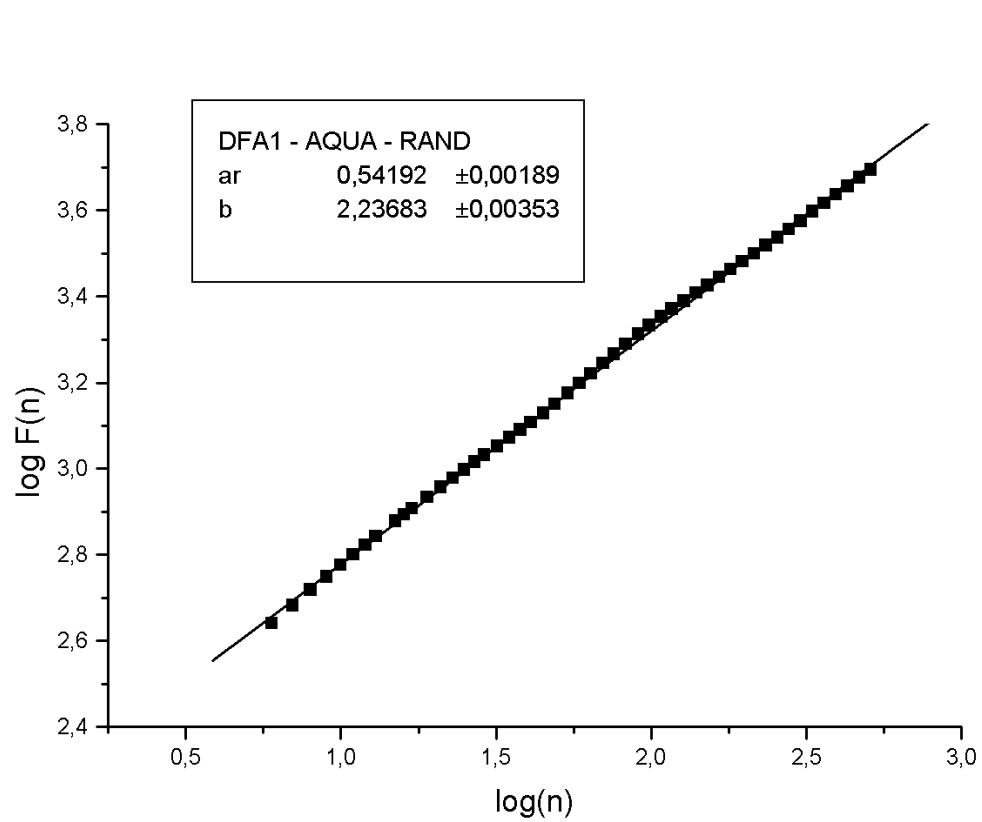
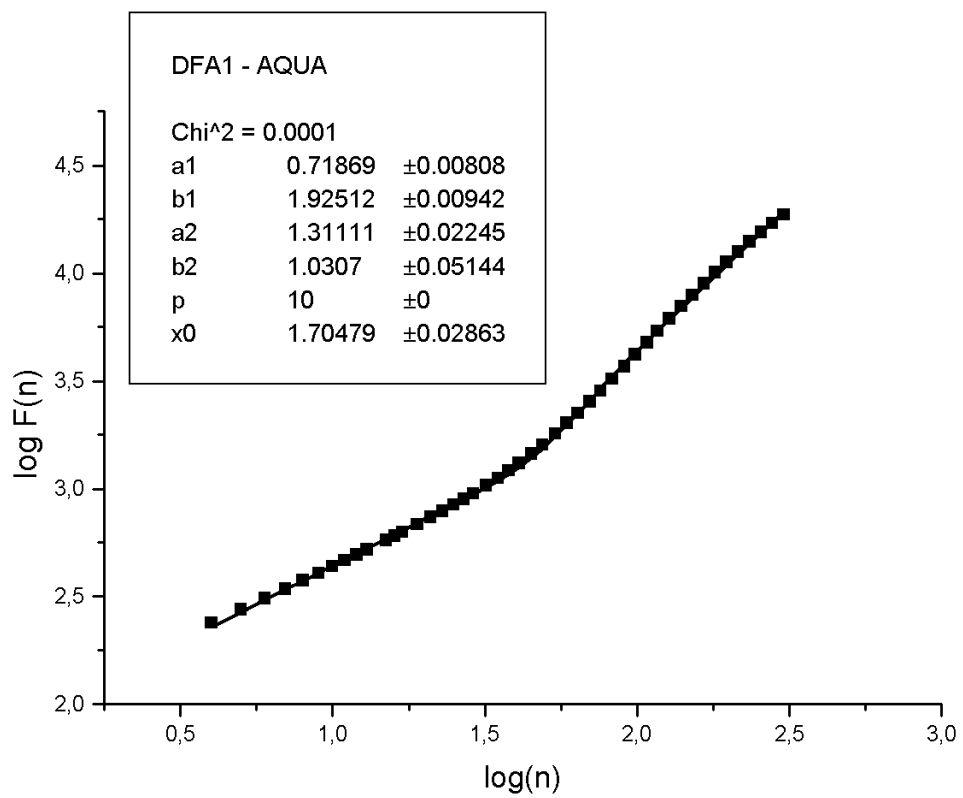


Fig. 4.1: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite AQUA.

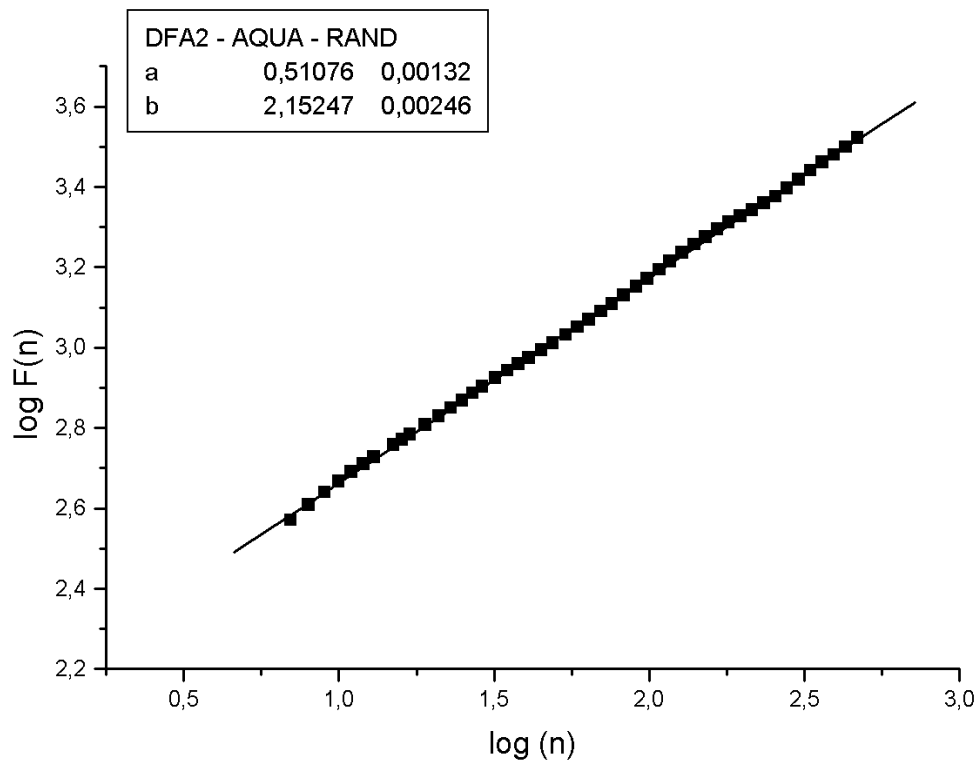
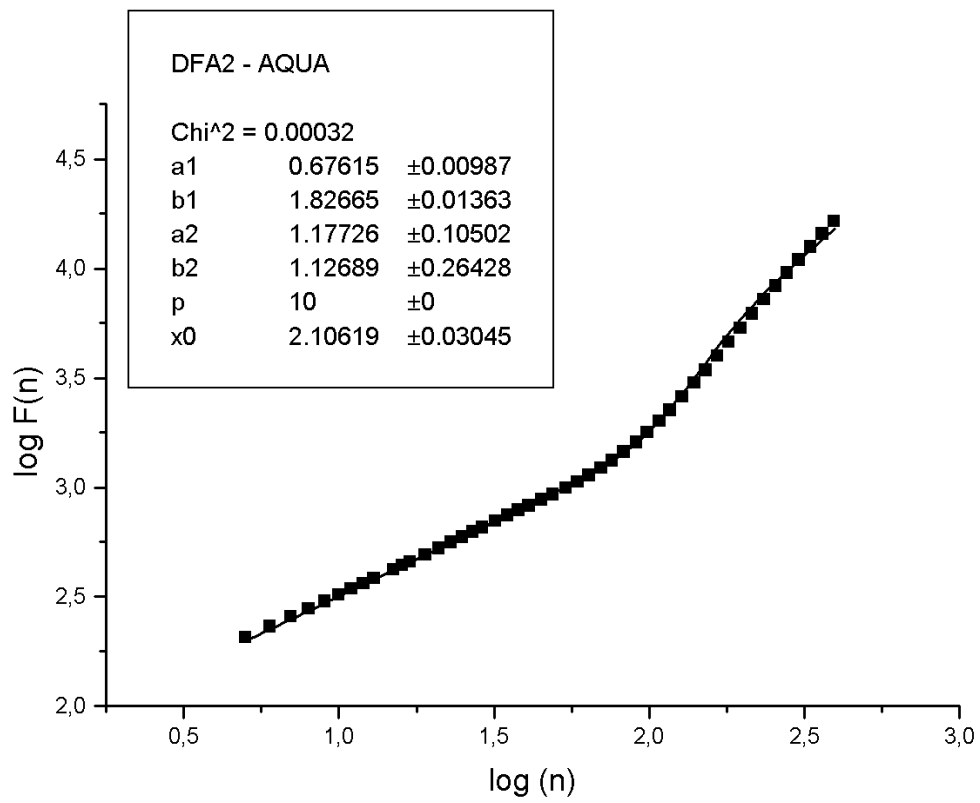


Fig. 4.2: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite AQUA.

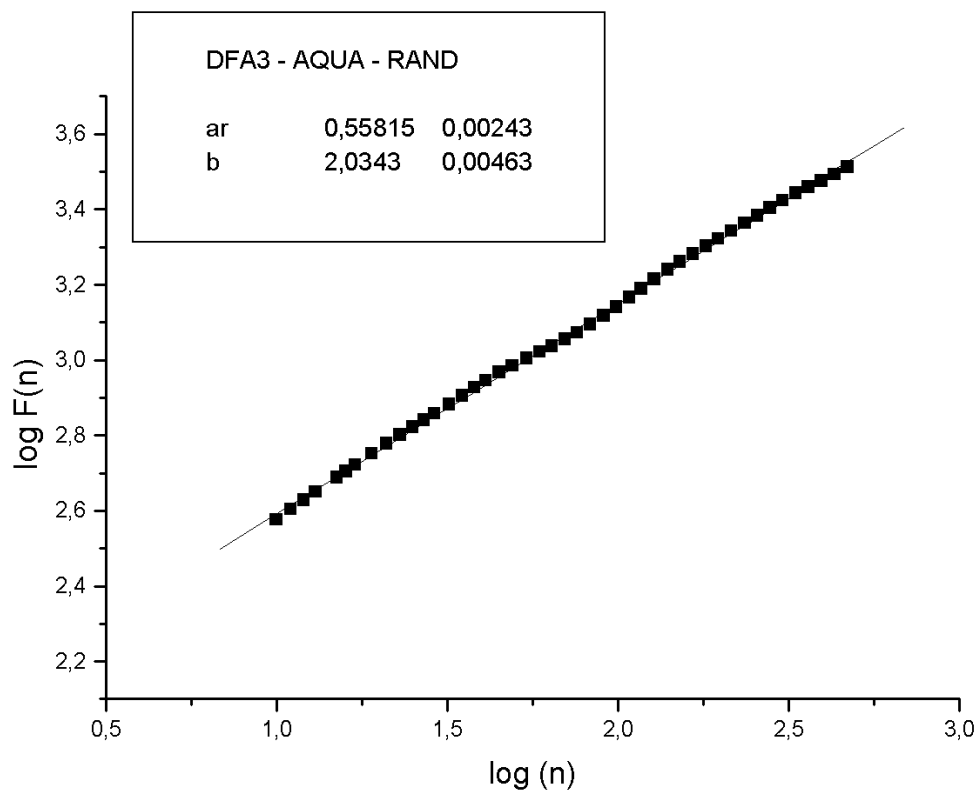
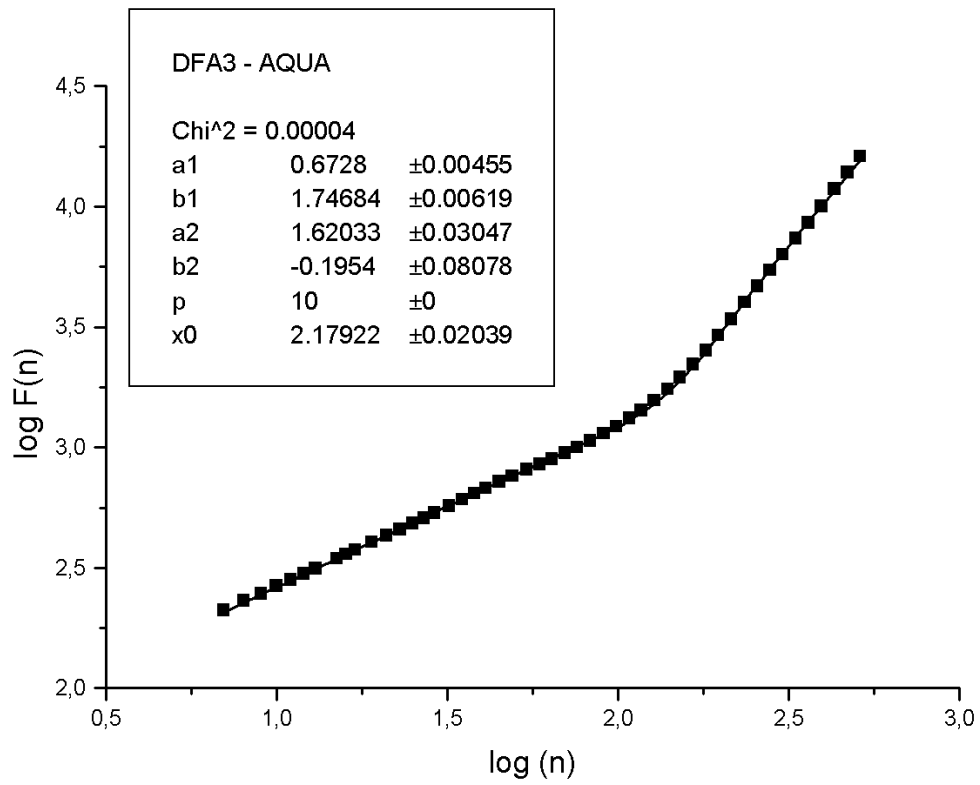


Fig. 4.3: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite AQUA.

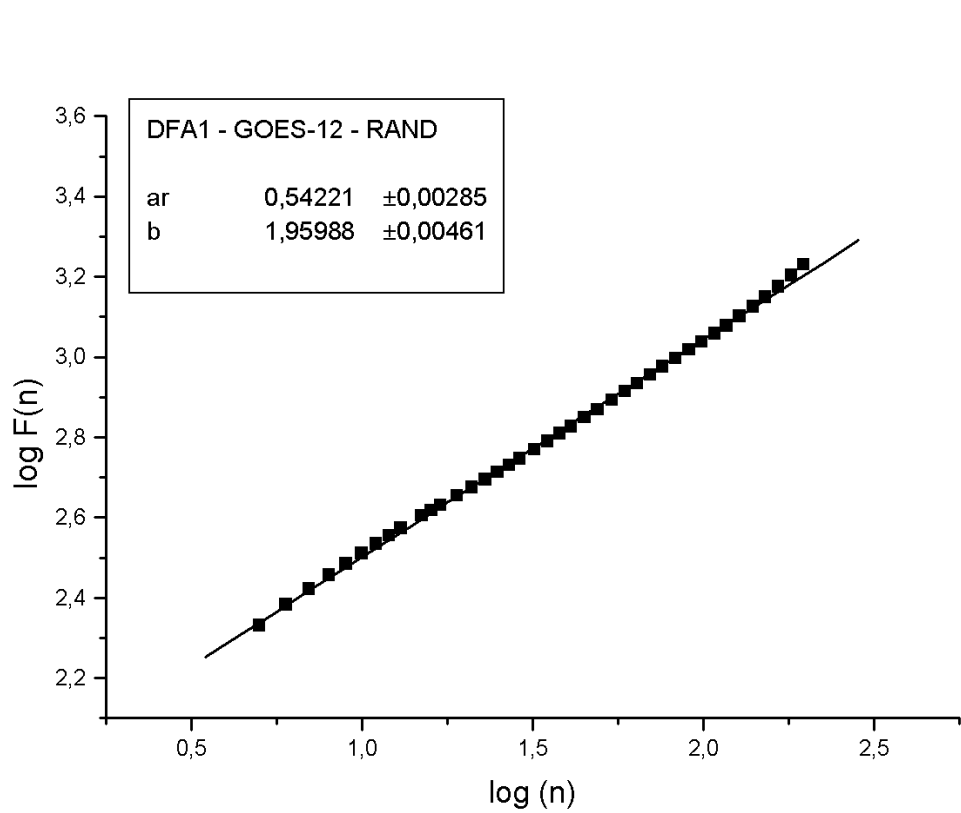
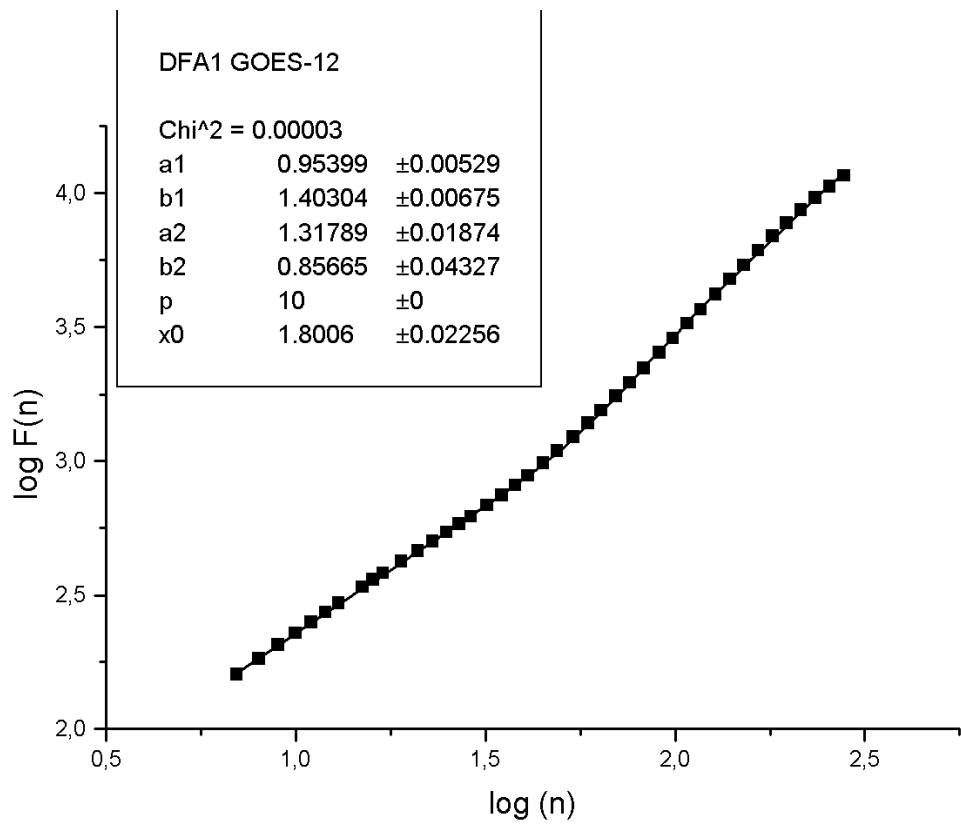


Fig. 4.4: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite GOES-12.

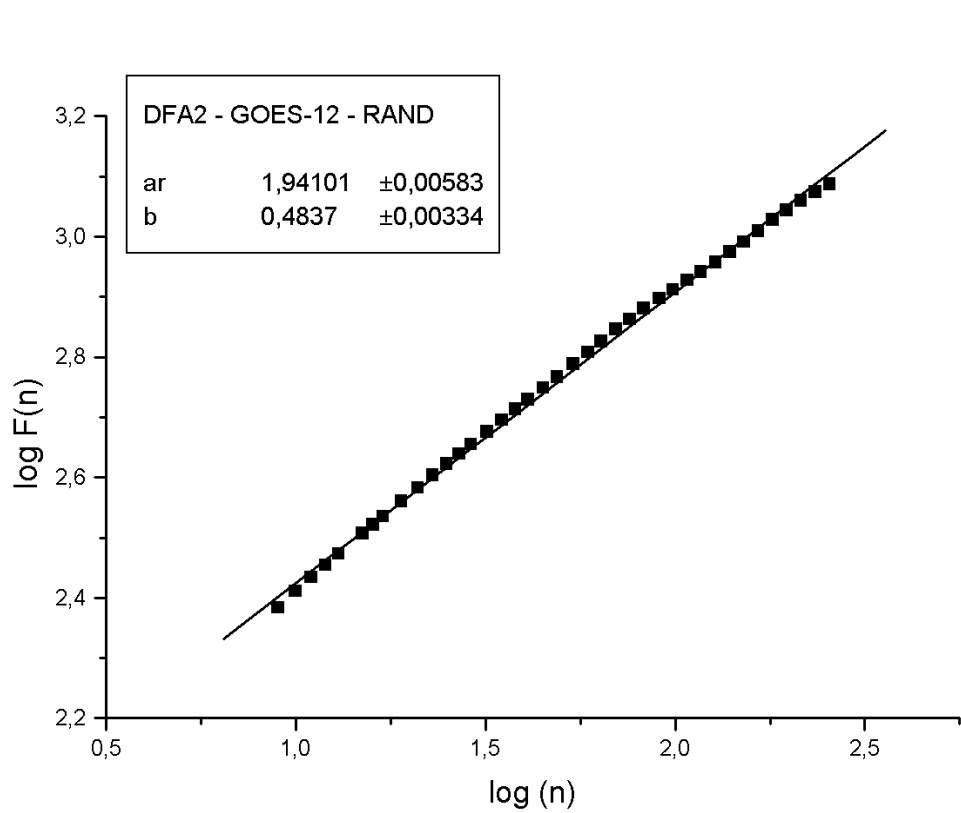
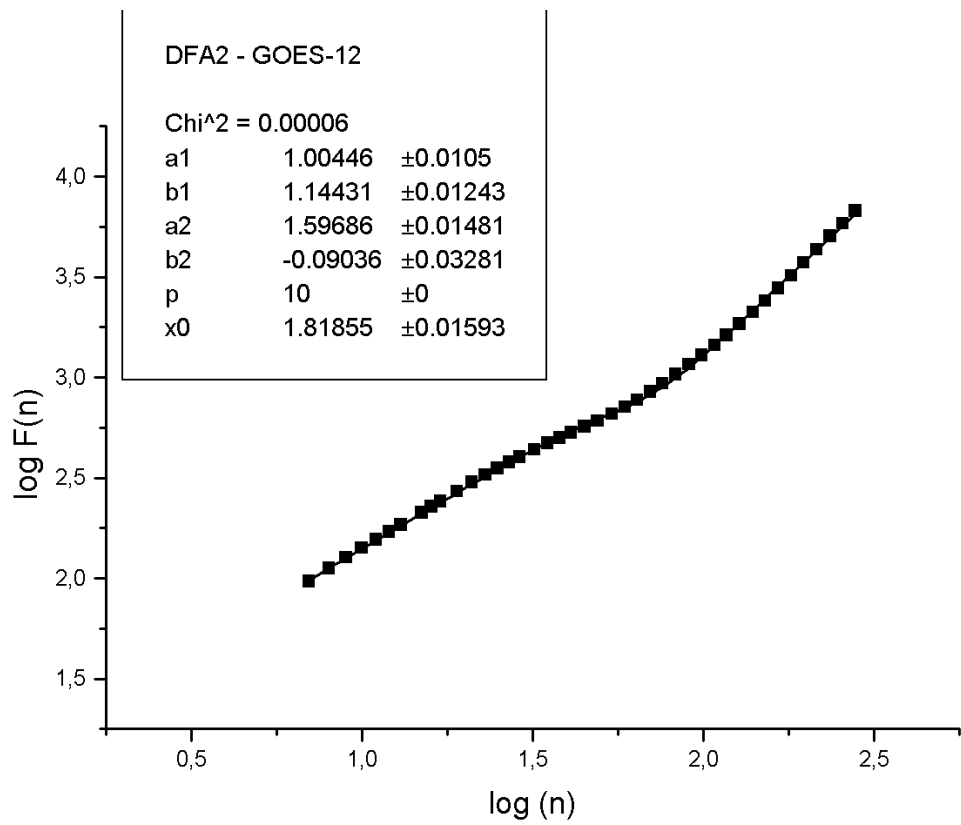
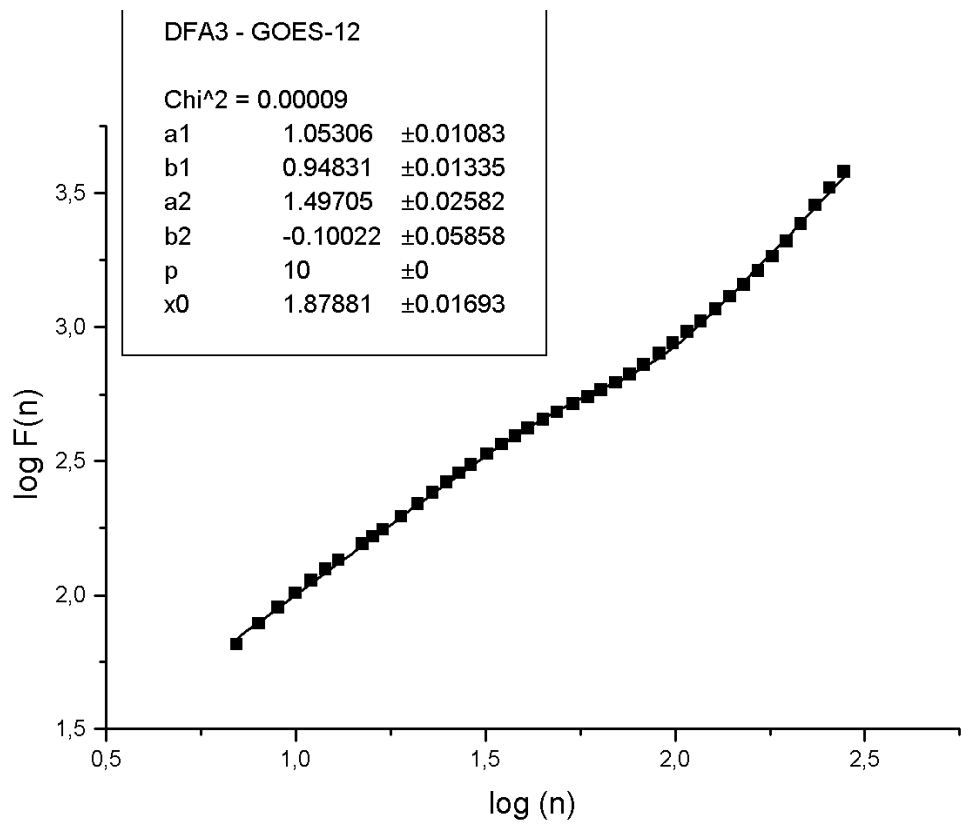
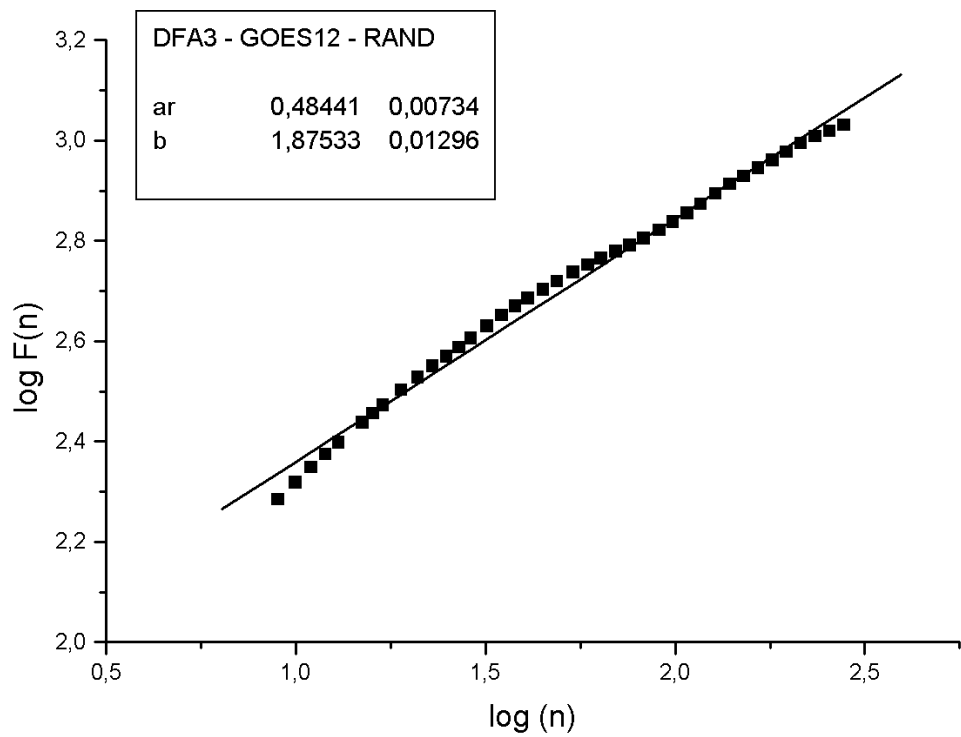


Fig. 4.5: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite GOES-12.



a



b

Fig. 4.6: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite GOES-12.

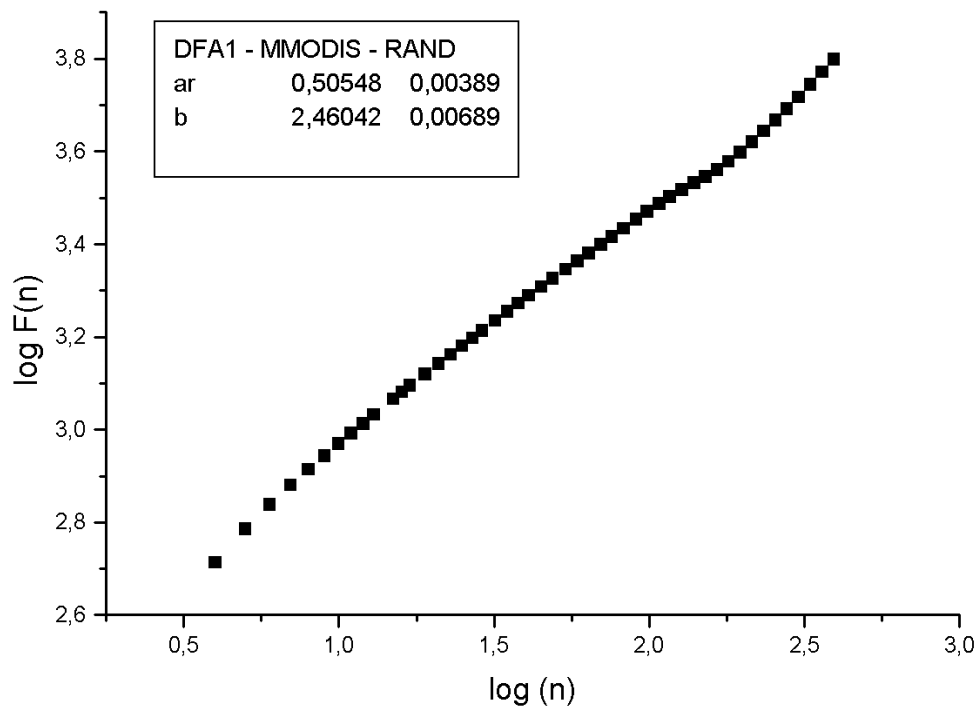
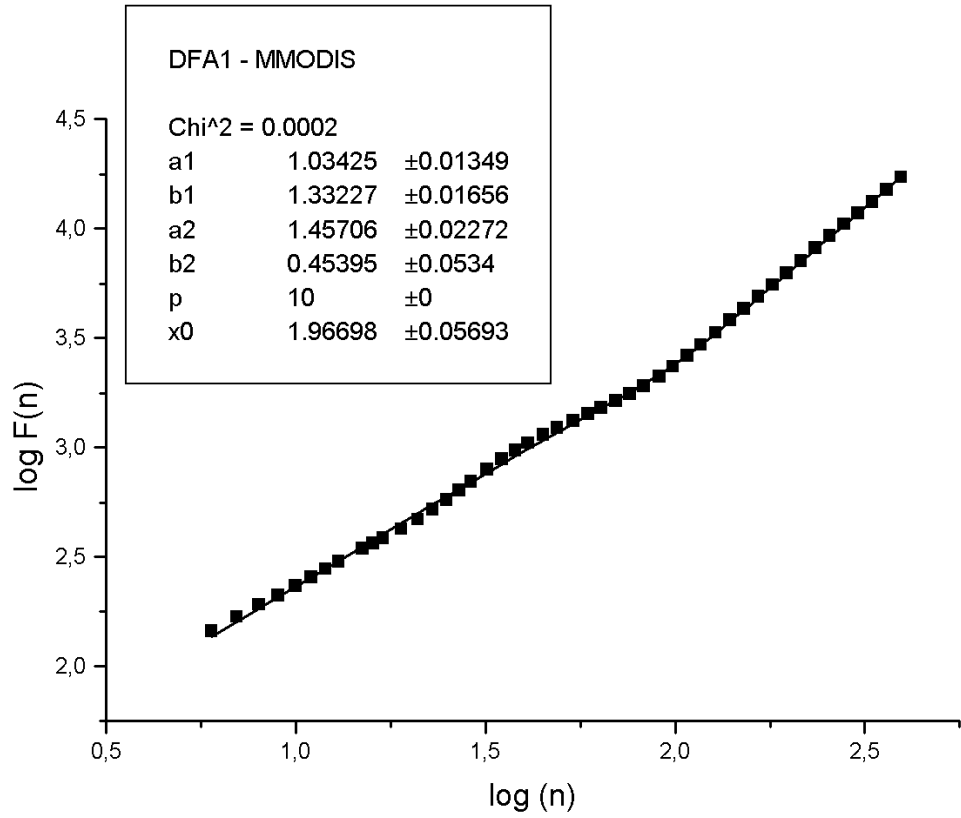


Fig. 4.7: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite MMODIS.

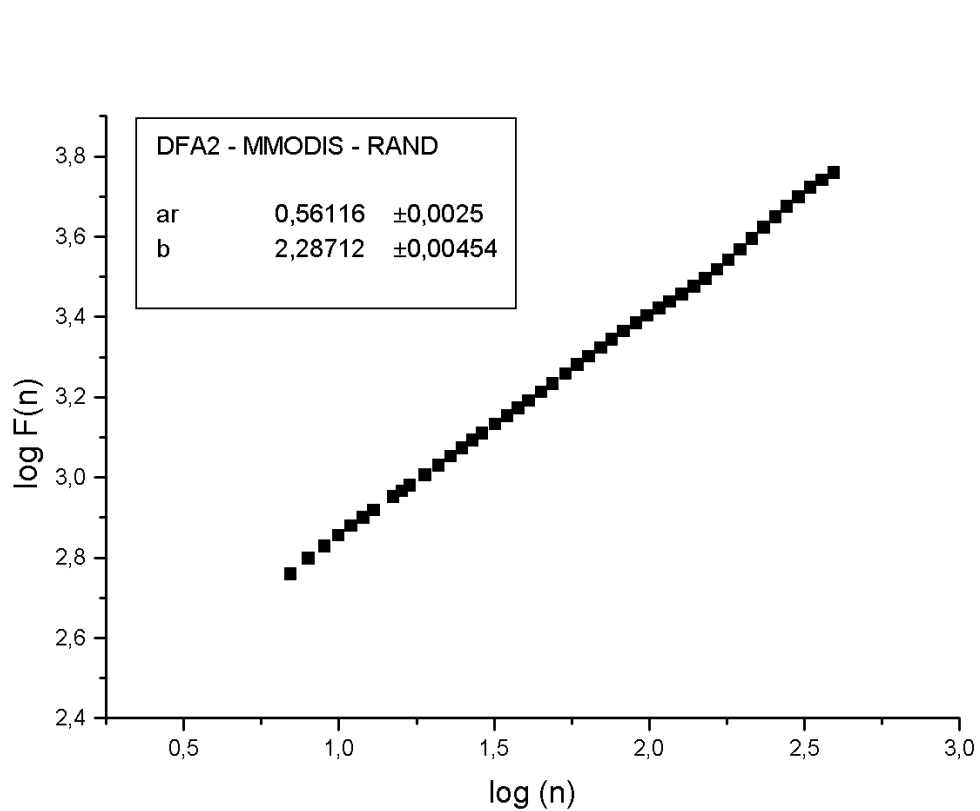
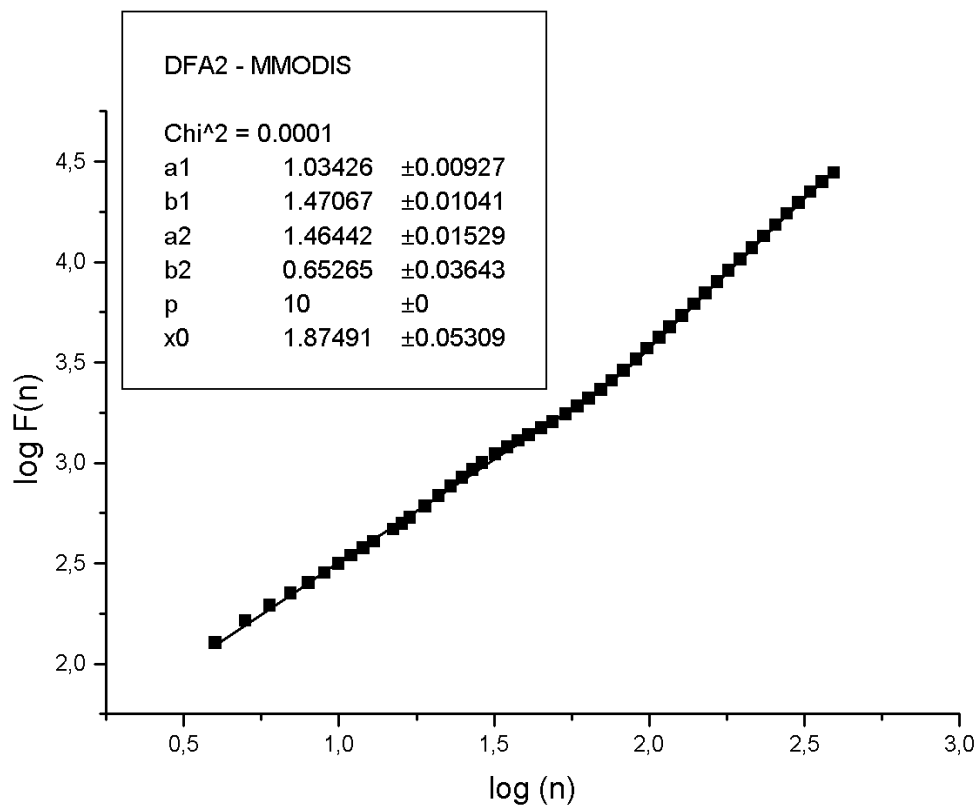


Fig. 4.8: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite MMODIS.

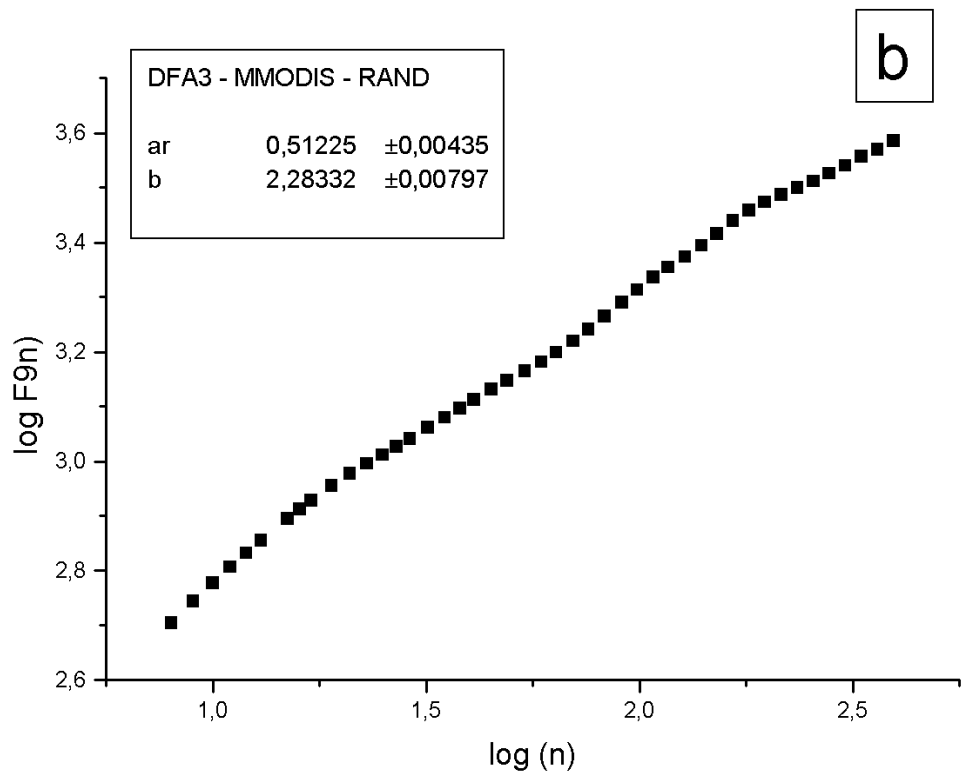
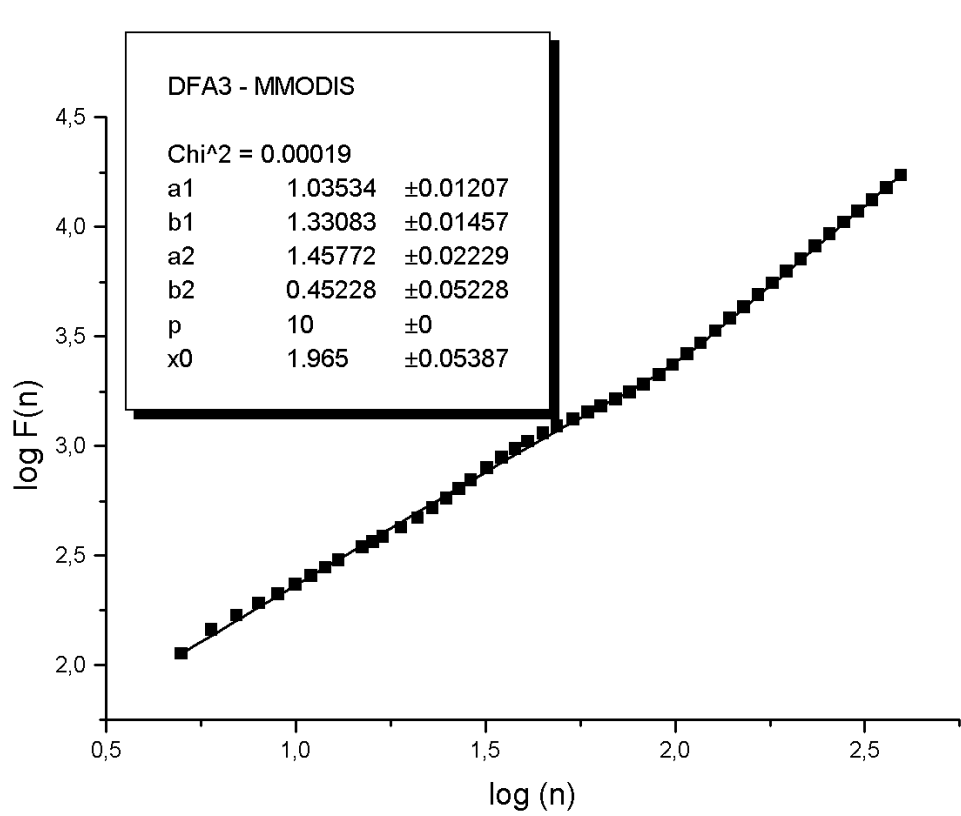


Fig. 4.9: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite MMODIS.

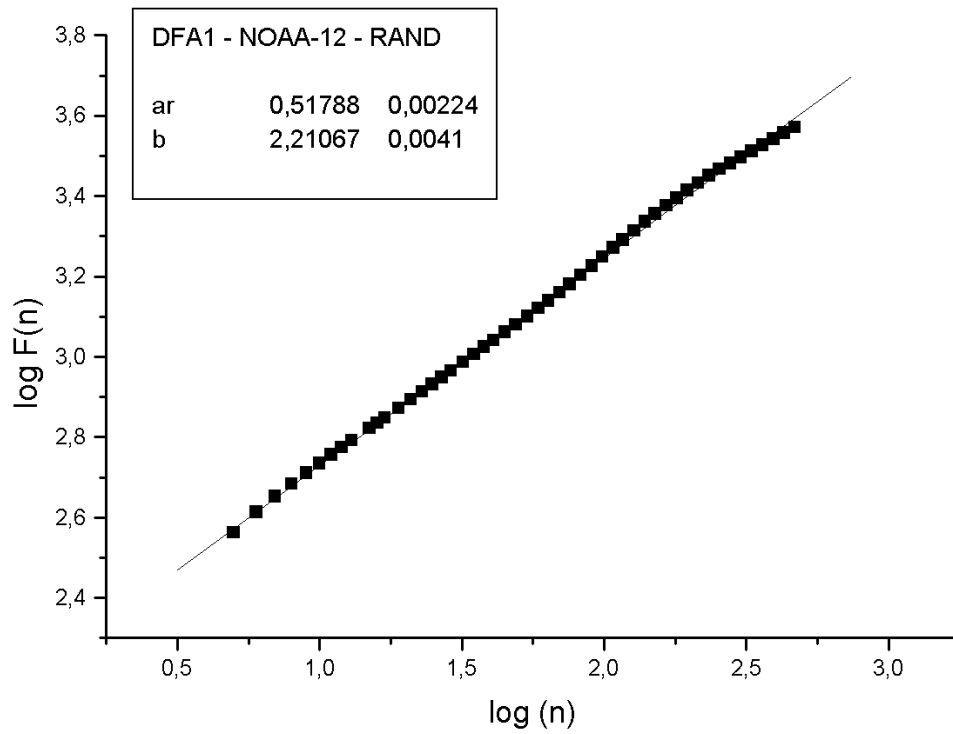
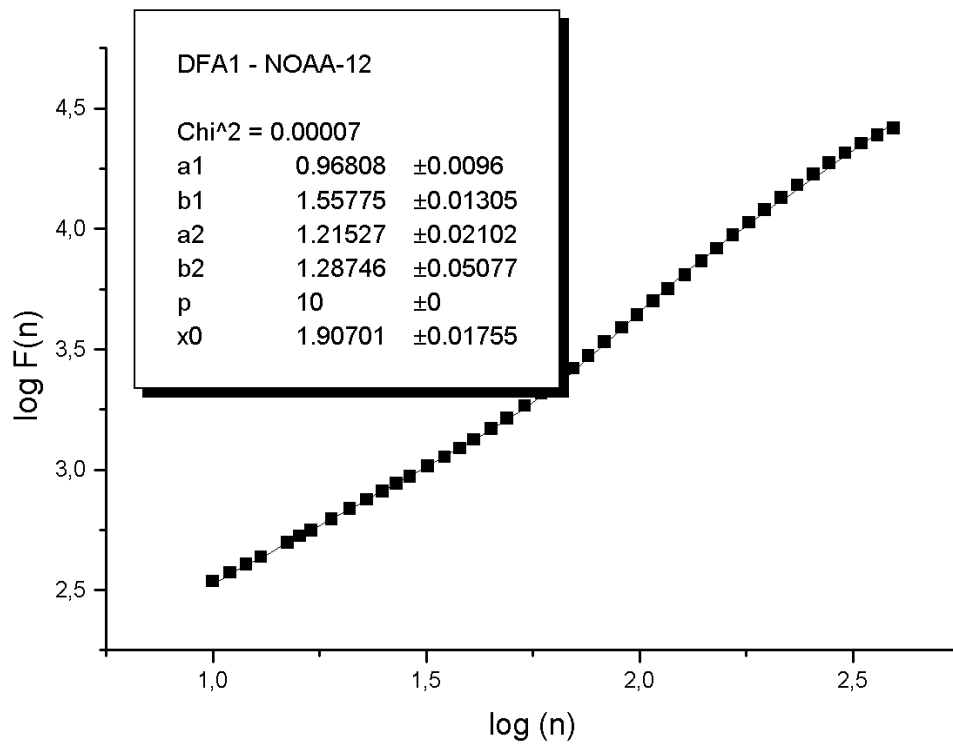


Fig. 4.10: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite NOAA-12.

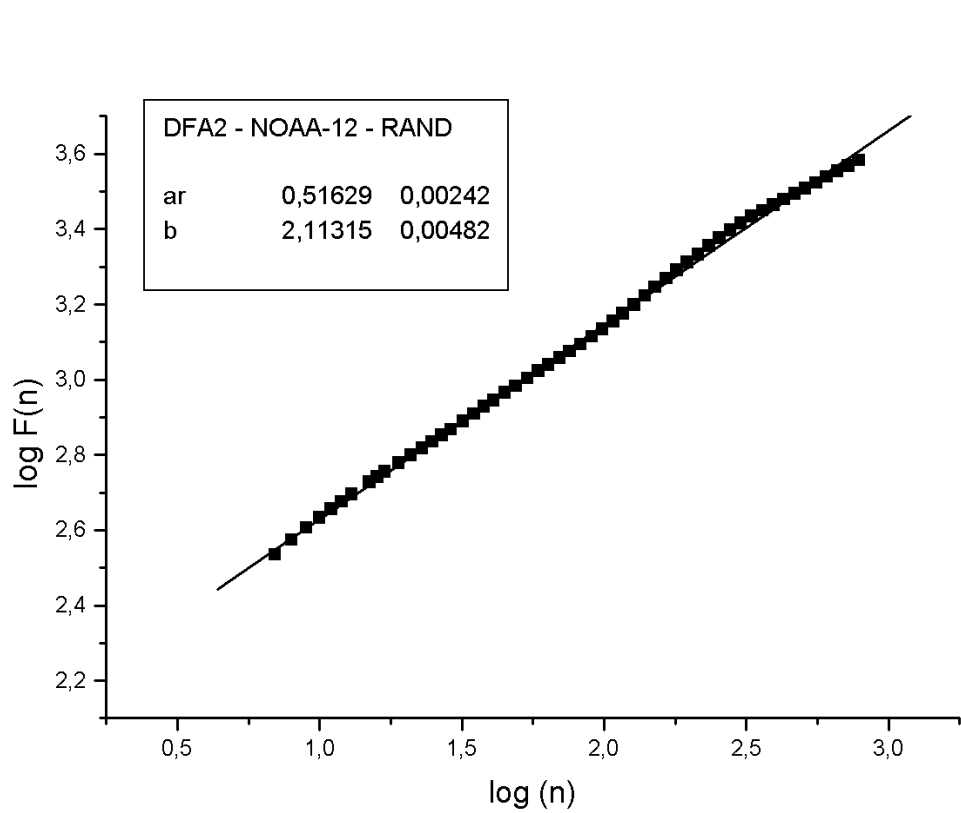
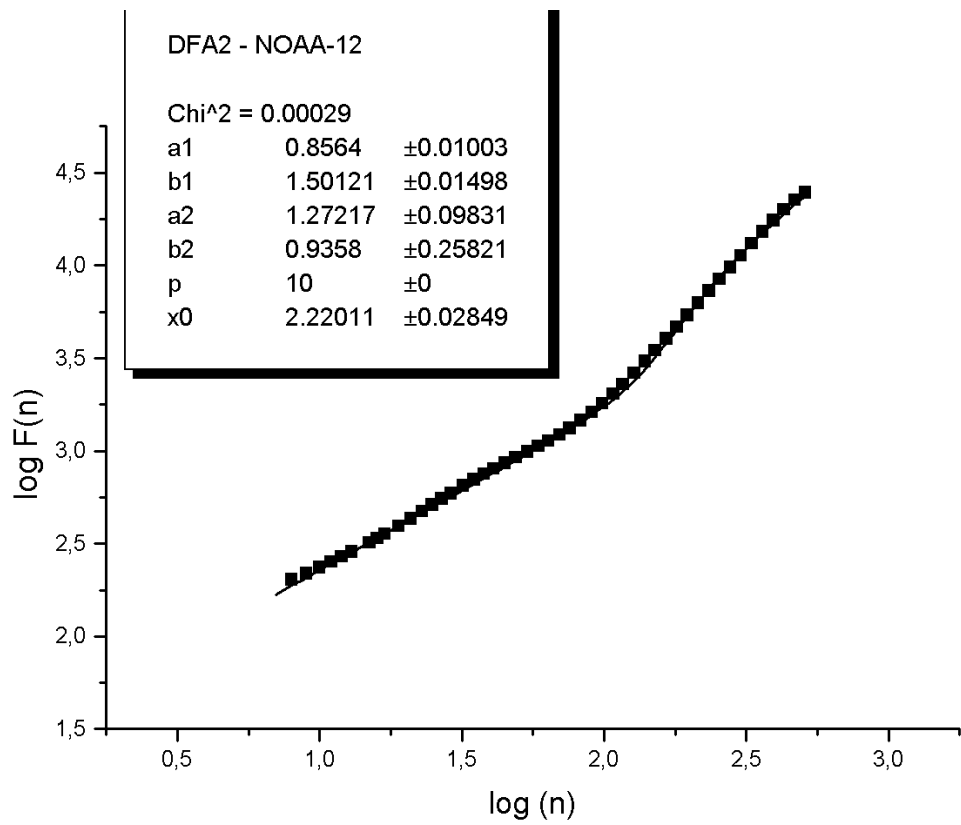


Fig. 4.11: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite NOAA-12.

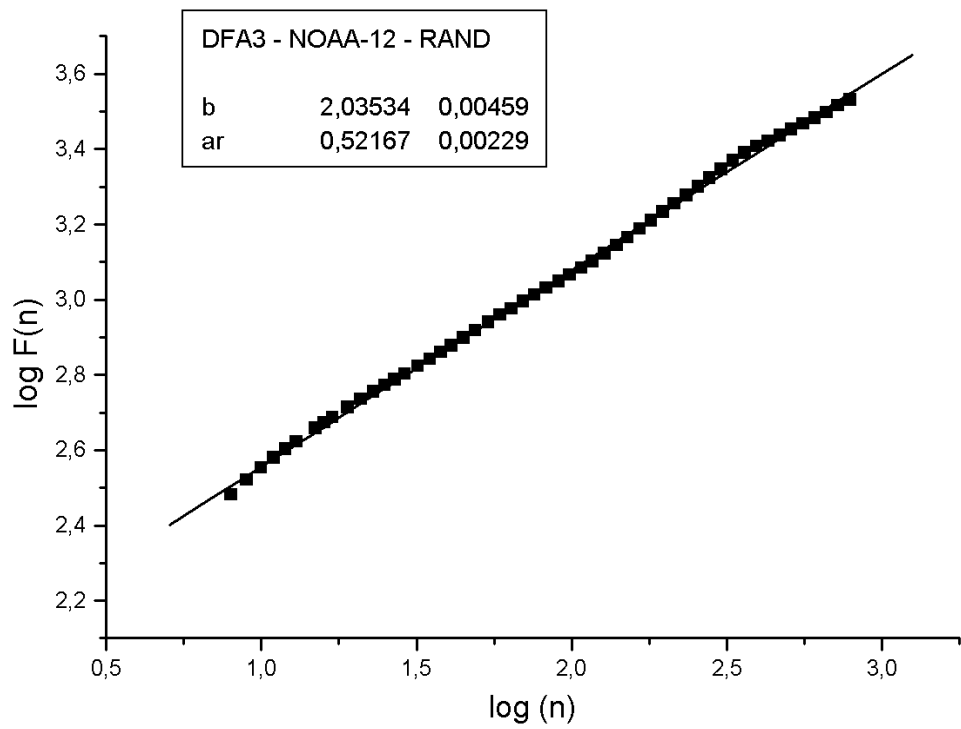
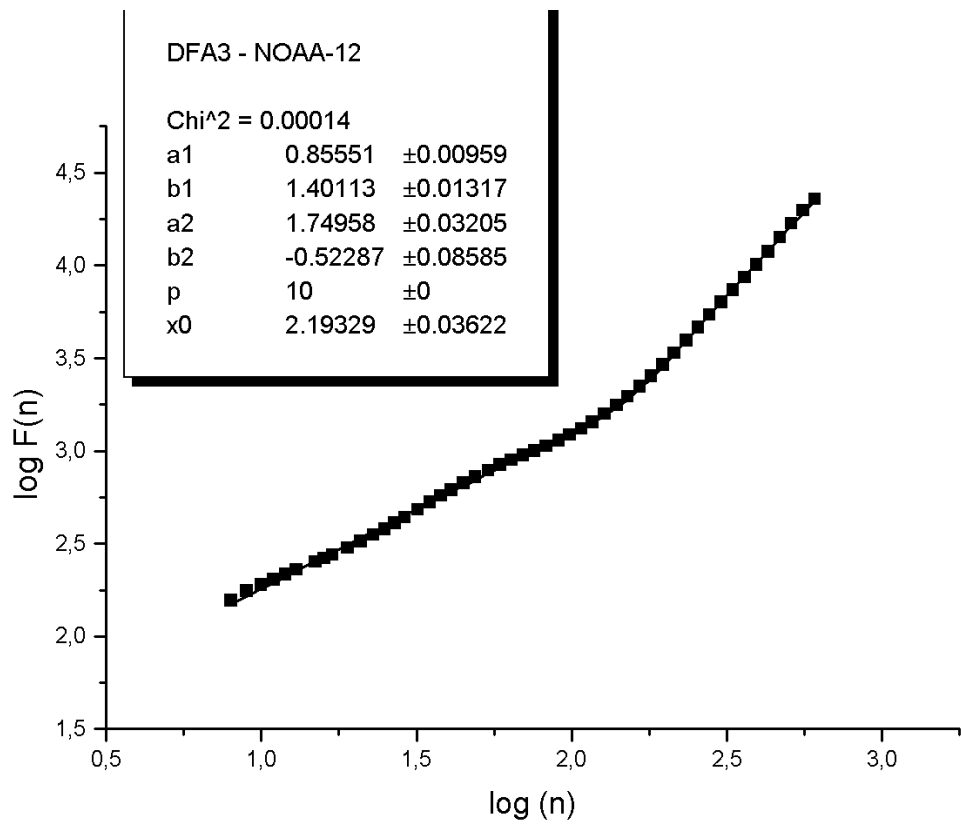


Fig. 4.12: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite NOAA-12.

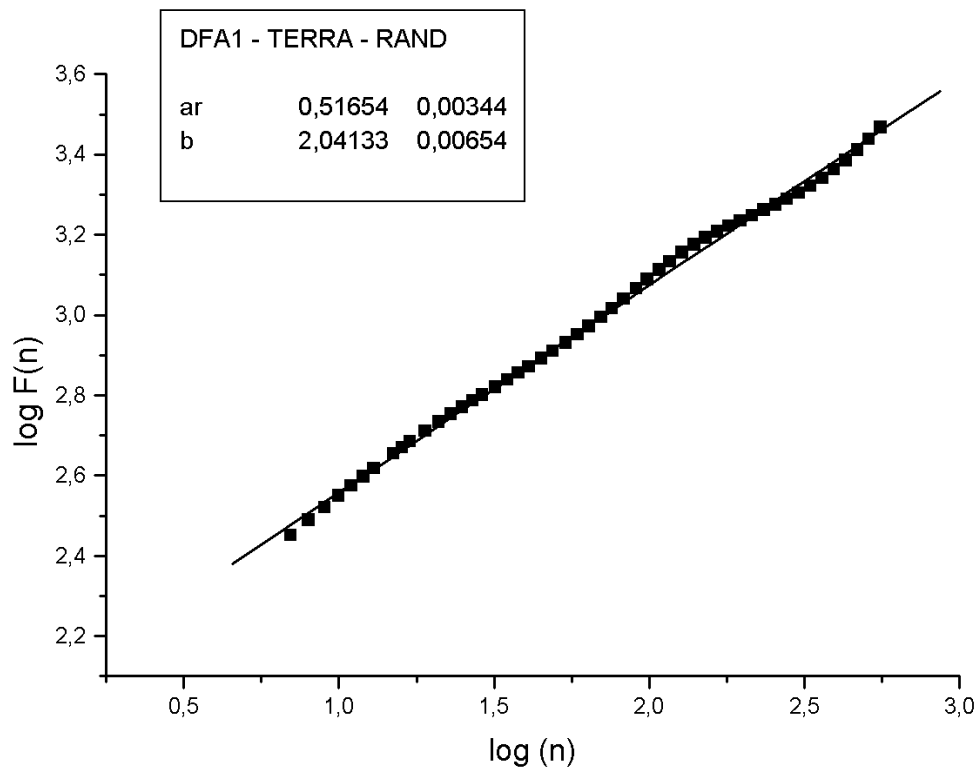
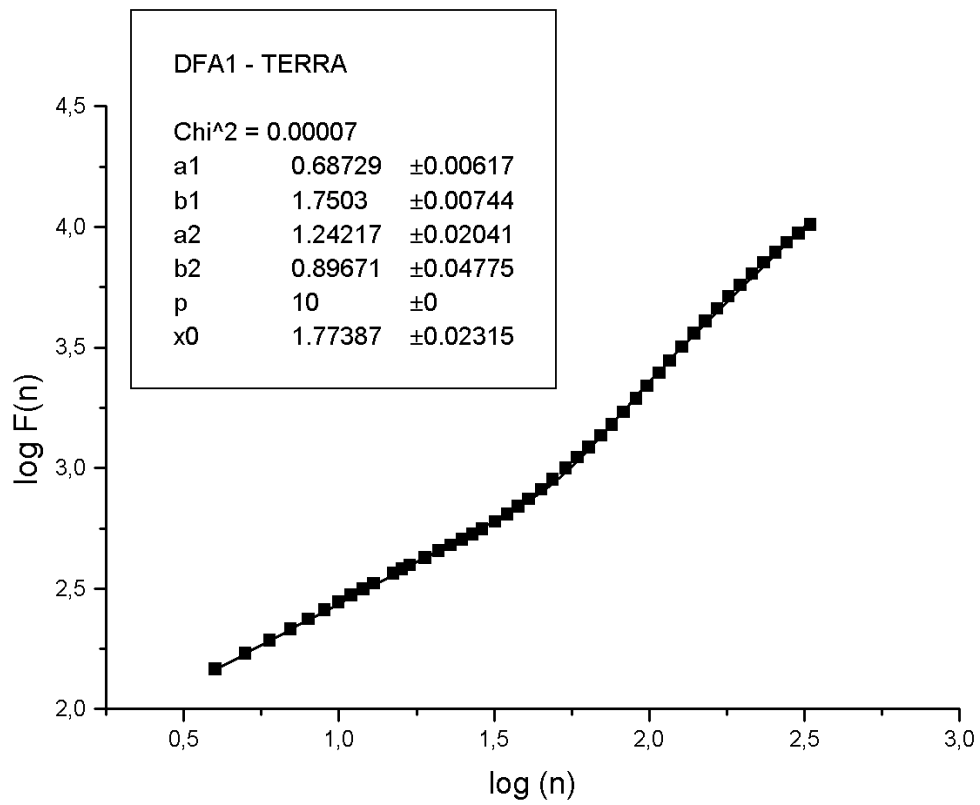


Fig. 4.13: O Gráfico DFA1 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite TERRA.

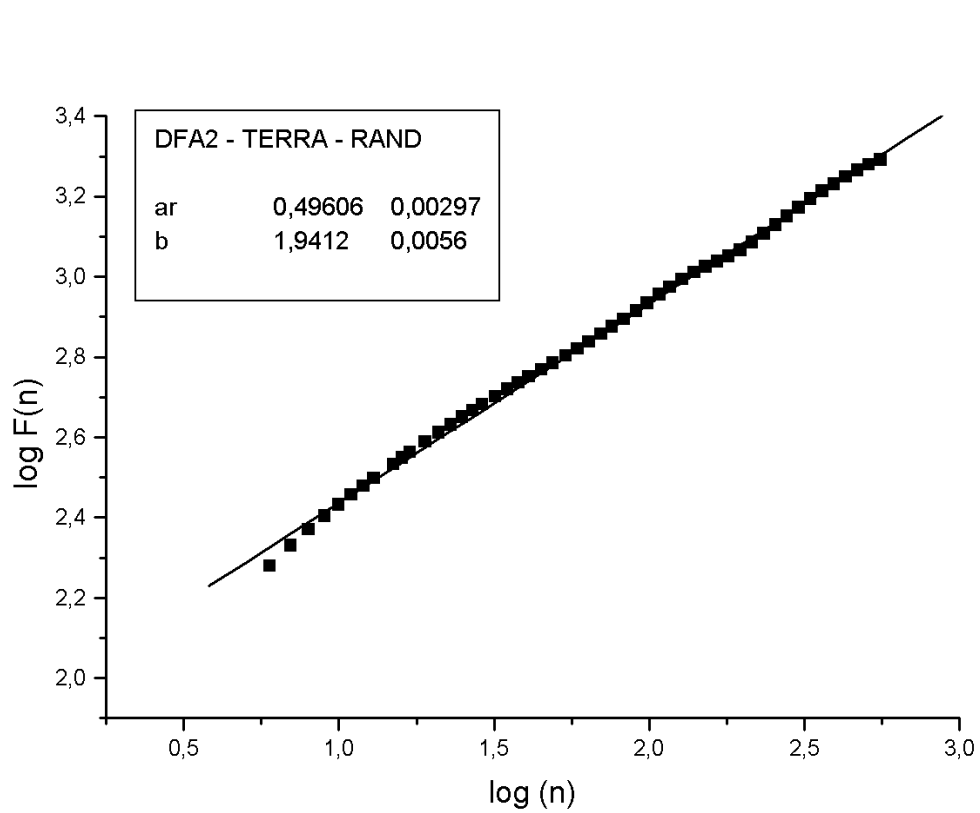
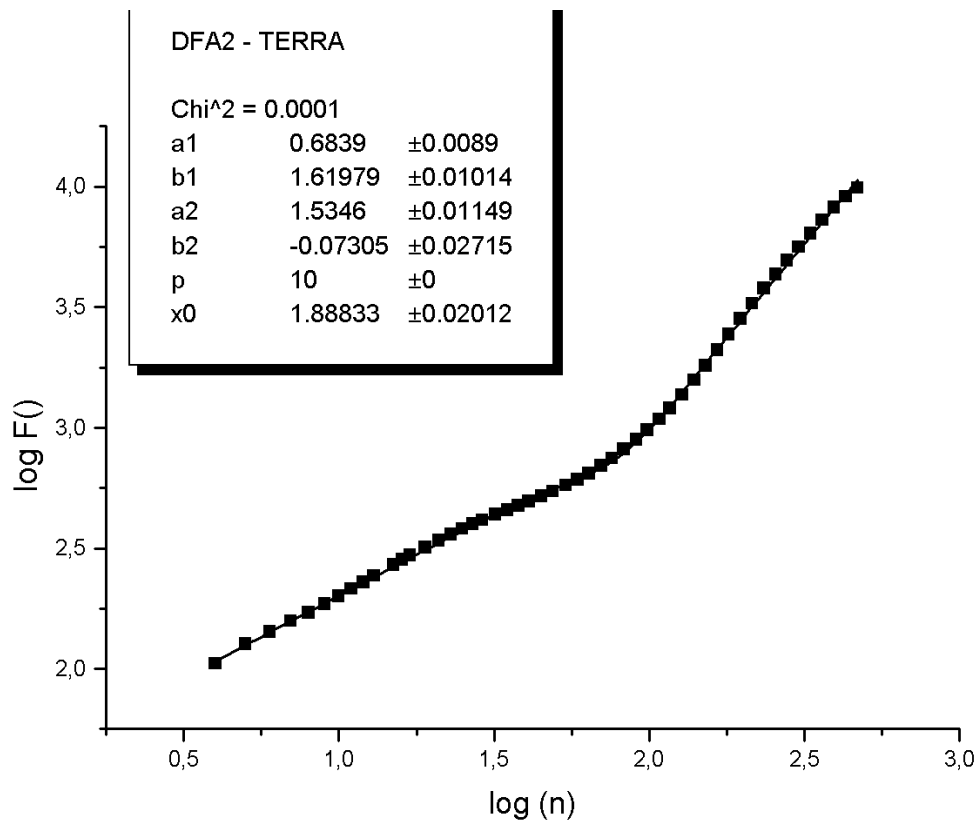


Fig. 4.14: O Gráfico DFA2 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite TERRA.

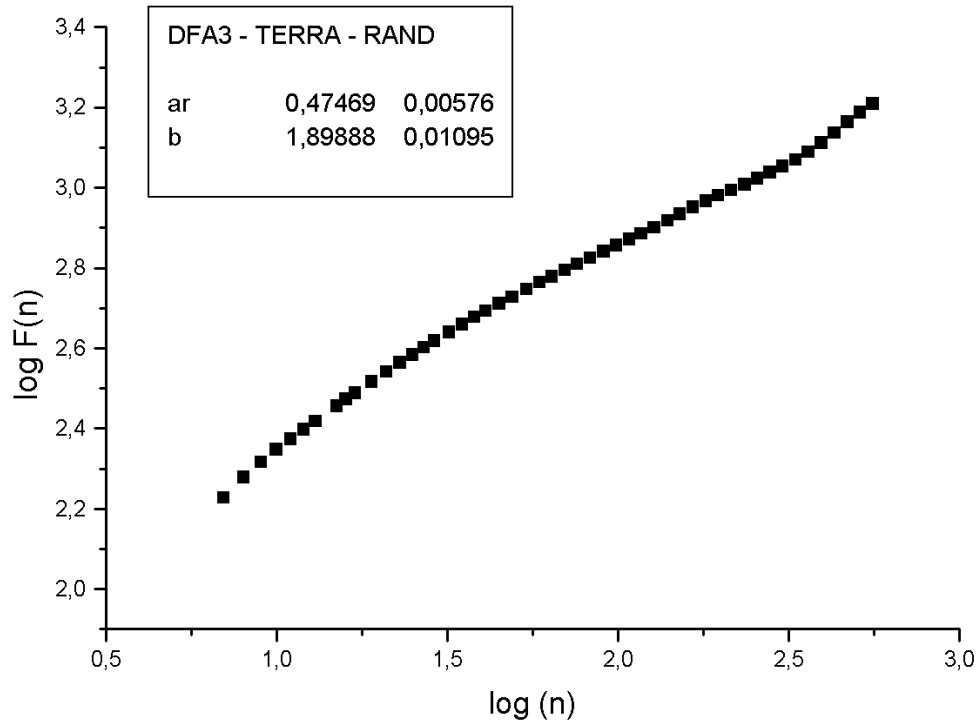
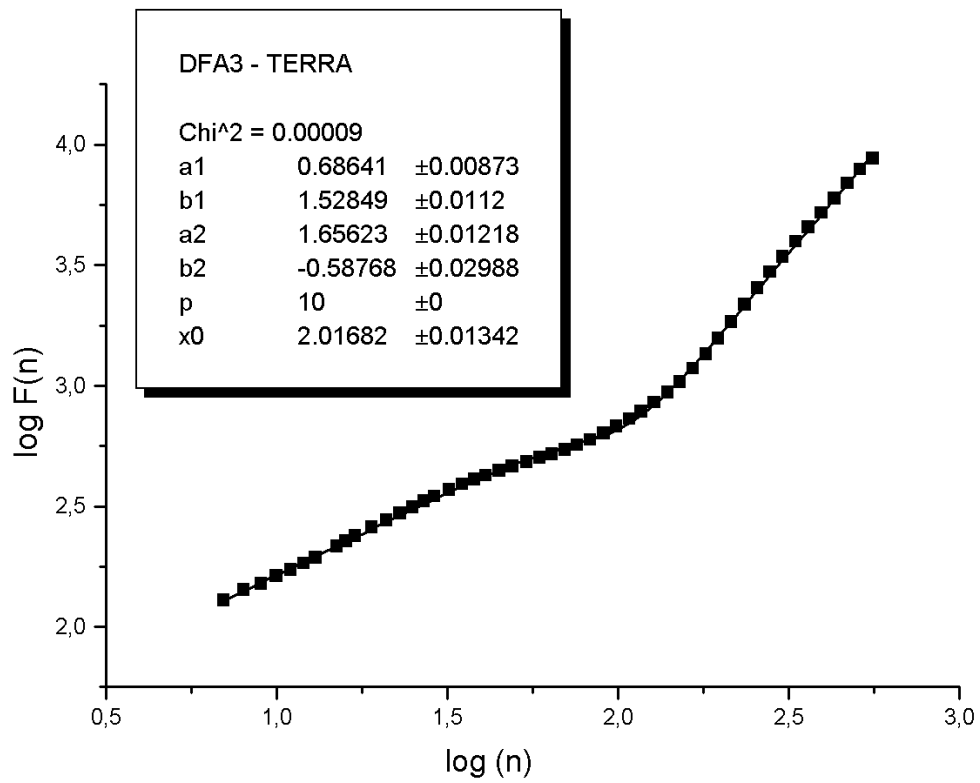


Fig. 4.15: O Gráfico DFA3 da série original (a) e da série randomizada (b) dos focos de calor detectados pelo satélite TERRA.

Tabela 3: Os valores dos expoentes α das séries originais e randomizadas

Satélite	DFA	α_1	α_2	$\log(n_0)$	α_r
NOAA12	DFA1	0,83	1,40	1,69	0,52
NOAA12	DFA2	0,86	1,27	2,22	0,52
NOAA12	DFA3	0,86	1,75	2,19	0,52
AQUA	DFA1	0,72	1,31	1,70	0,54
AQUA	DFA2	0,68	1,18	2,11	0,51
AQUA	DFA3	0,67	1,62	2,18	0,55
GOES-12	DFA1	0,95	1,32	1,80	0,54
GOES-12	DFA2	1,00	1,60	1,82	0,48
GOES-12	DFA3	1,05	1,50	1,88	0,48
MMODIS	DFA1	1,03	1,46	1,97	0,51
MMODIS	DFA2	1,03	1,46	1,87	0,56
MMODIS	DFA3	1,04	1,46	1,97	0,51
TERRA	DFA1	0,69	1,24	1,77	0,52
TERRA	DFA2	0,68	1,53	1,89	0,50
TERRA	DFA3	0,69	1,66	2,02	0,47

Tabela 4: Os valores dos expoentes α das séries originais e randomizadas

Satélite	DFA	α_1	α_2	$\log(n_0)$	α_r
GOES-12	DFA1	0,95	1,32	1,80	0,54
GOES-12	DFA2	1,00	1,60	1,82	0,48
GOES-12	DFA3	1,05	1,50	1,88	0,48
MMODIS	DFA1	1,03	1,46	1,97	0,51
MMODIS	DFA2	1,03	1,46	1,87	0,56
MMODIS	DFA3	1,04	1,46	1,97	0,51

5. CONCLUSÃO

Incêndios em vegetação (queimadas) representam um desastre natural com sérias conseqüências ambientais, sociais, econômicas, etc. Todos os anos incêndios destroem milhões hectares das florestas e aumentam em número como conseqüência de vários fatores, principalmente do crescimento populacional e acúmulo de material combustível. Para estabelecer as políticas e métodos de controle e prevenção, é necessário conhecer o perfil dos incêndios: onde, quando e porque ocorrem. Além das estatísticas de ocorrências de incêndios, os métodos emergentes da física estatística, incluindo a análise de dados e modelos computacionais, providenciam as informações adicionais sobre a distribuição e agrupamento espaço-temporal dos incêndios que são cruciais para o estudo de várias conseqüências do fogo, como emissão de gases e partículas na atmosfera, perda de biodiversidade, erosão de solo, etc. Vários satélites (com características diferentes em termos de resolução espacial, bandas espectrais, tempo e freqüência de escaneamento) estão disponíveis para monitoramento das várias características de fogos: áreas de risco, incêndios atualmente ativos, área queimada, fumaça, emissão de poluentes etc. 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. Devido a grande extensão espacial, o sensoriamento remoto por satélites passa a ser a forma de monitoramento mais viável. O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) desenvolve técnicas de detecção de queimadas usando os sensores de vários satélites. Focos de calor são pixels na imagem de satélite com intensidade infravermelha correspondente a vegetação queimada. O número de focos junto com outras informações providenciadas pelos satélites podem ser usados para estimar a área queimada, detecção e monitoramento dos incêndios florestais, estimativa de risco de fogo e para avaliação a influência de outros fatores ambientais. Neste trabalho, estudamos a dinâmica de focos de calor no Brasil

usando o método Detrended fluctuation analysis (DFA), desenvolvido para quantificar as correlações em séries temporais não estacionárias. Analisamos séries temporais diárias de focos de calor detectados no Brasil por vários satélites, durante o período 1998-2008. Os resultados mostram a existência de correlações de longo alcance persistentes, que representa uma propriedade importante dos processos estocásticos geradores desse fenômeno. Para a escala menor que 100 dias (aproximadamente), as séries apresentam flutuações persistentes, significando que os incrementos (decrementos) têm maior probabilidade de ser seguidos por novos incrementos (decrementos). Para escalas maiores, as flutuações são mais suaves, aproximando-se do regime de ruído Browniano (integração de ruído branco). Para explicar a origem de correlações, aplicamos o método DFA em séries randomizadas. 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 de dados e não na distribuição de seus valores. Os resultados deste trabalho providenciam informações importantes sobre os processos estocásticos geradores desse fenômeno, como a existência de memória persistente, presente em incêndios florestais e fenômenos climáticos [7]. As correlações de longo alcance também são detectadas em séries temporais de poluentes atmosféricas, consequências de queimadas, como CO_2 [52]. A propriedade de correlações de longo alcance deveria ser incorporada em modelos teóricos e simulações computacionais de dinâmica de incêndios, necessários para melhor prevenção, controle e controle de fogo e para previsão de efeitos ambientais. A existência de dois expoentes de escala indica uma possível hierarquia de expoentes ou comportamento multifractal das séries de focos de calor. Uma análise multifractal usando o método Multifractal Detrended Fluctuation Analysis [54] pode responder se este tipo de complexidade, detectado em fenômenos climáticos [51,55], também existe em dinâmica de queimadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] WHELAN, R.J. *The Ecology of Fire*. Cambridge University Press, Cambridge, 1995.
- [2] PYNE, S.J., ANDREWS, P.L., LAVEN, R.D. *Introduction to Wild land Fire*. Wiley&Sons, NY, 1996.
- [3] SCOTT, A.C., GLASSPOOL, I.J. The diversification of Paleozoic fire systems and fluctuations in atmospheric oxygen concentration. *PNAS*, v. 103, pp.10861-10865, 2006.
- [4] JAMES, S.R. Hominid use of fire in lower and middle Pleistocene: A review of the evidence. *Current Anthropology*, v.30, pp.1-26, 1989.
- [5] PYNE, S.J. *World Fire: The Culture of Fire on Earth*, University Washington Press, Seattle, 1997.
- [6] TUIA D., LASAPONARA, R., TELESCA, L., KANEVSKI, M. Emergence of spatio-temporal patterns in forest-fire sequences. *Physica A*, v. 387, pp. 3271-3280, 2008.
- [7] ZHENG, H., SONG, W., WANG, J. Detrended fluctuation analysis of forest fires and related weather parameters. *Physica A*, v. 387, pp. 2091-2099, 2008.
- [8] CHEN, k., BAK, p., JENSEN, m.H. a deterministic critical forest fire model. *Phys. Lett. A*, v.149, p. 207, 1990.
- [9] DROSSEL, B., SCHWABL, F. Self-organized critical forest fire model. *Phys. Rev. Lett.* V.69, p. 1629, 1992.
- [10] LI, Z., NADON, S., CIHLER, J. Satellite-based detection of Canadian boreal forest fires: development and application of the algorithm. *Int. J. Remote Sensing*, v. 21, pp. 3057-3069, 2001.
- [11] FUJIVARA, K.; KUDOH, J. Siberian forest fire detection using NOAA /AVHR. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2001. *IGARSS apos; 01. IEEE International*, v.4, pp. 1687-1689.
- [12] DE VASCONCELLOS, S.S., BROUN, I.F. 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, 2007. INPE, pp. 4549-4556.
- [13] DEPPE, F., DE PAULA, E.V., MENEGHETTE, C.R., VOSGERAN, J. Comparação de índice de risco de incêndio florestal com focos de calor no estado de Paraná. *Floresta (Curitiba, PR)*, v. 34, pp.119-126, 2004.
- [14] ARAGAO, L.E.O.C., MALHI, Y., BARBIER, N., LIMA, M., SHIMABUKURO, Y., ANDERSON, L., SAATCHI, S. Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazônia. *Phil. Trans. R.Soc. Lond. B. Biol.Sci.*, v.363, pp. 1779-1785, 2008.

- [15] <http://pirandira.cptec.inpe.br/queimadas>
- [16] PENG, C.-K., BULDYREV, S.V., HAVLIN, S., SIMONS, M., STANLEY, H.E., GOLDBERGER, A.L. Mosaic organization of DNA nucleotides. *Phys. Rev. E*, v.49, pp. 1685-1689, 1994.
- [17] ANDREAE, M.O., Biomass burning: Its history, use and distribution and its impact on environmental quality and global climate. In *Global Biomass Burning: Atmospheric, Climatic and Biospheric Implications*, ed. by J.S. Levine, pp. 3-21, MIT Press, Cambridge, Mass., 1991.
- [18] FREITAS, S.R., LONGO, K.M., SILVA DIAS, M.A.F., SILVA DIAS, P.L. Emissões de queimadas em ecossistemas da América do Sul. *Estudos Avançados*, v.19, 2005.
- [19] WARD, D.E., SUSOTT, R.A., KAUFFMAN, J.B., BABBIT, R.E., CUMMINGS, D.L., DIAS, B., HOBBS, N., KAUFFMAN, Y.J., RASMUSSEN, R.A., SETZER, A.W. Smoke and fire characteristics for cerrado and deforestation burns in Brazil: BASE-B Experiment. *J. Geophys. Res.*, v.97, pp. 14601-14619, 1992.
- [20] ARTAXO, P., MARTINS, J.V., YAMASAE, M.A., PROCOPIO, A.S., PAULIQUEVIS, T.M., ANDREAE, M.O., GUYON, P., GATTI, L.V., CORDOVA LEAL, A.M. Physical and chemical properties of aerosols in the wet and dry season in Rondonia, Amazonia. *J. Geophys. Res.*, v.107, pp.49.1-49.14, 2002.
- [21] LIU, Y., GOPIKRISHNAN, P., CIZEU, P., MEYER, C., STANLEY, H. E. Statistical properties of the volatility of price fluctuations. *Phys. Rev. E*, v.60, pp.1390-1400, 1999.
- [22] GRAN-CHARLES, P. Empirical evidence of long-range correlations in stock-returns. *Physica A*, v. 287, pp.396-404, 2000.
- [23] CAJUEIRO, D. O., TABAK, B. Possible causes of long-range dependence in the Brazilian stock market. *Physica A*, v. 345, pp.635-645, 2005.
- [24] WANG, F., SHIEH, S. -J., HAVLIN, S., STANLEY, H. E. Statistical analysis of the overnight and day time returns. *Phys. Rev. E*, v.79, 056109, 2009.
- [25] HAUSDORFF, H. M., PENG, C-K., LADIN, Z., WEI, J. Y., GOLDBERGER, A. L. Is walking is random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *J. Appl. Physiol.*, v.78, pp.349-358, 1995.
- [26] TONG, S., JIANG, D., WANG, Z., ZHU, Y., GEOCADIN, R. G., THAKOR, N. V. Long-range correlations in the heart-rate variability following the injury of cardiac arrest. *Physica A*, v. 380, pp.250-258, 2007.
- [27] GOLDBERGER, A. L., AMARAL, L. A. N., HAUSDORFF, J. M., IVANOV P. Ch., PENG, C-K., STANLEY, H. E. Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging. *PNAS*, v. 99, pp.2466-2472, 2002.
- [28] NIKULIN, V. V., BRISMAR, T., Long-range temporal correlations in electroencephalographic oscillations: Relation to topography, frequency band, age and gender. *Neuroscience*, v. 130, pp.549-558, 2005.

- [29] IVANOV, P. Ch., MA, Q. D. Y., BORTSCH, R. P., HAUSDORFF, J. M., AMARAL, L. A. N., SCHULTE-FROHLINDE, V., STANLEY, H. E., YONEYOMA, M. Levels of complexity in scale-invariant neuronal signals. *Phys. Rev. E*, v.79, 041920, 2009.
- [30] ALVAREZ-RAMIREZ, J., ESPINOSA-PAREDES, G., VASQUEZ, Detrended Fluctuation analysis of the neutronic power from a nuclear reactor. *Physica A*, v. 351, pp.227-240, 2005.
- [31] TADAKI, S-I. Long-term power law fluctuations in internet traffic. *J. Phys. Soc. Jpn.*, v. 76, 044001, 2007.
- [32] SHANG, P., LU, Y., KOMAE, S. Detecting long-range correlations of traffic time series with multifractal detrended fluctuation analysis. *Chaos, Solitons & Fractals*, v.36, pp.82-90, 2008.
- [33] CURRENTI, G., DELNEGRO, C., LAPENNA, V., TELESCA, L. Fluctuation analysis of hourly-time variability of volcano-magnetic signals recorded at Mt. Etna Volcano, Sicily (Italy). *Chaos, Solitons&Fractals*, v.23, pp.1921-1929, 2005.
- [34] ENNARTZ, S., LIVINA, N., BUNDE, A., HAVLIN, S. Long-term memory in Earthquakes and the distribution of interoccurrence times. *Europhys. Lett.*, v. 81, pp.59001, 2008.
- [35] AHN, V. V., YU, Z., WANLISS, J. A. Analysis of global geomagnetic variability. *Nonlinear Processes in Geophysics*, v. 14, pp.701-718, 2007.
- [36] TSONIS, A. A., ROEBBER, P. J., ELSNER, J. B. Long-range correlations in the extratropical atmospheric circulation: origins and implications. *Journal of Climate*, v.12, pp.1534-1541, 1999.
- [37] ASHKENAZY, Y., BAKER, D. R., GILDOR, H., HAVLIN, S. Nonlinearity and multifractality of climate change in the past 420000 years. *Geophys. Res. Lett.*, v.30, CLM2. 1-CLM2. 4, 2003.
- [38] CHEN, X., GUANGHING, L., ZUNTAO, F. Long-range correlations in daily relative humidity fluctuations: A new index to characterize the climate regions over China. *Geophys. Res. Lett.*, v. 34, L07804. 1-L07804. 4, 2007.
- [39] VORTOSOS, C., KIRK-DAVIDOFF, D. Long-memory processes in ozone and temperature variations at the region 60° S-60° N. *Atmos. Chem. Phys.*, v. 6, pp. 4093-4100, 2006.
- [40] BERAN, J. *Statistics for Long-memory Processes*. Chapman & Hall, New York, 1994.
- [41] RANGARAJAN, G., DING, M. Integrated approach to the assessment of long-range correlations in time series data. *Phys. Rev. E*, v.61, pp. 4991-5001, 2000.
- [42] CHATFIELD, C. *The Analysis of Time Series: An Introduction*, 4th ed., Chapman & Hall, London, 1989.
- [43] FEDER, J. *Fractals*. Plenum Press, New York, 1988.

- [44] PRESS, W. H. Flicker noise in astronomy and elsewhere. *Comments Astrophysics*, v.7, pp. 103-119, 1978.
- [45] PENG, C.-k., HAVLIN, S., STANLEY, H.E. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in non stationary heartbeat time series. *Chaos*, v.5, pp.82-87, 1995.
- [46] PAN, C.P., ZHENG, B., WU, Y.Z., WANG, Y., TANG, X.W. Detrended fluctuation analysis of human brain electroencephalogram. *Physics Letters A*, v.329, pp.130-135, 2004.
- [47] HAUSDORFF, J.M., MITCHELL, S.L., FIRTON, R., PENG, C.-k., CUDKOWICZ, M.E., WEI, J.Y., GOLDBERGER, A.L. Altered fractal dynamics of gait: Reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease. *J. Appl. Physiol.*, v.82, pp.362-269, 1997.
- [48] LIU, Y., CIZEAY, P., MEYER, M., PENG, C.-k., STANLEY, H.E. Correlations in economic time series. *Physica A*, v.245, pp.437-440, 1997.
- [49] IVANOVA, K., AUSLOS, M. Application of the detrended fluctuation analysis (DFA) method for describing cloud breaking. *Physica A*, v.274, pp.349-354, 1999.
- [50] HU, K., IVANOV, P. CH., CHEN, Z., CARPENA, P., STANLEY, H.E. Effects of trends on detrended fluctuation analysis. *Phys. Rev. E*, v.64, 011114, 2001.
- [51] KAVASSERI, R.G., NAGARAJAN, R. A multifractal description of wind speed records. *Chaos, Solitons & Fractals*, v.24, pp.165-173, 2005.
- [52] VOROTSOS, C., ASSIMAKOPOULOS, M.-N., EFSTATHION, M. Technical Note: Long-term memory effect in the atmospheric CO_2 concentration at Mauna Loa. *Atmos. Chem. Discuss.*, v. 6, pp. 11957-11970, 2006.
- [53] K. MATIA, Y. ASHKENAZY, H.E. STANLEY. Multifractal properties of price fluctuations of stocks and commodities. *Europhys. Lett.*, v.61, pp.422-428, 2003.
- [54] KANTELHARDT, J.W., ZSCHIENGER, S.A., KOSCIELNY-BUNDE, E., HAVLIN, S., BUNDE, A., STANLEY, H.E. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A*, v.316, pp.87-114, 2002.
- [55] KANTELHARDT, J.W., KOSCIENLY-BUNDE, E., RYBSKI, D., BRAUN, P., BUNDE, A., HAVLIN, S. Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. *J. Geophys. Res.*, v.111, D01106, 2006.