

Marcos Flaviano Matos Soares

**CORRELAÇÕES ESPACIAIS DOS FOCOS DE CALOR NO
BRASIL**

RECIFE-PE - AGOSTO/2010



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

CORRELAÇÕES ESPACIAIS DOS 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

Orientador: Prof. Dr. Borko Stosic
Co-orientador: Profa. Dra. Tatijana Stosic

RECIFE-PE - AGOSTO/2010.

Ficha catalográfica

S676c Soares, Marcos Flaviano Matos
Correlações espaciais dos focos de calor no Brasil /
Marcos Flaviano Matos Soares. – 2010.
52 f.: il.

Orientador: Borko Stosic.
Dissertação (Mestrado em Biometria e Estatística
Aplicada) – Universidade Federal Rural de Pernambuco,
Departamento de Estatística e Informática, Recife, 2010.
Referências.

1. Focos de calor 2. Correlação espacial 3. Dimensão
fractal I. Stosic, Borko, orientador II. Título

CDD 574.018

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

CORRELAÇÕES ESPACIAIS DOS FOCOS DE CALOR NO BRASIL

Marcos Flaviano Matos Soares

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 27/08/2010 pela Comissão Examinadora.

Orientador:



Prof. Dr. Orientador Borko Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

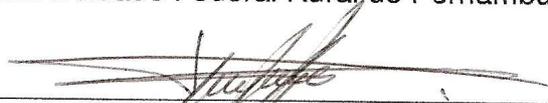
Banca Examinadora:



Profa. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco



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



Prof. Dr. Tsang Ing Ren
Universidade Federal de Pernambuco

Dedico este trabalho:

Ao meu pai **Manoel Messias** (in memoriam)

que no momento da minha ida ao mestrado
me deu todo o apoio.

À minha amada esposa **Josileide**, meu pre-
sente de Deus, com amor e carinho.

Às minhas irmãs **Marley Favline e Mirtys**

Fabiola

Agradecimentos

A Deus primeiramente, por ter mim dado saúde, proteção, forças e pelo dom da vida, pois a nossa vida é o mais belo bem que nos foi dado pelo sopro divino.

Ao meu pai Manoel Messias Soares (in memorian) pelo amor, carinho e dedicação na formação de meu caráter e pelo apoio paterno dispensado a mim e preocupação enquanto eu estive longe dele.

A minha esposa Josileide, o meu amor, por ser uma mulher de Deus, uma amiga e companheira fiel. E por termos sonhados juntos essa realização.

A minha avó, Maria Júlia, pelo amor, educação e ensinamentos.

As minhas irmãs, Mirtys Fabíola e Marley Favline pelo carinho, incentivo, e pelas orações.

Ao Prof. Borko Stosic pela transmissão dos seus conhecimentos e principalmente pela orientação, dedicação, paciência e compreensão. Este trabalho só foi possível pela sua ajuda.

A Profa. Tatijana Stosic pelo apoio. Este trabalho só foi possível também pela ajuda que me prestou.

Ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada por oferecer essa oportunidade aos alunos em enriquecer a qualificação acadêmica e profissional.

A amiga e colega Eucymara França por ter sido sicerone, fundamental ajuda na orientação de como se estabelecer na cidade de Recife.

Aos funcionários Marco Santos, competente técnico-administrativo, e Zuleide pelo carinho de mãe para com todos os alunos que passam pelo programa.

Aos colegas do mestrado pelas ajudas que demos uns aos outros e pela troca de cultura.

Ao Pastor e irmãos na fé da Primeira Igreja Batista de Estância/SE pelos momentos felizes e pelas orações.

A todos que de alguma forma passaram pela minha vida e contribuíram de alguma maneira para que tudo isso fosse possível, muito obrigado.

”Disse-lhe Jesus: Eu sou o caminho, e a verdade e a vida; ninguém vem ao Pai, senão por mim.”

João 14.6

Resumo

Uso de recursos computacionais através do desenvolvimento crescente de técnicas matemáticas, estatísticas e computacionais no tratamento de informação geográfica tem sido importante no desenvolvimento de estudos de padrões de distribuição geográfica. Uma aplicação destes recursos é a detecção de focos de calor, que é uma expressão utilizada para interpretar o registro de calor captado na superfície do solo pelos sensores dos satélites. Para tanto o número de focos de calor registrados não se deve afirmar como sendo igual ao número de queimadas, pois existem fatores que podem influenciar na identificação desses focos de calor como os erros de omissão e inclusão. O presente trabalho tem como objetivo identificar correlações espaciais de focos de calor no Brasil detectados pelo satélite NOAA 12, durante o período 1998-2006, e fornecer auxílio na escolha de modelos teóricos inferenciais que se expressem por meio de distribuição espacial através da correlação espacial, propriedade dos processos estocásticos gerados deste fenômeno, usando o método para calcular a dimensão fractal desenvolvido por Grassberger e Proccacia. A distribuição espacial dos focos de calor para os anos individuais observados demonstra fractalidade, com dimensão de correlação aproximadamente $D_{CORR} \approx 1.6$. Valor da dimensão fractal para os dados agrupados por mês em todo período observado também tem valor próximo a 1.6, exceto meses de janeiro e abril que demonstram duas regiões de fractalidade, com $D_{CORR} \approx 1.0$ para distâncias abaixo de 10km, e $D_{CORR} \approx 1.6$ para distâncias maiores. Este comportamento exige estudos fenomenológicos para seu melhor entendimento, e sugere possível multifractalidade. Os resultados alcançados neste trabalho devem ser levados em consideração no desenvolvimento e validação dos modelos teóricos e computacionais dos processos estocásticos geradores deste fenômeno, bem como fenômenos relacionados, como, por exemplo, emissão de carbono.

Palavras-chave: Focos de calor, Correlação espacial, Dimensão fractal.

Abstract

The use of modern computational resources together with the development of mathematical, statistical and computational techniques in the treatment of geographical information, has been important a better understanding of patterns of geographically distributed data. An application of these resources is the detection and interpretation of the spatial distribution of hotspots, a term used for elements registered by satellite sensors of surface regions with high temperature. The number of hot pixels should not be identified with the number of fires, because there are factors that can influence real fire detection, where both omission and false identification are possible. The present work aims at identification of space correlations of hotspots in Brazil detected by the satellite NOAA 12, during the period 1998-2006, and provide aid in the choice of theoretical models inferential express themselves through spatial distribution across the spatial correlation property of stochastic processes generating this phenomenon, using the method to calculate the fractal dimension developed by Grassberger and Proccacia. It is found that spatial distribution of hot pixels for individual years under study demonstrates fractal behavior with the correlation dimension approximately $D_{CORR} \approx 1.6$. The value of the fractal dimension for data grouped by month along the whole period, is also close to 1.6, except for the months of january and april which display two regions of fractal behavior, with $D_{CORR} \approx 1.0$ for distances below 10km, and $D_{CORR} \approx 1.6$ for larger distance. This behavior suggests possible multifractality, and requires further phenomenological studies to be well understood. The results of the current work should be taken into account in the development and validation of theoretical and computational models of the stochastic processes of this phenomenon, as well as related phenomena, such as e.g. carbon emission.

Keywords: Hotspots, Spatial correlation, Fractal dimension.

Lista de Figuras

1	Mapa com a localização de poços de água e mortes por cólera em Londres 1854.	p. 16
2	Foto do satélite NOAA.	p. 20
3	Construção do Conjunto de Cantor com sete etapas.	p. 22
4	Brócolis um fractal natural, exemplo de fractal estocástico.	p. 23
5	Site do banco de dados.	p. 29
6	Distribuição espacial dos dados de focos de calor no Brasil, em 1998, 1999 e 2000.	p. 30
7	Distribuição espacial dos dados de focos de calor no Brasil, em 2001, 2002 e 2003.	p. 30
8	Distribuição espacial dos dados de focos de calor no Brasil, em 2004, 2005 e 2006.	p. 31
9	Histograma: Número de focos de calor no Brasil por ano durante o período 1998 a 2006.	p. 32
10	Histograma: Número de focos de calor no Brasil por mês durante o período 1998 a 2006.	p. 32
11	(A) Colatitude ou ângulo polar do evento. (B) Ângulo de azimute.	p. 34
12	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para todos os anos.	p. 35
13	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 1998.	p. 36
14	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 1999.	p. 37
15	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2000.	p. 37
16	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2001.	p. 38
17	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2002.	p. 38
18	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2003.	p. 39

19	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2004.	p.39
20	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2005.	p.40
21	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2006.	p.40
22	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para todos os meses (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.42
23	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Janeiro e Fevereiro (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.42
24	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Março e Abril (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.42
25	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Maio e Junho (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.43
26	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Julho e Agosto (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.43
27	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Setembro e Outubro (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.44
28	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Novembro e Dezembro (valores acumulados entre 1998 a 2006).	p.44
29	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ para o mês de Janeiro com ajuste para duas regiões de linearidade.	p.45
30	Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ para o mês de Abril com ajuste para duas regiões de linearidade.	p.46

Lista de Tabelas

1	Tipos de dados em análise espacial.	p. 16
2	Número de focos detectados por ano pelo satélite NOAA 12 durante 1998 a 2006.	p. 31
3	Número de focos detectados por mês pelo satélite NOAA 12 durante 1998 a 2006.	p. 31
4	Resultados computacionais das dimensões de correlação para os anos. .	p. 41
5	Resultados computacionais das dimensões de correlação para os meses.	p. 45
6	Resultados computacionais das dimensões fractais para os meses com comportamento com duas regiões de linearidade.	p. 46

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration

AVHRR - Advanced Very High Resolution Radiometer

D_F - Dimensão Fractal

D_C - Dimensão de Capacidade

D_{CORR} - Dimensão de Correlação

D_I - Dimensão de Informação

DPI - Divisão de Pesquisa de Imagens

Sumário

1	Introdução	p. 14
2	Revisão de Literatura	p. 17
2.1	Focos de Calor	p. 17
2.2	NOAA	p. 20
2.3	Fractais	p. 21
2.3.1	Fractais Determinísticos	p. 21
2.3.2	Fractais Estocásticos	p. 23
3	Métodos e Materiais	p. 24
3.1	Dimensão Fractal	p. 24
3.1.1	Dimensão de Capacidade	p. 25
3.1.2	Dimensão de Informação	p. 26
3.1.3	Dimensão de Correlação	p. 26
3.1.4	Espectro Multifractal	p. 27
3.2	Área de Estudo	p. 29
3.3	Dados	p. 29
3.4	Análise	p. 33
4	Resultados e Discussão	p. 35
5	Conclusão	p. 48
6	Referências Bibliográficas	p. 50

1 Introdução

Compreender a distribuição espacial de fenômenos sociais, econômicos e ambientais constitui hoje um desafio para a elucidação de questões importantes em diversas áreas do conhecimento, como saúde, ambiente, geologia, agronomia, entre outras, devido à necessidade de combinar a compreensão histórica e qualitativa desses fenômenos [1].

Estudos de padrões de distribuição geográfica têm sido viabilizados pela crescente disponibilidade de recursos computacionais e pelo desenvolvimento de técnicas matemáticas, estatísticas e computacionais para o tratamento da informação geográfica [2]. Para tanto, é possível apresentar mapas que permitem a visualização do padrão espacial apresentado pelo fenômeno observado, além disso, é útil interpretar os padrões existentes com considerações objetivas e mensuráveis, como: investigar se existe concentração espacial na distribuição de roubos, coletar dados sobre ocorrências de doenças e verificar se os casos formam um padrão no espaço e etc. Esses questionamentos fazem parte da análise de dados espaciais, classificada de acordo com três tipos de dados: eventos ou padrões pontuais, superfície e áreas (Tabela 1) e que têm por objetivo mensurar propriedades e relacionamentos, com base na localização do fenômeno estudado, utilizando-se a estatística espacial para modelar a ocorrência destes fenômenos, incorporando, por exemplo, os fatores determinantes, a estrutura de distribuição espacial ou a identificação de padrões.

Neste contexto, a análise de dados espaciais e de espaço-temporal vem sendo amplamente estudada por se adequar às necessidades dos estudos nas diversas áreas do conhecimento humano como: Meio-Ambiente, Educação, Saúde, entre outros [3]. Análise de dados espaciais em oposição à análise de dados em geral, focaliza-se as técnicas onde se considera explicitamente a localização espacial e as áreas geográficas como unidade usual de observação. Um exemplo pioneiro é a investigação da epidemia de cólera na cidade de Londres, em 1854, realizada pelo médico inglês John Snow. Ele localizou os casos encontrados no registro de óbitos (figura 1), utilizando o endereço das residências e os poços de provisão de água existentes naquelas ruas, permitindo visualizar uma das bombas como o epicentro da epidemia. Essa relação espacial entre os dados contribuiu

para compreender o fenômeno (a epidemia de cólera).

Uma aplicação importante é a detecção de focos de calor através da obtenção de imagens de satélites por meio de técnicas de sensoriamento remoto, que permite a quantificação de áreas queimadas, a distribuição espacial de suas ocorrências, seus períodos mais críticos do ano, o tipo de vegetação mais atingido, etc [4,5]. O monitoramento de focos de calor é útil para regiões sem meios intensivos de acompanhamento como, por exemplo, torres de observação que mantêm comunicação direta com brigadas de combate de fogo. A detecção sistemática de focos de calor no Brasil foi iniciada pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) em 1987, é pioneira e a mais completa desenvolvida no mundo. Os dados de focos de calor são atualizados sete vezes ao dia e através da página na internet o INPE fornece sistema de risco de fogo da vegetação, estimativas de concentração e dispersão de fumaça, um sistema geográfico de informações específicas para as unidades de conservação do país, entre outros [6]. Estes dados já foram utilizados em diversos estudos para analisar a evolução temporal e espacial de focos [7] e a interação entre os incêndios e as variáveis climáticas e desmatamento na Amazonas [8,9].

Contudo, para estabelecer políticas de controle e prevenção como unidades de conservação, é necessário conhecer o perfil dos focos de calor: onde, quando e por que ocorrem. As estatísticas comuns podem ser utilizadas como também diversos métodos, incluindo análise de dados espaciais e modelos computacionais, para providenciar as informações adicionais sobre a dinâmica temporal e a distribuição espacial dos focos de calor.

Atualmente, a geometria fractal tem se tornado uma ferramenta importante para análises de dados de diversas áreas do conhecimento. A estimativa da dimensão fractal, a qual provê uma descrição quantitativa da auto-similaridade e dependência de escala, determina a complexidade de objetos fractais, e pode ser estendida para diversas aplicações [10, 11, 12], como caracterização de objetos; análise e reconhecimento de padrões em imagens, pois muitos fenômenos e formas encontrados na natureza não podem ser explicados nos padrões atuais da matemática convencional.

O objetivo dessa dissertação consiste em identificar correlações espaciais de focos de calor no Brasil detectados pelo satélite NOAA 12, durante o período 1998-2006, e fornecer auxílio na escolha de modelos teóricos inferenciais que se expressem por meio de distribuição espacial através da correlação espacial, propriedade dos processos estocásticos gerados deste fenômeno. A dimensão fractal é calculada usando o método desenvolvido por Grassberger e Proccacia [13]. Os resultados deste trabalho deverão ser levados em consideração no desenvolvimento e validação dos modelos teóricos e computacionais dos

processos estocásticos geradores deste fenômeno, bem como fenômenos relacionados como, por exemplo, áreas de risco, incêndios atualmente ativos, área queimada, fumaça, emissão de carbono etc.

Essa dissertação está dividida em 5 capítulos. No primeiro capítulo é apresentada uma síntese desta dissertação com contextualização do estudo e os objetivos. No capítulo 2 encontra-se a revisão da literatura em que conceitua-se os assuntos sobre fractais determinísticos e estocásticos. No capítulo 3 são descritos a área de estudo, os dados e a análise, bem como os métodos de cálculo de dimensão fractal e de espectro multifractal. No capítulo 4 faz-se uma análise dos resultados encontrados e a discussão dos mesmos. O trabalho é finalizado no capítulo 5 com a apresentação das conclusões e perspectivas futuras.

Tabela 1: Tipos de dados em análise espacial.

Análise	Tipos de Dados	Exemplo
Padrões Pontuais	Eventos localizados	Ocorrência de doenças
Superfícies	Amostras de campo e matrizes	Depósitos minerais
Áreas	Polígonos e atributos	Dados censitários

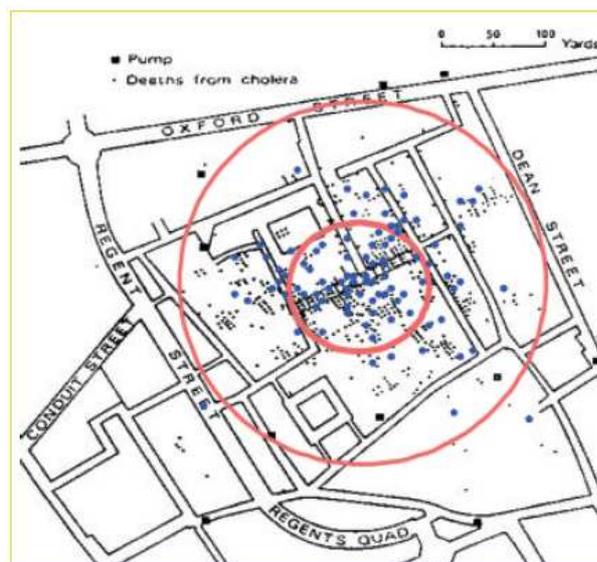


Figura 1: Mapa com a localização de poços de água e mortes por cólera em Londres 1854.

2 Revisão de Literatura

2.1 Focos de Calor

Os incêndios em vegetação (queimadas) afetam diretamente a estrutura físico-química e a biologia dos solos, perda de nutrientes por causa de erosão, alterações na temperatura, umidade e outras propriedades físicas como estrutura, textura e permeabilidade, deterioram a qualidade do ar, contribuindo negativamente para o efeito estufa, gerando impactos ambientais em escala local e regional como a perda de espécies da fauna e flora, mudanças climáticas e deterioração da camada de ozônio, além de conseqüências econômicas como a queima da madeira e custos para prevenção e controle de fogo e, ao escapar do controle, podem atingir patrimônio público e privado e propriedade das pessoas, ameaçando a vida [14]. As queimadas ocorrem em muitos países, resultam de problemas culturais, agricultura não mecanizada e desmatamentos. A grande parte das queimadas no Brasil é causada pelo Homem que espera condições meteorológicas favoráveis para a queima. São praticadas desde formas de agricultura primitivas, como as realizadas por indígenas, até os sistemas de produção altamente intensificados, como a cana de açúcar e o algodão.

Focos de calor, também conhecidos como pontos quentes e procedente de imagens de satélites, é uma expressão utilizada para interpretar o registro de calor captado na superfície do solo pelos sensores dos satélites [15]. Neste trabalho analisamos os registros do sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), que viaja a bordo dos satélites da série NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*). Esse sensor capta e registra qualquer temperatura acima de 47 graus e a interpreta como sendo um foco de calor, o que não significa, necessariamente, a existência de queimada ou de incêndio no local identificado, mas sendo possível a identificação do local e da data da ocorrência do foco de calor, ou seja, sua posição geográfica referenciada pela latitude e longitude [15].

Para que ocorra a detecção de focos de calor a partir de uma imagem NOAA/AVHRR três etapas demonstram-se necessárias [16]:

1. Pré-processamento que corresponde à leitura primária dos dados brutos recebidos dos satélites, registro, navegação e correção geométrica;
2. Processamento que compreende a calibração, a detecção de nuvens, o controle de qualidade e a correção atmosférica. Posteriormente é realizado o cálculo dos parâmetros geofísicos (temperatura de brilho, radiância e fator de radiância);
3. Imagens transformadas em parâmetros físicos são então utilizadas como dados de entrada para a detecção de focos de calor.

Os pontos mapeados (ou eventos) são conjuntos de dados espaciais. Em diferentes áreas da ciência têm sido desenvolvidos métodos para descrever e caracterizar esses pontos, como por exemplo: construção de mapas de distribuição de plantas individuais em ecossistema [17], predição de ocorrências de incêndios florestais [18, 19], entre outros.

Contudo, não se deve afirmar como também utilizar o valor total do número de focos de calor como sendo igual ao número de queimadas, pois existem fatores que podem influenciar na identificação desses focos de calor como os erros de omissão e inclusão. Os erros de omissão são os mais comuns e podem ocorrer: quando nuvens e fumaça bloqueiam a transmissão do sinal da queimada e nenhum foco de calor pode ser detectado no momento da passagem do satélite; quando o fogo rasteiro entra na floresta, a cobertura do dossel dificulta a detecção de focos de calor; devido ao horário de passagem dos satélites [20].

Além disso, a quantidade de focos de calor não corresponde à quantidade de incêndios, uma vez que um mesmo incêndio pode ser detectado por vários satélites ao mesmo tempo. Um incêndio de grandes proporções pode ser representado por mais de um foco de calor.

O Brasil foi pioneiro no uso de satélites na detecção operacional de queimadas desde 1987, por meio de imagens termais diárias, na faixa de comprimento de onda de $3,7 \mu m$ (banda 3) do sensor AVHRR dos satélites meteorológicos da série NOAA [6].

A detecção e monitoramento dos focos de calor são feitos via sensoriamento remoto que é a tecnologia que permite obter imagens e outros tipos de dados da superfície terrestre, através da captação e do registro da energia refletida ou emitida pela superfície.

Existem vários satélites que são usados para detectar e monitorar possíveis focos de calor, estes possuem sensores e rastreiam a superfície terrestre diariamente ou várias vezes por dia, dependendo do satélite. Quando há uma queimada em alguma área é emitida energia infravermelha, então o sensor do satélite gera um pixel georeferenciado

que indica a presença de um ou mais focos de calor. No caso do sensor AVHRR que é utilizado no satélite polar NOAA-12 a resolução é de aproximadamente 1,1 km por 1,1km. Entretanto, devido à forte energia emitida pelas queimadas, e por ser composta por vários pontos quentes, não é possível avaliar a área queimada com exatidão. Portanto, um foco de calor pode corresponder tanto uma pequena queimada como várias queimadas dentro de um pixel com cerca de 1 km^2 para satélites polares da série NOAA ou dentro um pixel de 16 km^2 para os satélites geoestacionários [20].

2.2 NOAA

O NOAA é um satélite do tipo heliossíncrono, ou seja, o satélite passa nas regiões com o sol numa posição aproximada a da passagem anterior, permitindo observar com determinada geometria de iluminação diferentes pontos do planeta. Ele gira numa órbita que permanece sempre no mesmo plano.

A sua principal utilização é a obtenção de informações meteorológicas através de seu sensor AVHRR. O sensor AVHRR fornece imagens no visível e no infravermelho de dia e de noite e tem resolução aproximada de 1,1 km por 1,1 km [6].

As imagens do AVHRR são adequadas para o monitoramento de queimadas e úteis para identificar focos de calor numa base rotineira e apropriada para uso operacional em tempo quase real para identificar e localizar focos de calor e queimadas. No entanto, não estima de forma exata o dimensionamento da área queimada [6].



Figura 2: Foto do satélite NOAA.

O NOAA -12 satélite de órbita a qual foi utilizado para o desenvolvimento do estudo deste trabalho através dos dados detectados por este satélite, foi lançado em órbita no dia 14/05/1991 e desativado em 09/08/2007.

2.3 Fractais

Um fractal é um objeto que apresenta invariância na sua forma na medida em que a escala, sob a qual o mesmo é analisado, é alterada, mantendo-se a sua estrutura [21].

A geometria fractal introduzida por Benoit Mandelbrot [22] pode ser utilizada para construir modelos capazes de representar os aspectos mais complexos das formas da natureza como árvores, linhas costeiras, nuvens, vasos sanguíneos, estruturas cardiopulmonares etc [22, 23, 24, 25].

Os fractais possuem duas características importantes: dimensão fractal, que representa o grau de ocupação deste no espaço e autosimilaridade, isto é, um fractal costuma apresentar cópias aproximadas de si mesmo em seu interior. Um pequeno pedaço é similar ao todo [22].

Os fractais podem ser classificados de acordo com grau da autosimilaridade em fractais determinísticos e fractais estocásticos.

2.3.1 Fractais Determinísticos

Os objetos geométricos que possuem autosimilaridade exata são denominados de fractais determinísticos [21]. A construção de um objeto fractal determinístico é feita por meio de um algoritmo de iteração.

Para exemplificar, no caso do Conjunto de Cantor mostrado na figura 3, a sua construção geométrica consiste de modo recursivo nos seguintes passos:

- Primeira etapa
 - Inicia-se tomando um intervalo $[0,1]$, segmento de reta de comprimento unitário;
 - Divide-se este segmento em 3 partes iguais, e tira-lhe o seu terço médio;
- Segunda etapa
 - Retira-se o terço médio de cada um dos dois segmentos restantes da primeira etapa;
- As próximas etapas são idênticas, as partes restantes são novamente divididas e delas são retirados os terços médios [21].

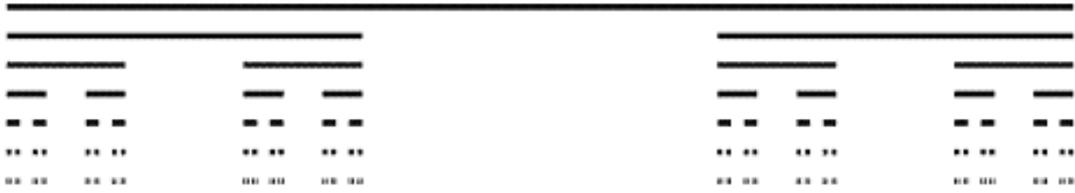


Figura 3: Construção do Conjunto de Cantor com sete etapas.

O cálculo da dimensão fractal consiste em diminuição da escala ℓ em b vezes resultando em um novo número de unidades de estrutura

$$N\left(\frac{\ell}{b}\right) = N(\ell)b^{D_F} \quad (2.1)$$

em que

$N(\ell)$ - é o número de unidades da estrutura em escala ℓ ;

A dimensão fractal é calculada por:

$$D_F = \frac{\log \frac{N(\ell/b)}{N(\ell)}}{\log b} \quad (2.2)$$

No caso do Conjunto de Cantor apresentado na figura 3, a dimensão fractal é $D_F = \frac{\log 2}{\log 3} = 0,63$

2.3.2 Fractais Estocásticos

Os fractais estocásticos são gerados por processos aleatórios como, por exemplo, árvores ramificadas, linhas costeiras, nuvens, estruturas cardiopulmonares (rede arterial, árvore traqueobronquial), etc. Possuem propriedade de autosimilaridade nas escalas b dentro de intervalo $s \ll b \ll S$ onde o limite inferior s é proporcional à distância entre os constituintes elementares do sistema (e.g. partículas), e o limite superior S é proporcional à dimensão linear do sistema como todo. Dentro deste intervalo de escala o volume $V(R)$ de região com dimensão linear R e dado por:

$$V(R) \propto R^{D_F} \quad (2.3)$$

em que

D_F , é a dimensão fractal do sistema inserido no espaço com dimensão D [24]. A dimensão fractal D_F é calculada como o coeficiente angular da reta de regressão do gráfico $\log V(R)$ versus $\log R$.



Figura 4: Brócolis um fractal natural, exemplo de fractal estocástico.

3 Métodos e Materiais

3.1 Dimensão Fractal

Um fractal pode ser avaliado através de sua dimensão fractal ou dimensão de Hausdorff-Besicovitch. A dimensão fractal, para um conjunto de pontos S , é um número real não negativo para o qual: $\lim_{r \rightarrow 0} N(r)r^{D_F}$ converge para um valor finito positivo em que:

r - representa o tamanho da medida de uma partição arbitrada do fractal.

$N(r)$ - é o número de partições tomadas do objeto fractal.

E a dimensão fractal D_F é calculada como segue:

$$D_F = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N(r)}{\log(\ell/r)} \quad (3.1)$$

Propriedades fractais caracterizam-se por apresentarem uma dependência em forma de uma lei de potência com a escala utilizada para medi-la. Para um objeto uniforme e compacto, D_F é um valor inteiro igual à dimensão topológica D_T . Mas, para um fractal, tem-se que D_F é um número fracionário maior do que a dimensão topológica [26]. A dimensão topológica pode ser definida como o número mínimo da união de subconjuntos de tamanhos arbitrariamente pequenos utilizados para cobrir o espaço de maneira que cada ponto esteja contido em no máximo d_{T+1} desses subconjuntos [22].

Existem vários métodos de estimativa da dimensão fractal, os mais usados são: Dimensão de Capacidade (Capacity Dimension), Dimensão de Correlação (Correlation Dimension) e Dimensão de Informação (Information Dimension).

3.1.1 Dimensão de Capacidade

Para encontrar a dimensão de capacidade (D_C) de um conjunto, assume-se que o número de elementos desse conjunto é inversamente proporcional a ϵ^D , em que ϵ é a escala de cobertura dos elementos do conjunto e D é uma constante. Por exemplo, suponha que para cobrir um segmento de uma linha com segmentos de reta de um determinado tamanho necessita de três segmentos de reta. Para cobrir o mesmo segmento de linha com segmentos de reta com metade do comprimento inicial, espera-se que sejam necessários seis segmentos de reta. Assim, o número de segmentos de reta requeridos para cobrir o segmento de linha é inversamente proporcional ao comprimento dos segmentos de reta.

Portanto, para objetos unidimensionais, temos:

$$N(\epsilon) = \frac{s}{\epsilon} \quad (3.2)$$

em que:

ϵ - representa o comprimento de segmento de reta.

$N(\epsilon)$ - é o número de segmentos de reta requerido para cobrir o conjunto.

s - é uma constante.

Considerando um objeto de um espaço bidimensional como um pedaço de papel, será necessário cobrir esse pedaço de papel com quadrados menores, então

$$N(\epsilon) = \frac{s}{\epsilon^2} \quad (3.3)$$

Generalizando, para um objeto D - dimensional, tem-se:

$$N(\epsilon) = \frac{s}{\epsilon^D} \quad (3.4)$$

E para obter o valor de D da equação 3.4, tomamos o limite de $\epsilon \rightarrow 0$, então tem-se que Dimensão de Capacidade D_C é dada por [26]:

$$D_C = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\epsilon)}{\log(\ell/\epsilon)} \quad (3.5)$$

3.1.2 Dimensão de Informação

A Dimensão de Informação (D_I) é relacionada ao conceito de entropia, ou seja, a informação perdida por um sistema é denotada por $\ell(\epsilon)$. Considere um espaço de estados ϕ , isto é, um espaço utilizado para representar o comportamento de um sistema cujas dimensões são variáveis desse sistema. Denominamos atrator um conjunto de valores desse espaço de estados para o qual o sistema migra no decorrer do tempo, podendo ser representado por um ponto ou uma coleção de pontos.

Para determinar D_I dividimos a região do atrator do espaço ϕ em células c de lado ϵ . Se o número de pontos contidos em uma determinada célula c_i do espaço ϕ é N_i , a probabilidade de essa célula estar ocupada é $p_i = N_i/N$, em que N , em que N é o número total de pontos na região do atrator. Então

$$\ell(\epsilon) = -p_i \log p_i \quad (3.6)$$

A dimensão de informação é definida como [26]

$$D_I = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{-\ell(\epsilon)}{\log \epsilon} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{p_i \log p_i}{\log \epsilon} \quad (3.7)$$

3.1.3 Dimensão de Correlação

A Dimensão de Correlação (D_{CORR}) pode ser calculada usando as distâncias $s(i, j)$ entre os pontos de um conjunto com N pontos, em que $s(i, j) = |X_i - X_j|$.

A função de correlação $C(r)$ é calculada através de:

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \{\text{número de pares } (i, j), \text{ com } s(i, j) < r\} \quad (3.8)$$

Podemos escrever $C(r)$ de uma forma mais matemática como:

$$C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=j+1}^N \theta(r - |X_i - X_j|) \quad (3.9)$$

em que:

θ é a função degrau de Heaviside, descrita como

$$\theta(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases}$$

Para objetos fractais a função de correlação segue uma lei de potência e a dimensão de correlação é calculada como [26].

$$D_{CORR} = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log C(r)}{\log r} \quad (3.10)$$

De forma geral estas estatísticas (dimensões) são diferentes entre si para um mesmo objeto fractal, no entanto se o objeto for um monofractal teremos igualdade nos valores das dimensões, $D_C = D_I = C_{CORR}$.

3.1.4 Espectro Multifractal

Em contraste com fractais simples (ou monofractais), os multifractais são caracterizados por uma hierarquia de expoentes. Mais precisamente, multifractais podem ser vistos como entrelace de simples fractais. Nesse entrelace há diferentes membros, em que cada membro possui sua dimensão fractal [24, 27].

Para testar se um objeto geométrico pode ser tratado como um multifractal, ou como um monofractal, primeiro precisa se calcular as dimensões de capacidade e de correlação, e se forem diferentes, realiza-se a análise multifractal usando o cálculo de dimensão generalizada e do espectro multifractal.

Para calcular a dimensão multifractal generalizada à estrutura analisada precisa ser coberta com caixas de aresta de tamanho ℓ e registrar os valores de M_i dos números de partículas dentro da i -ésima caixa. A dimensão generalizada D_q é definida por

$$\sum_i \left(\frac{M_i}{M_0} \right)^q \sim \left(\frac{\ell}{L} \right)^{(q-1)D_0} \quad (3.11)$$

em que M_0 é o número total das partículas do sistema e q é uma variável contínua que torna possível quantificar as propriedades fractais em diferentes escalas. As dimensões generalizadas D_0 , D_1 , e D_2 representam a dimensão de capacidade, dimensão de informação e dimensão de correlação respectivamente. Para monofractais todas as dimensões generalizadas são iguais e D_q é constante, enquanto para multifractais D_q é uma função monótona decrescente [27].

Sendo $f(\alpha)$ entendido como a dimensão fractal da união de regiões com singularidade entre α e $\alpha + d\alpha$, α variando entre $[-\infty, \infty]$. A relação entre a função D_q e o espectro multifractal $f(\alpha)$ é feita via transformação de Legendre:

$$f(\alpha(q)) = q\alpha(q) - \tau(\alpha) \quad (3.12)$$

em que

$$\alpha(q) = \frac{d\tau(\alpha)}{dq} \quad (3.13)$$

e

$$\tau(\alpha) = (q - 1)D_q \quad (3.14)$$

é o expoente de correlação de massa da q -ésima ordem. No caso de monofractal, a dimensão fractal não depende de q ($D_q \equiv D$), e usando as equações 3.13 e 3.14 tem-se $f(\alpha) = D$ e o espectro $f(\alpha)$ consiste um único ponto, em que $f(\alpha)$ é igual a dimensão fractal do sistema. Estruturas monofractal deve ser, portanto, representada por um único ponto no gráfico de dispersão, enquanto estruturas multifractais são caracterizadas por um espectro $f(\alpha)$ não trivial.

3.2 Área de Estudo

Este trabalho teve como área de estudo o Brasil, localizado na porção centro-oriental do continente sul-americano, entre as coordenadas geográficas de 5°16'20"de latitude norte; 33°44'32"latitude sul; 34°47'30"de longitude leste; e 73°59'32"longitude oeste, com seu litoral banhado pelo oceano Atlântico [28].

3.3 Dados

Para o desenvolvimento desta dissertação, os dados foram obtidos a partir do banco de dados provenientes de monitoramento de focos de queimadas, disponíveis no site do Instituto Nacional das Pesquisas Espaciais (INPE) [6]. Neste estudo analisaremos os dados do satélite NOAA-12 durante o período 1998-2006, com cerca de 1,5 milhões observações. O banco de dados possui diversas informações, mas para este estudo utilizou-se apenas latitude, longitude e tempo de ocorrência. No que segue encontram-se algumas estatísticas descritivas destes dados, junto com observações gerais sobre o fenômeno.

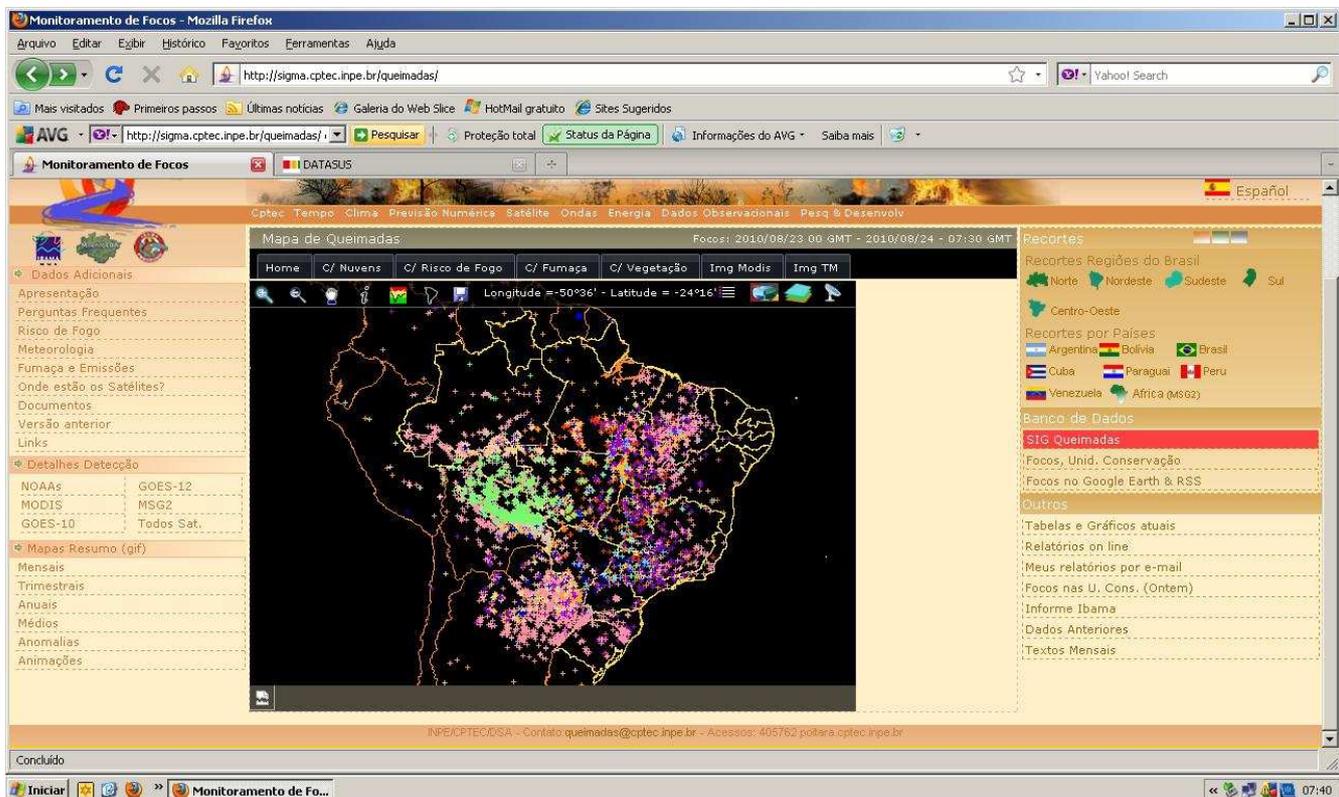


Figura 5: Site do banco de dados.

Os mapas abaixo (Figuras 6 a 8) mostram a localização de todos os pontos que representam o local de monitoramento dos focos de calor no período estudado entre os anos 1998 a 2006. Observa-se que existem flutuações em densidade em diversas regiões, entre os anos, cujo entendimento através das análises espaciais e temporais representa objeto dos diversos estudos, inclusive o trabalho atual.

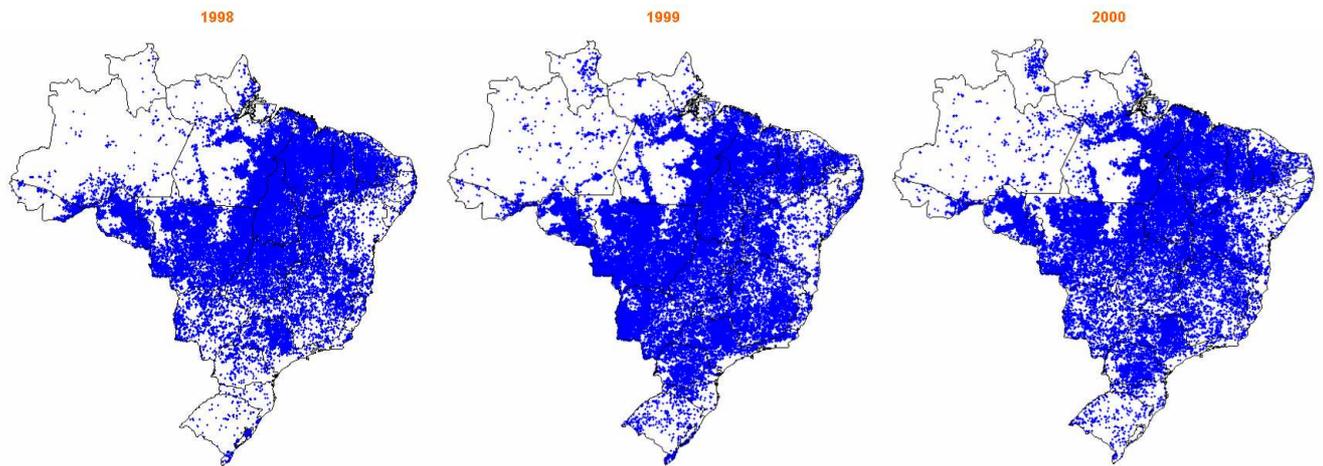


Figura 6: Distribuição espacial dos dados de focos de calor no Brasil, em 1998, 1999 e 2000.

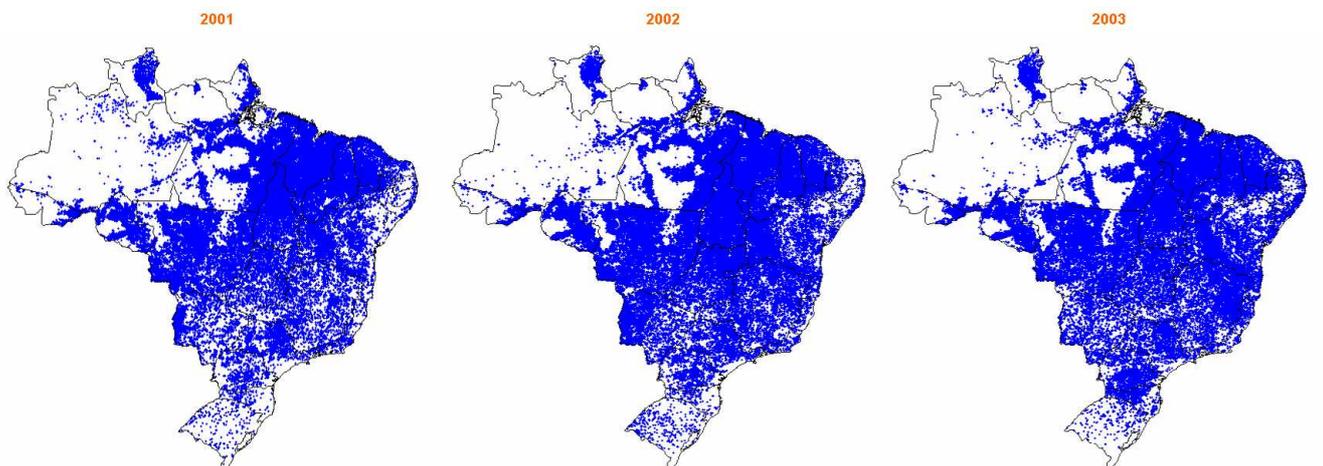


Figura 7: Distribuição espacial dos dados de focos de calor no Brasil, em 2001, 2002 e 2003.

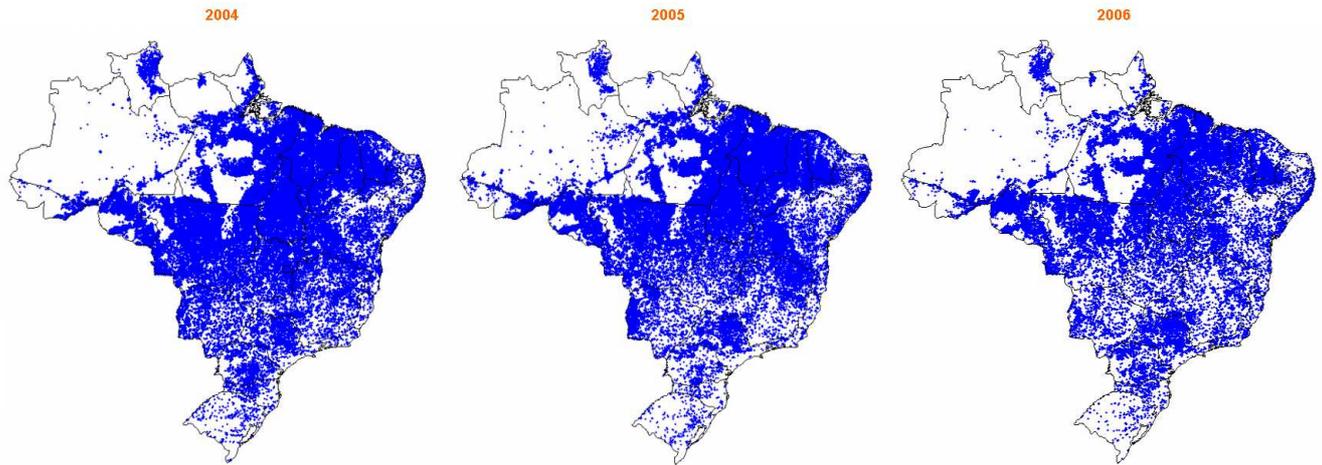


Figura 8: Distribuição espacial dos dados de focos de calor no Brasil, em 2004, 2005 e 2006.

Na Figura 9, é representado o histograma das freqüências dos focos de calor no Brasil no período de 1998 a 2006, com valores numéricos dados na Tabela 2. Observou-se um número elevado de focos de calor nos anos de 2002 a 2005.

Tabela 2: Número de focos detectados por ano pelo satélite NOAA 12 durante 1998 a 2006.

Ano	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
Focos	123.904	134.608	101.538	145.568	234.369	210.929	232.621	225.644	177.230

Na Figura 10, é representado o histograma das freqüências acumuladas dos focos de calor no Brasil por mês durante o período de 1998 a 2006, com valores numéricos dados na Tabela 3. Observou-se que no segundo semestre houve aumento no número de focos de calor, principalmente nos meses de agosto, setembro e outubro.

Tabela 3: Número de focos detectados por mês pelo satélite NOAA 12 durante 1998 a 2006.

Meses	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Focos	15.926	10.737	11.513	9.029	22.820	64.666	97.120	319.617	428.374	308.893	161.021	76.785

Durante o período entre os anos 1998 a 2006, o satélite NOAA 12, registrou cerca de 1.526.501 focos de calor no Brasil. Deste total (valores acumulados no período) 28,06% dos focos (428.374 casos) ocorreram somente no mês de setembro, onde houve o maior número destas ocorrências. Seguido por agosto com 20,94% (319.617 casos) e pelo mês de outubro com 20,24% (308.893 casos) (Tabela 3).

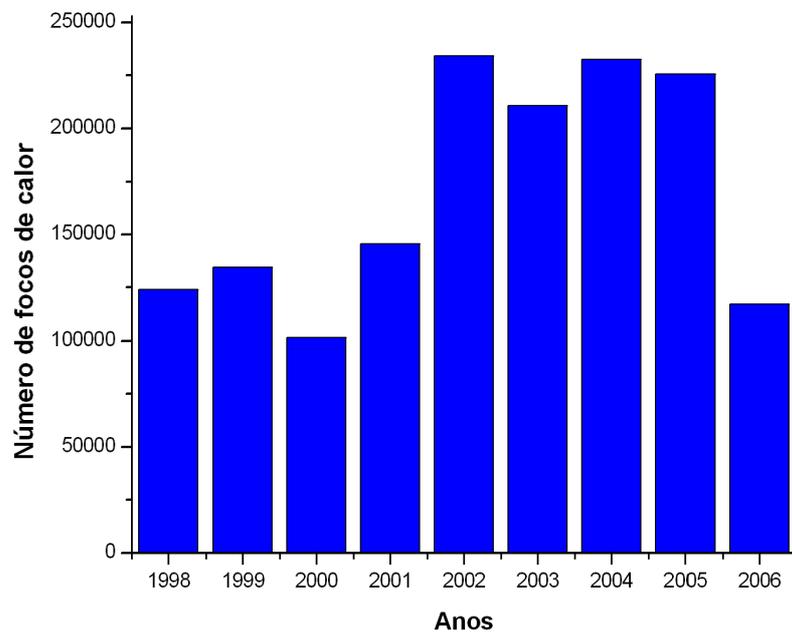


Figura 9: Histograma: Número de focos de calor no Brasil por ano durante o período 1998 a 2006.

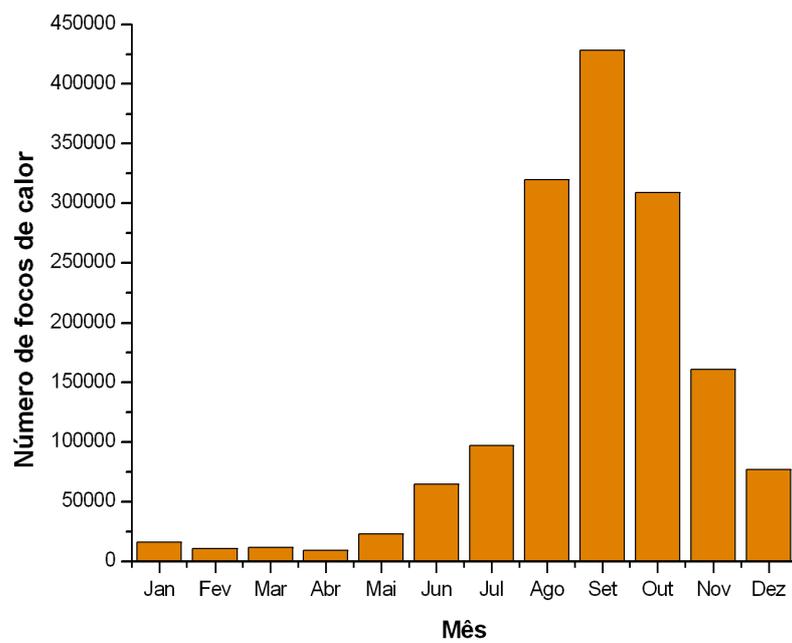


Figura 10: Histograma: Número de focos de calor no Brasil por mês durante o período 1998 a 2006.

3.4 Análise

A análise deste presente trabalho é baseada na integral de correlação [13], conhecida na literatura como "integral do Procaccia", usada para estimar a dimensão de correlação (D_{CORR}). A dimensão de correlação da distribuição espacial de N focos de calor é dada por:

$$D_{CORR} = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log C(r)}{\log r} \quad (3.15)$$

em que:

$C(r)$ - é a função de correlação, que mostra a existência ou não de correlação entre dois eventos.

r - distância angular entre dois eventos (focos de calor).

A função de correlação mede o agrupamento do conjunto de pontos e é determinado pela seguinte relação [10]:

$$D_{CORR} = \frac{2N_{R<r}}{N(N-1)} \quad (3.16)$$

em que:

$N_{R<r}$ - número de pares de eventos separados por uma distância $R < r$.

N - quantidade de focos de calor.

A distância angular r entre dois eventos é calculada por:

$$r = R \cos^{-1} [\cos \theta_1 \cos \theta_2 + \sin \theta_1 \sin \theta_2 \cos (\phi_1 - \phi_2)] \quad (3.17)$$

em que:

R - medida do raio da Terra;

$\theta = (90 - \text{latitude}) \times \frac{\pi}{180}$ - é colatitude ou ângulo polar do evento, no intervalo $0 < \theta < \pi$;

$\phi = \text{longitude} \times \frac{\pi}{180}$ - é o ângulo de azimute $0 < \phi < 2\pi$.

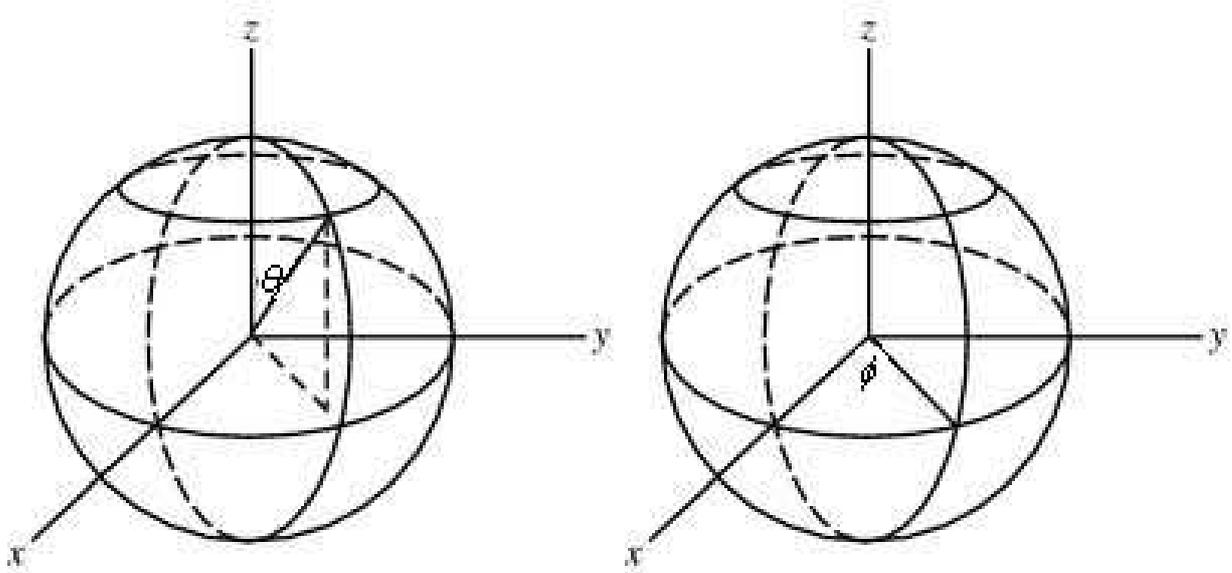


Figura 11: (A) Colatitude ou ângulo polar do evento. (B) Ângulo de azimute.

Se a sequência de eventos é fractal no domínio espacial, então:

$$C(r) \approx r^{D_{CORR}} \quad (3.18)$$

A dimensão de correlação (D_{CORR}) é calculada usando o coeficiente angular da reta obtida pela regressão do gráfico $\log C(r)$ versus $\log r$.

Os cálculos numéricos, necessários para implementação desta análise dos dados, foram conduzidos com um programa dedicado para este fim, desenvolvido em linguagem C e as análises foram realizadas através do software Microcal Origin (versão 6.0).

4 Resultados e Discussão

Neste item serão apresentados os resultados da aplicação da integral de correlação, método usado para estimar a dimensão de correlação (D_{CORR}) entre focos de calor.

As figuras seguintes apresentam os resultados obtidos para cada ano. Observa-se na Figura 12 que todos os anos demonstram comportamento praticamente idêntico. As ocorrências de focos de calor do ano 1998 não são completas, ou seja, não têm registros de focos de calor nos cinco primeiros meses do ano, pois o satélite NOAA-12 passou a detectar focos de calor a partir do mês de junho, porém os meses "faltantes" (janeiro a maio) são com menor frequência de focos, de acordo com os valores apresentados na Tabela 5. Contudo os resultados têm comportamento idêntico aos demais anos com dados completos (anos entre 1999 a 2006).

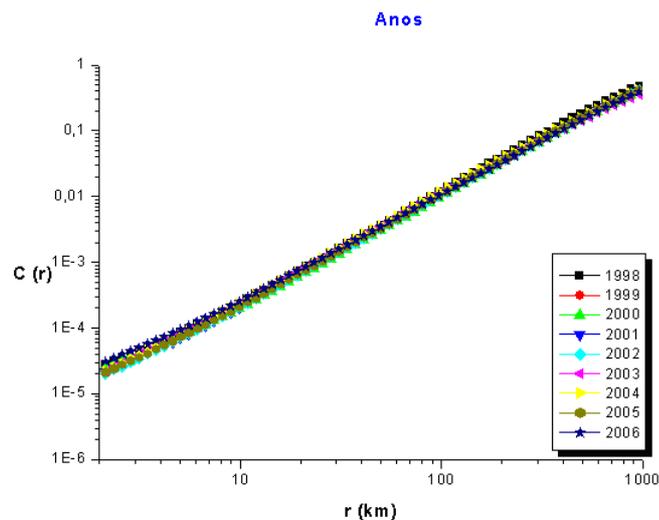


Figura 12: Gráfico log-log de $C(r)$ por r (km) do conjunto de dados para todos os anos.

As Figuras 13 a 21 apresentam os gráficos log-log obtidos pela aplicação do método dimensão fractal, descrito na seção 3.4.

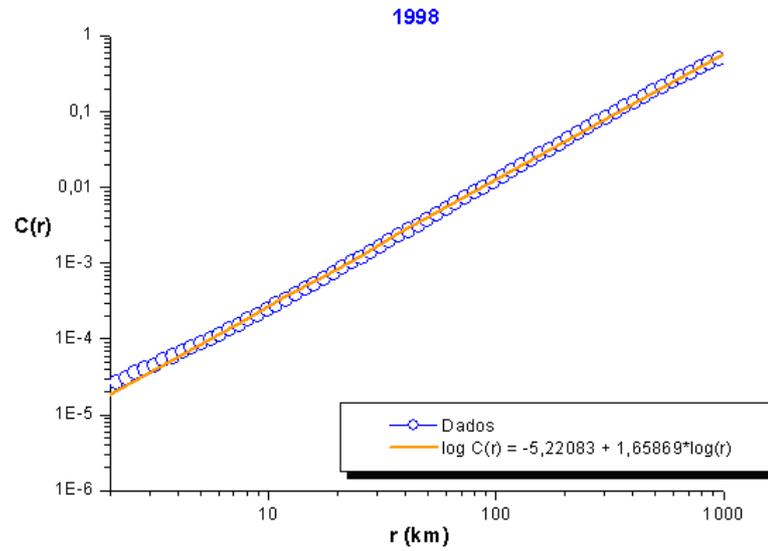


Figura 13: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 1998.

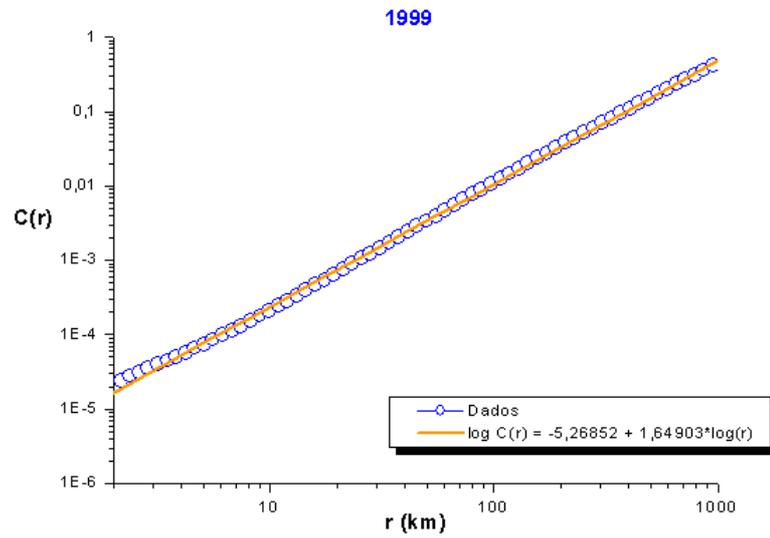


Figura 14: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 1999.

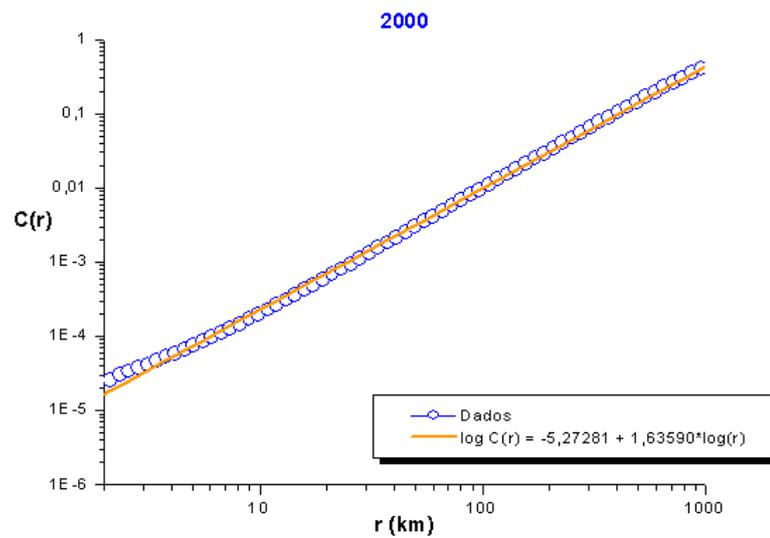


Figura 15: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2000.

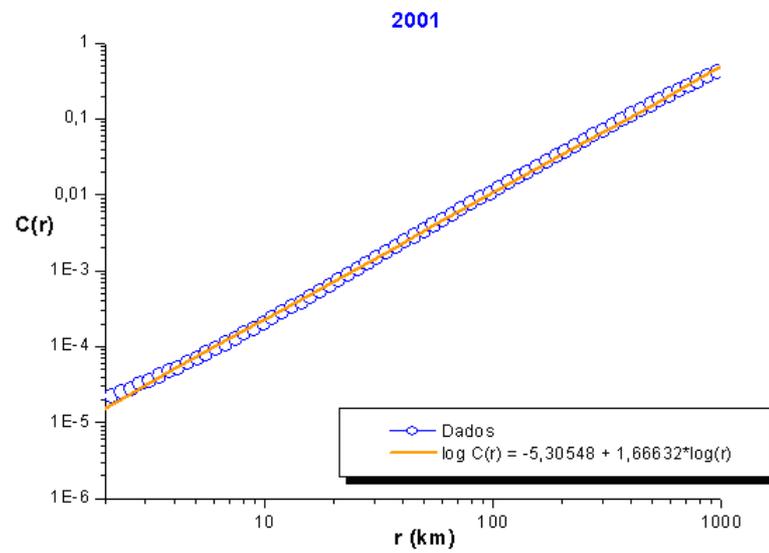


Figura 16: Gráfico log-log de C(r) por r(km) do ano 2001.

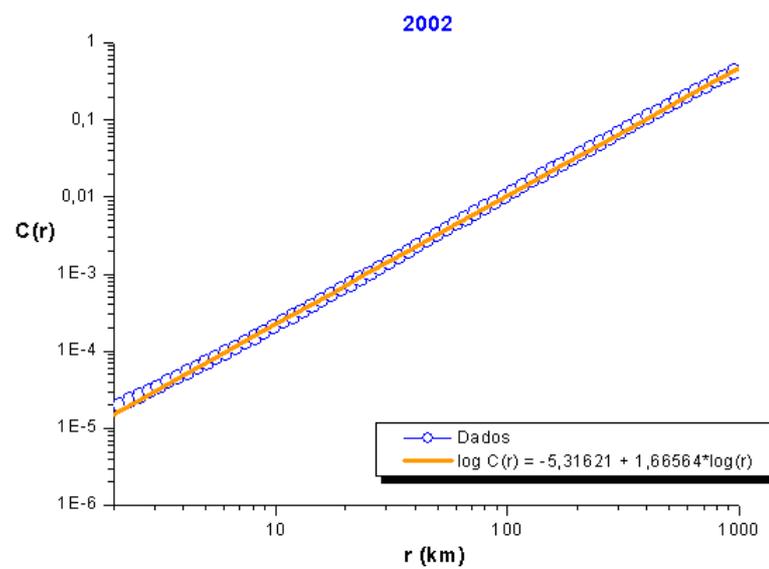


Figura 17: Gráfico log-log de C(r) por r(km) do ano 2002.

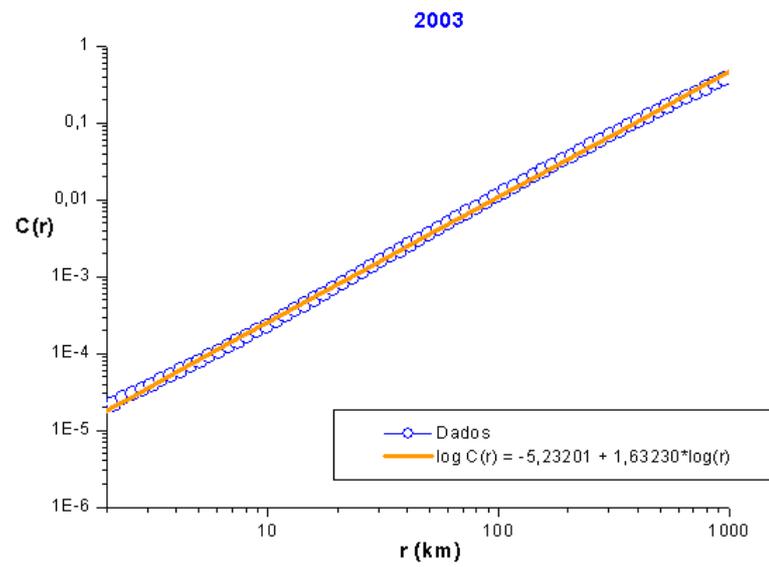


Figura 18: Gráfico log-log de C(r) por r(km) do ano 2003.

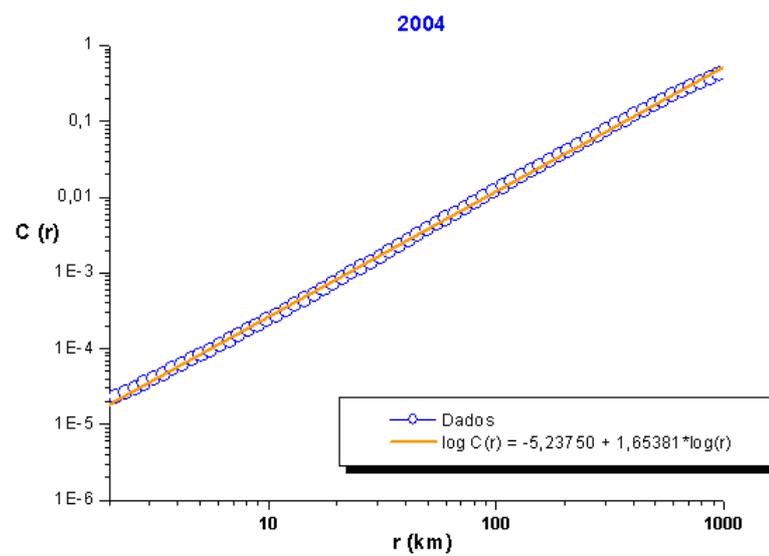


Figura 19: Gráfico log-log de C(r) por r(km) do ano 2004.

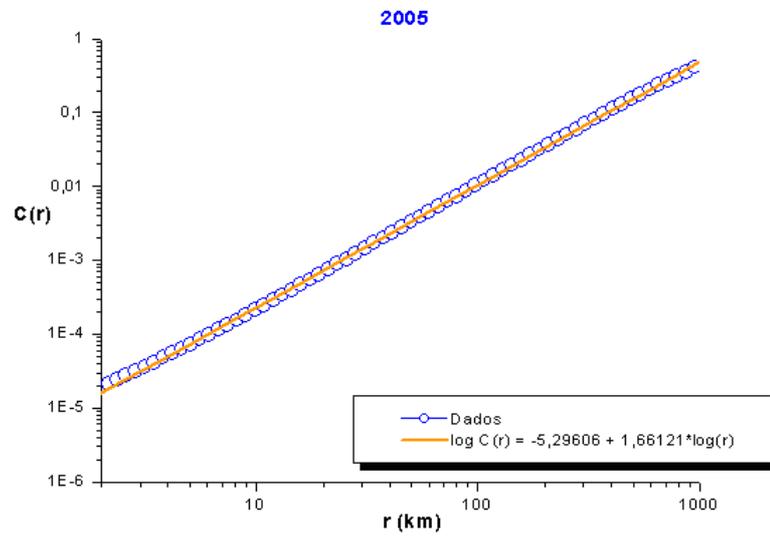
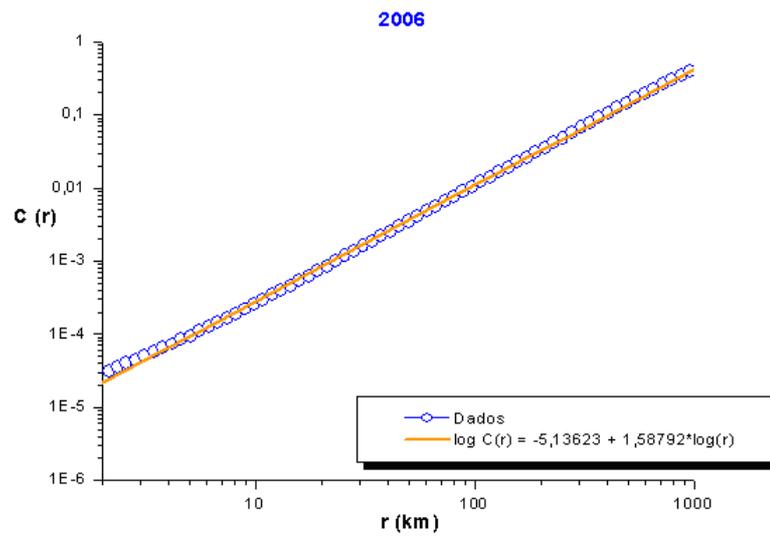
Figura 20: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2005.Figura 21: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do ano 2006.

Tabela 4: Resultados computacionais das dimensões de correlação para os anos.

Ano	$D_{CORR} \pm error$	R^2	SD
1998	$1,65869 \pm 0,00558$	0,99928	0,03496
1999	$1,64903 \pm 0,00565$	0,99926	0,03537
2000	$1,6359 \pm 0,0079$	0,99854	0,04945
2001	$1,66632 \pm 0,00475$	0,99948	0,02975
2002	$1,66564 \pm 0,00324$	0,99976	0,02029
2003	$1,6323 \pm 0,00413$	0,99960	0,02587
2004	$1,65381 \pm 0,00368$	0,99968	0,02307
2005	$1,66121 \pm 0,00366$	0,99970	0,02291
2006	$1,58792 \pm 0,00503$	0,99936	0,0315

Os gráficos (Figuras 13 a 21) representam os resultados obtidos ano a ano. Verificou-se que o comportamento (relação entre $C(r)$ versus r) apresentado de cada ano é linear. E para o ajuste deste comportamento aplicou-se o modelo linear:

$$\log C(r) = a + b * \log r \quad (4.1)$$

em que:

$C(r)$ - é a função de correlação;

r - distância angular entre dois eventos;

a e b - coeficientes do modelo linear.

Sendo que a é uma constante, que representa a interceptação da reta com o eixo vertical; e b representa o valor da dimensão fractal.

A Figura 22 mostra o comportamento apresentado para os meses acumulados durante o período estudado.

As Figuras seguintes apresentam os resultados obtidos para cada mês com o número de focos acumulado durante o período estudado (1998 a 2006).

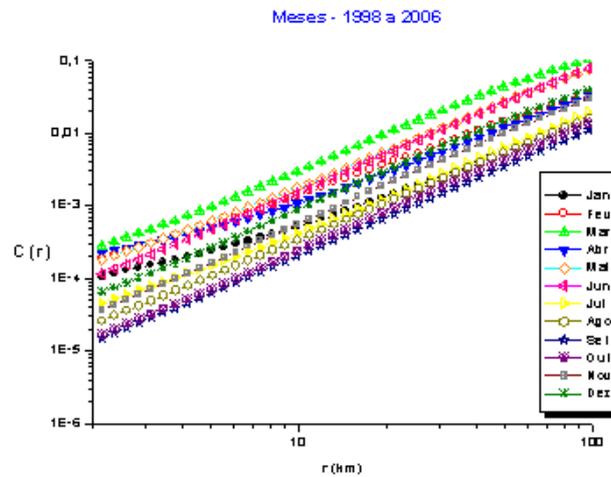


Figura 22: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para todos os meses (valores acumulados entre 1998 a 2006).

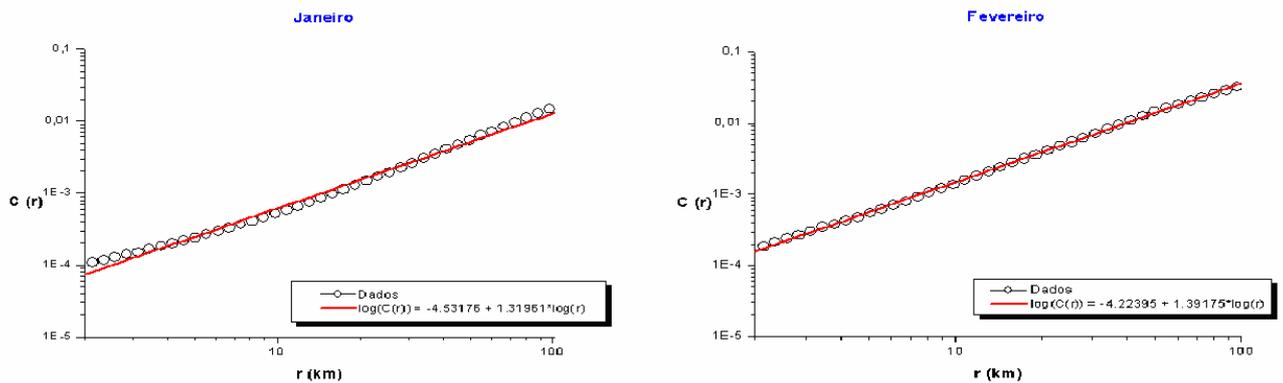


Figura 23: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Janeiro e Fevereiro (valores acumulados entre 1998 a 2006).

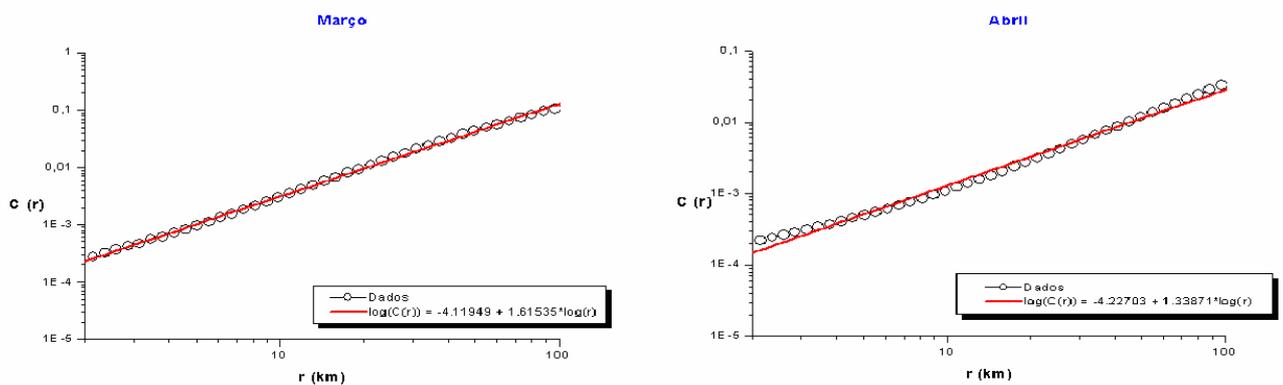


Figura 24: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Março e Abril (valores acumulados entre 1998 a 2006).

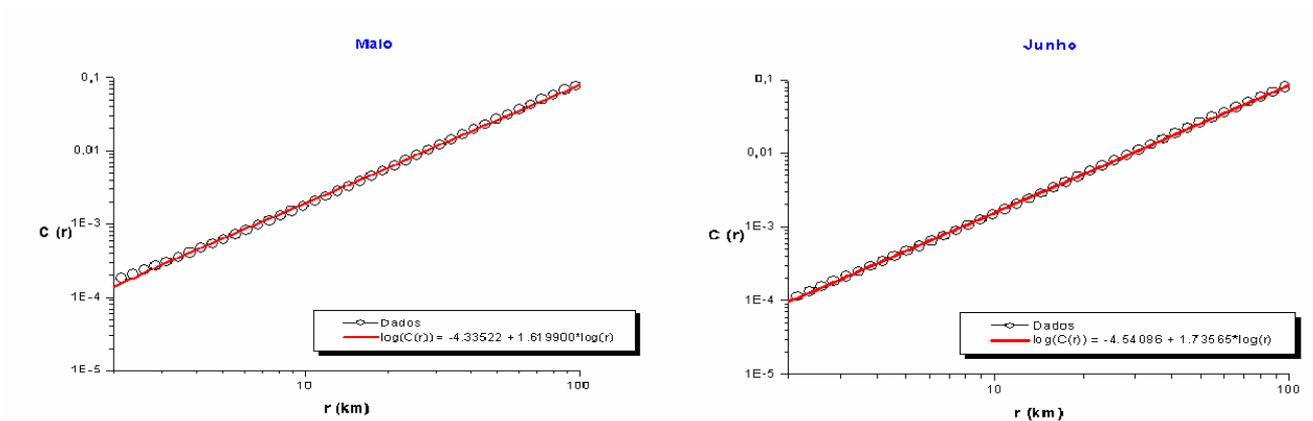


Figura 25: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Maio e Junho (valores acumulados entre 1998 a 2006).

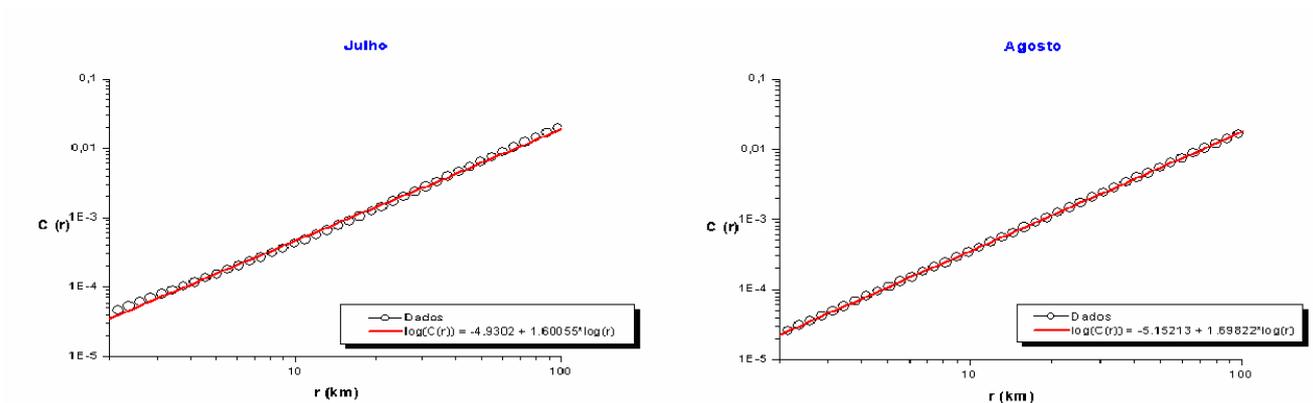


Figura 26: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Julho e Agosto (valores acumulados entre 1998 a 2006).

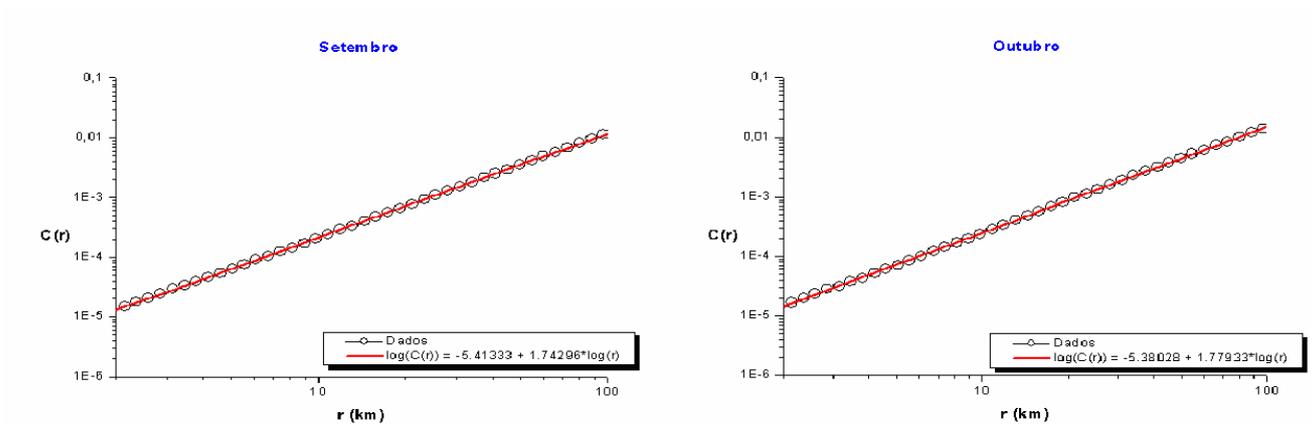


Figura 27: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Setembro e Outubro (valores acumulados entre 1998 a 2006).

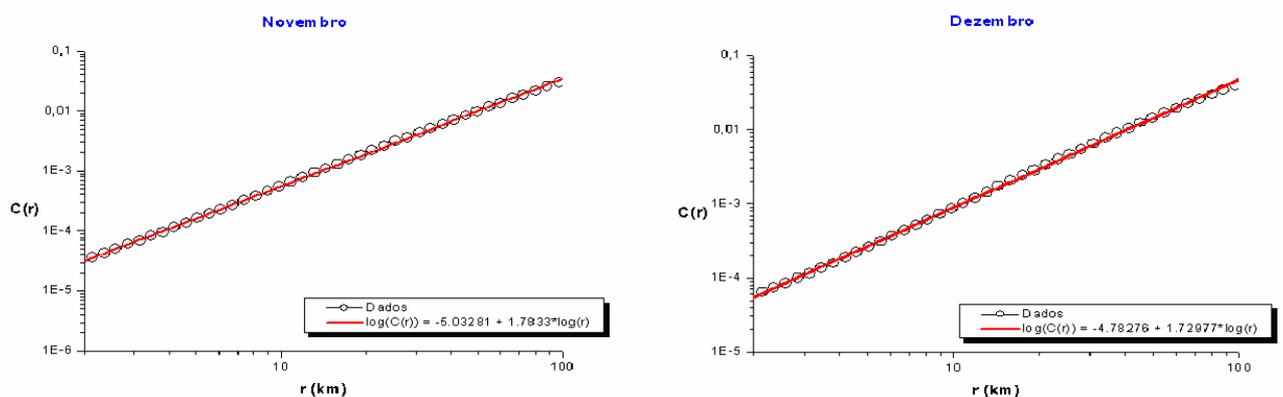


Figura 28: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ do conjunto de dados para os meses de Novembro e Dezembro (valores acumulados entre 1998 a 2006).

As Figuras 23 a 28 apresentam os gráficos log-log obtidos pela aplicação da equação 4.1, e observa-se que para os meses de janeiro e abril o ajuste linear não houve um bom ajuste devido à existência de dois regimes de linearidade. Os resultados apresentados na Tabela 5 mostram que o valor da dimensão fractal para meses de janeiro e abril é de aproximadamente 1,33, diferentes dos restantes dos meses que ficou dentro do intervalo de 1,60 a 1,78, exceto o mês de fevereiro que foi de 1,34, mas que houve um bom ajuste

linear para este mês (vê Figuras 23 a 28). Em particular, o comportamento das correlações espaciais para as distâncias menores do que 10km, com dimensão fractal próxima a unidade, é diferente do observado para outros meses e/ou maiores distâncias. Isso indica que nestes meses (janeiro e abril) existem algumas condições (ou atividades) que causam este efeito, o que exige estudos fenomenológicos para melhor entendimento.

Tabela 5: Resultados computacionais das dimensões de correlação para os meses.

Meses (1998 a 2006)	$D_{CORR} \pm error$	R^2	SD
Janeiro	$1,31961 \pm 0,01843$	0,99622	0,05781
Fevereiro	$1,34175 \pm 0,00578$	0,99966	0,01814
Março	$1,61535 \pm 0,00816$	0,99950	0,02558
Abril	$1,33871 \pm 0,01892$	0,99613	0,05932
Mai	$1,61990 \pm 0,00718$	0,99962	0,02252
Junho	$1,73565 \pm 0,00353$	0,99992	0,01109
Julho	$1,60055 \pm 0,01045$	0,99917	0,03278
Agosto	$1,69822 \pm 0,00130$	0,99999	0,00407
Setembro	$1,74296 \pm 0,0024$	0,99992	0,00754
Outubro	$1,77933 \pm 0,00335$	0,99986	0,0105
Novembro	$1,7833 \pm 0,00392$	0,99982	0,0123
Dezembro	$1,72977 \pm 0,0059$	0,99954	0,0185

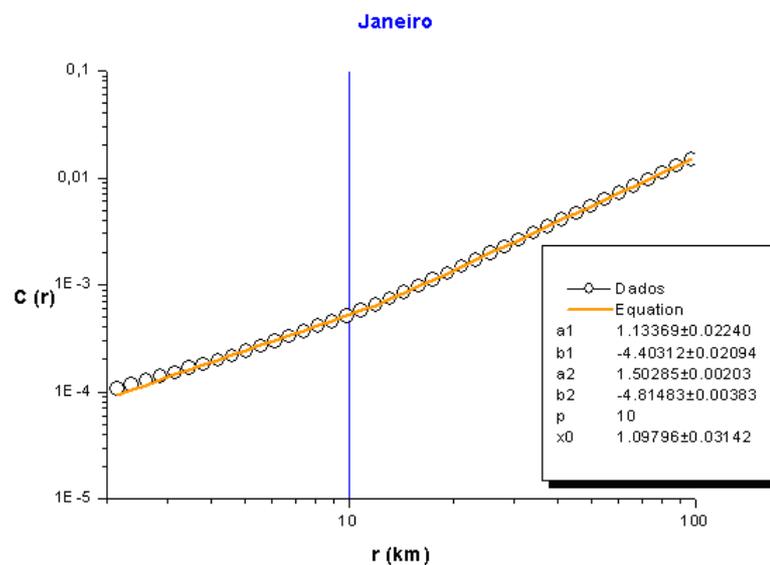


Figura 29: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ para o mês de Janeiro com ajuste para duas regiões de linearidade.

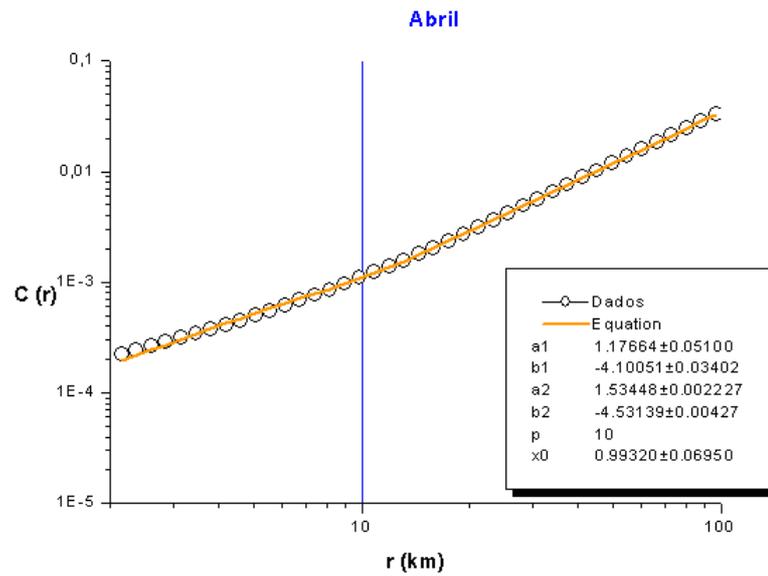


Figura 30: Gráfico log-log de $C(r)$ por $r(\text{km})$ para o mês de Abril com ajuste para duas regiões de linearidade.

Tabela 6: Resultados computacionais das dimensões fractais para os meses com comportamento com duas regiões de linearidade.

Meses	a_1	a_2	
(1998 a 2006)	$D_{CORR} \pm error$	$D_{CORR} \pm error$	Chi^2
Janeiro	$1,13369 \pm 0,02240$	$1,50285 \pm 0,00203$	$1,61E-10$
Abril	$1,17664 \pm 0,05100$	$1,53448 \pm 0,00227$	$1,15E-09$

No entanto, os gráficos (Figuras 29 e 30), apresentam duas regiões de linearidade, ou seja, dois coeficientes lineares: a_1 e a_2 . Para estimar a_1 e a_2 , utilizamos o seguinte método: Assumimos que a função $f(x)$ tem um forma funcional dada por

$$f(x) = (a_1x + b_1)\theta(x_0 - x) + (a_2x + b_2)\theta(x - x_0) \quad (4.2)$$

em que:

$\theta(x)$ é a função degrau de Heaviside: $\theta(x) = 0$ para $x < 0$, e $\theta(x) = 1$ para $x \geq 0$.

e

(a_1, b_1) - parâmetros da reta $f_1(x) = a_1x + b_1$;

(a_2, b_2) - parâmetros da reta $f_2(x) = a_2x + b_2$;

x_0 - ponto de intersecção das retas.

Incluindo o efeito de curvatura próximo de x_0 , podemos substituir a função $\theta(x - x_0)$ pela sua representação suave dada por $1 / \{1 + \exp [p(x - x_0)]\}$ em que p é o parâmetro de suavização. Então temos a função (4.2) como

$$f(x) = \frac{a_1x + b_1}{1 + \exp^{p(x-x_0)}} + \frac{a_2x + b_2}{1 + \exp^{-p(x-x_0)}} \quad (4.3)$$

5 Conclusão

A detecção de focos de calor, por meio de sensoriamento remoto, através do monitoramento de satélite é de grande importância, pois através da detecção, pode-se identificar possíveis queimadas, estimar e prever riscos de queima de vegetação e as emissões produzidas. Além de ser útil para regiões remotas sem meios intensivos de acompanhamento como, por exemplo, torres de observação que mantêm comunicação direta com brigadas de combate de fogo, é importante também ter um conhecimento da distribuição espacial dessas possíveis ocorrências de queimadas, períodos mais críticos do ano, vegetação mais atingida. O NOAA tem como principal utilização a obtenção de informações meteorológicas através de seu sensor AVHRR. O sensor AVHRR fornece imagens no visível e no infravermelho de dia e de noite e tem resolução aproximada de 1,1 km por 1,1 km. Os focos de calor são procedentes de análise de imagens de dados de diferentes satélites e têm se tornado importante indicador. Pois mostra onde, quando e com que frequências as queimadas são apresentadas.

Neste trabalho, o principal objetivo consiste em identificar correlações espaciais de focos de calor no Brasil detectados pelo satélite NOAA 12, durante o período 1998-2006, e fornecer auxílio na escolha de modelos teóricos inferenciais que se expressem por meio de distribuição espacial através da correlação espacial, propriedade dos processos estocásticos gerados deste fenômeno a partir do cálculo da dimensão fractal usando o método desenvolvido por Grassberger e Proccacia [13]. Os dados de estudo basearam-se nos focos de calor detectados no Brasil pelo satélite NOAA -12 no período 1998 - 2006.

Um estudo recente [10] mostra a existência de correlações espaciais em incêndios florestais na região Central da Itália. O estudo comprovou que uma região com escala aproximadamente entre 800m a 52km, a dimensão de correlação foi de $D_{CORR} \approx 1,5$, indicando que a distribuição espacial dos incêndios florestais é bastante heterogênea com presença de estrutura espaço-tempo de correlação entre os eventos. 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 a área queimada. Os resultados obtidos

neste trabalho são consistentes com os resultados obtidos para os processos estocásticos presentes deste fenômeno. A dimensão de correlação observada para os focos de calor é aproximadamente $D_{CORR} \approx 1.6$ para os anos individuais, bem como para a maioria dos meses (com dados acumulados para cada mês para ao longo do todo período estudado). O comportamento apresentado observado das correlações espaciais para as distâncias menores do que 10km dos meses de janeiro e abril, mostrou-se ser diferente do observado para outros meses e/ou maiores distâncias, indicando que nestes meses existem algumas condições (ou atividades) que causam este efeito, o que exige estudos fenomenológicos para melhor entendimento.

Em suma, concluímos que os resultados obtidos neste trabalho, com a utilização do cálculo da dimensão fractal através do método dimensão de correlação, equação 3.18, devem ser levados em consideração no desenvolvimento e validação dos modelos teóricos e computacionais dos processos estocásticos geradores deste fenômeno. Bem como fenômenos relacionados com as características de fogos, como, por exemplo, áreas de risco, incêndios atualmente ativos, área queimada, fumaça, emissão de carbono etc., pois vários satélites, com características diferentes de resolução espacial, estão disponíveis e monitoram essas ocorrências. A existência de duas regiões de linearidade para alguns meses mostra um possível comportamento multifractal (multifractalidade) das séries de focos de calor. Portanto, para este tipo de fenômeno climático, a aplicação do método espectro multifractal poderá ser utilizado em trabalhos futuros, na qual poderá responder a existência desses dois regimes de linearidade.

6 Referências Bibliográficas

- [1] CÂMARA, G., MONTEIRO, A. M. V., DRUCK & S., CARVALHO, M. S. Análise espacial de dados geográficos. Planaltina, DF: EMBRAPA Cerrados, 2004.
- [2] SANTOS, Simone M., SOUZA, Wayner V. Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública. Fundação Oswaldo Cruz - Brasília: Ministério da Saúde, 2007.
- [3] CÂMARA, G., MONTEIRO, A. M. V., MEDEIROS, J. S. Geoprocessamento para projetos ambientais. INPE 1998.
- [4] CARMONA-MORENO, C., BELWARD, A., MALINGREAU, J.P., HARTLEY, A., GARCIA-ALEGRE, M., ANTONOVSKIY, M., BUCHSHTABER, V., PIVOVAROV, V. Characterizing interannual variations in global fire calendar using data from Earth observing satellites. *Global Change Biology*, v. 11, pp. 537-1555, 2005.
- [5] PU, R., LI, Z., GONG, P., CSISZAR, I., FRASER, R., HAO, W.M., KONDRAGUNTA, S., WEND, F. Development and analysis of 12-year daily 1-km forest fire dataset across North America from NOAA/AVHRR data. *Remote sensing of environment*, v. 108, pp. 198-208, 2007.
- [6] INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Queimadas (Monitoramento de focos), <http://sigma.cptec.inpe.br/queimadas/>
- [7] LOHMANN, M., MARTINI, L., DEPPE, P. Avaliação temporal de focos de calor no Estado do Paraná (1999 a 2006). *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Florianópolis ,SC, 2007. pp. 4439, 4446.
- [8] ARAGÃO, L.E.O.C., SHIMABUKURO, Y.E. The incidence of fire in Amazonian forests with implications for REDD. *Science*, v. 328, pp. 1275-1278, 2010.
- [9] ARAGÃO L.E.O.C., MALHI, Y., BARBIER, N., LIMA, A., SHIMABUKURO, Y., ANDERSON, L., SAATCHI, S. Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazon. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, v. 363, pp. 1779-1785, 2008.
- [10] TELESCA, L., AMATUCCI, G., LASAPONORA, R., LOVALLO, M., e RODRIGUES, M. J. Space-time fractal properties of the forest-fire series in central Italy, *Comm. Nonlin. Anal. Numeric. Simul.*, 12, 1326-1333, 2007.

- [11] RICOTTA, C., AVENA, G.C. Fractal modelling of remotely sensed two-dimensional net primary production pattern with anual cumulative AVHRR NDVI data. *International Journal of Remote Sensing*, v. 19 pp. 2413-2418, 1998.
- [12] MILNE, B.T. Measuring the fractal geometry of landscapes. *Applied Mathematics and Computation*, v. 27, pp. 67-79, 1988.
- [13] GRASSBERGER, P, PROCACCIA, I. Measuring the strangeness of strange attractors. *Physica D*, pp189-208, 1983.
- [14] COELHO, F.F., GUASSELLI, L.A. Análise espacial dos focos de calor, no período entre 2000 e 2006, no Estado do Rio Grande do Sul. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Natal, Brasil, 25-30 abril 2009, INPE, p. 5151-5158.
- [15] IBAMA. Programa de Prevenção e Controle às Queimadas e aos Incêndios Florestais no Arco do Desflorestamento - PROARCO. Brasília, 2002.
- [16] DEPPE, F., PAULA., E. V. de, MENEGHETTE, C. R. e VOSGERAU, J. Comparação de índice de risco de incêndio florestal com focos de calor no estado do Paraná. *Revista Floresta*. Curitiba/PR: Fundação de Pesquisas Florestais do Paraná (FUPEF), v. 34, nº. 2, pp119-126, maio/agosto, 2004.
- [17] DALE, M. R. T., *Spatial Pattern Analysis in Plant Ecology*. Cambridge University Press. Cambridge, 1999.
- [18] PODUR, J., MARTELL, D. L. and CSILLAG, F. Spatial patterns of lightning-caused forest fires in Ontario, 1976-1998. *Ecological Modelling*, v164, pp1-20. 2003.
- [19] TUIA D., LASAPONARA, R., TELESCA, L., KANEVSKI, M. Emergence of spatiotemporal patterns in forest-fire sequences. *Physica A*, v. 387, pp. 3271-3280, 2008.
- [20] VASCONCELOS, S. S de; ROCHA, K. da S., SELHORST, D, PANTOJA, N. V. BROWN, I. F. Evolução de focos de calor nos anos de 2003 e 2004 na região de Madre de Dios/Peru - Acre/Brasil - Pando/Bolívia (MAP): uma aplicação regional do banco de dados INPE/IBAMA. *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Goiânia, Brasil, 16-21 abril 2005, INPE, pp. 3411-3417.
- [21] ASSIS, T. A. de, MIRANGA, J. G. V., MOTA, F. de B., ANDRADE, R. F. S., CASTILHO, C. M. C de. Geometria fractal: propriedades e características de fractais ideais. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, v. 30, nº. 2, 2008.
- [22] Mandelbrot, B.B. *The Fractal Geomeytry of Nature*. San Francisco: Freeman, 1982. 468 p.
- [23] Feder, J. *Fractals*. New York: Plenum, 1988. 283 p.
- [24] Vicsek, T. *Fractal Growth Fenomena*. 2nd ed. Singapore: World Scientific, 1993. 488 p.
- [25] Bassingthwaighte, J.B., Leibovitch, L. West, B.J. *Fractal Physiology*. New York: Oxford

University Press, 1994. 384 p.

[26] PERLINGEIRO, F. R., LING, L.L. Uma nova abordagem para estimação da banda efetiva em processos fractais. IEEE Latin América Transactions. V.3, nº.5, Dezembro, 2005.

[27] STOSIC, T., STOSIC, B. Multifractal analysis of human retinal vessels. IEEE Transactions on Medical Imaging, United States, v. 25, pp1101-1107, 2006.

[28] HUDSON, R. A. Brazil: a country study. Washington, D.C.: Federal Research Division, Library of Congress, 1998. Disponível em <http://lcweb2.loc.gov/frd/cs/brtoc.html>.