

JOELMA MAYARA DA SILVA

**ANÁLISE DE FENÔMENOS AMBIENTAIS UTILIZANDO O GRAFO
DE VISIBILIDADE HORIZONTAL**

RECIFE – PE

Fevereiro/2019



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

ANÁLISE DE FENÔMENOS AMBIENTAIS UTILIZANDO O GRAFO
DE VISIBILIDADE HORIZONTAL

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

Área de Concentração: Modelagem e Métodos Computacionais

Orientador: Prof. Dr. Borko Stosic

Co-Orientador(a): Profa. Dra. Tatijana Stosic

RECIFE – PE

Fevereiro/2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S586a

Silva, Joelma Mayara da
ANÁLISE DE FENÔMENOS AMBIENTAIS UTILIZANDO O GRAFO DE VISIBILIDADE HORIZONTAL /
Joelma Mayara da Silva. - 2020.
72 f. : il.

Orientador: Borko Stosic.
Coorientadora: Tatijana Stosic.
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, 2020.

1. Grafo de Visibilidade Horizontal. 2. Queimadas. 3. Vazões. I. Stosic, Borko, orient. II. Stosic, Tatijana, coorient.
III. Título

CDD 519.5

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

ANÁLISE DE FENÔMENOS AMBIENTAIS UTILIZANDO O GRAFO
DE VISIBILIDADE HORIZONTAL

JOELMA MAYARA DA SILVA

Manuscrito da Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 07/02/2020 pela Banca Examinadora.

Orientador(a):

Prof. Dr. Borko Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca Examinadora:

Prof. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof.Dr. Milan Lalic
Universidade Federal de Sergipe

DEDICATÓRIA

Aos meus pais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, pois a fé é o que me sustenta em todos os momentos da minha vida. Aos meus pais, que me geraram, educaram e sempre foram meus maiores incentivadores, obrigada por sempre acreditarem na minha capacidade. À minha família, irmã, primos e tios, que sempre contribuíram com conversas e momentos de descontração, serei sempre grata.

Agradeço aos meus professores, desde aqueles que me ensinaram a ler as primeiras palavras, a quem sou muito grata por todo o conhecimento recebido, e em particular, ao corpo docente do Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, pelo aprendizado, apoio e a disponibilidade para ajudar sempre. Em especial ao meu orientador, Borko Stosic e a minha co-orientadora Tatijana Stosic, meu muito obrigada pela orientação, incentivo, paciência e conhecimento, tudo de fundamental importância nesta jornada e que contribuirá para toda a minha vida profissional.

Aos amigos da igreja, do Curso de Graduação, do PPGBEA e em especial à turma de 2018, mestrado e doutorado, com quem foi muito bom compartilhar essa caminhada, sou grata pela presença de cada um durante estes 24 meses, por cada conversa, risada e contribuição.

Aos técnicos e terceirizados da Universidade Federal Rural de Pernambuco, expresso meus sinceros agradecimentos.

Ao PPGBEA e UFRPE, pelo ambiente colaborativo e pela estrutura disponibilizada para o desenvolvimento do projeto; ao INPE e à ANA, pela disponibilidade dos dados; e à CAPES, pelo apoio financeiro, deixo minha inestimável gratidão.

Se você só tiver disposto a realizar o que é fácil, a vida será difícil. Mas se concordar em fazer o que é difícil, a vida será fácil.

T. Harv Eker

RESUMO

Compreender o comportamento dinâmico de séries temporais de sistemas complexos é um problema fundamental em diversas áreas e tem sido abordado por diversas técnicas. Métodos baseados em redes complexas, por exemplo, foram recentemente propostos para a análise de séries temporais. Entre as técnicas já utilizadas, uma que se tem destacado é o grafo de visibilidade em suas duas formas: natural e horizontal, as quais se distinguem de acordo com o critério de “visibilidade”. Neste trabalho utilizou-se, em particular, o grafo de visibilidade horizontal (HVG) para transformar séries temporais de focos de calor de biomas brasileiros e de vazões do rio São Francisco. O objetivo foi avaliar se as medidas topológicas das redes geradas detectam alterações decorrentes de interferências externas na dinâmica dos fenômenos. É importante salientar que a queimada pode ser benéfica ou degradante para o ecossistema. Entre os seis biomas brasileiros, os que possuem maior sensibilidade ao fogo são as florestas tropicais dos biomas Mata Atlântica e Amazônia. Esta última, por sua vez, tem recebido especial atenção devido a sua alta biodiversidade e à possibilidade de ocorrência sucessiva de queima alterar seu ecossistema. Ao avaliar o comportamento das queimadas nos biomas aqui tratados, verificou-se que, embora possuam diferentes características ambientais, a dinâmica da queima de biomassa é bastante semelhante. Analisando com mais detalhe os dados referentes ao bioma Amazônia, entretanto, observou-se que há grande diferença na dinâmica de queima entre os dois semestres do ano. Ou seja, no primeiro semestre, por exemplo, que é o período em que ocorre maior pluviosidade, o sistema é mais caótico (ou menos previsível). Ainda sobre o bioma Amazônia, a evolução temporal do coeficiente de agrupamento de suas redes de queimadas destacou anos em que houve seca, fenômeno que deixa o bioma mais suscetível à queima. Outro sistema ambiental complexo e que foi interesse de estudo neste trabalho é o ciclo hidrológico. Ele trata da circulação de água, e seu elemento principal é a bacia hidrográfica. No Brasil, bacias e sub-bacias são agrupadas formando doze regiões hidrográficas, entre as quais encontra-se a do São Francisco. Esta importante região, que, embora tenha sua água utilizada principalmente para a irrigação, também se destaca por sua contribuição no setor energético do País por meio de usinas hidrelétricas, que, devido à pressão da água que passa por turbinas, transformam energia potencial em energia elétrica. Entre as usinas hidrelétricas em operação estão a de Sobradinho (no Estado da Bahia) e a de Xingó (em Alagoas), que operam desde 1979 e 1994, respectivamente. Ao analisar a vazão do rio São Francisco na estação fluviométrica de

Juazeiro (BA), que foi afetada pela hidrelétrica de Sobradinho, observou-se que as características das redes se alteram, tanto ao se avaliarem os períodos completos quanto ao se verificar a evolução temporal das medidas. Resultado semelhante foi constatado para os registros de vazão na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL), caso em que a vazão do rio foi alterada duas vezes:, primeiro com a construção da hidrelétrica de Sobradinho e posteriormente ao iniciar-se a operação da hidrelétrica de Xingó. Porém, a análise temporal revelou que a vazão foi regularizada por Sobradinho.

Palavras-chave: Grafo de Visibilidade Horizontal, Queimadas, Vazões.

ABSTRACT

Understanding the dynamic behavior of complex systems time series is a fundamental problem in several areas and is treated by different techniques. Recently, methods based on complex networks have been shown promising in temporal series analysis. One of the most used method is the Visibility graph that has two forms, Natural visibility graph and horizontal visibility graph that differentiate according to the visibility criterion. In this work we use horizontal visibility graph (HVG) to transform time series of heat spots (that are good proxy for vegetation fires) detected in Brazilian biomes and São Francisco River flow, to assess whether topological measures of HVG networks detect changes caused by human and natural factors. Vegetation fires can be beneficial or degrading for the ecosystem. Among the six Brazilian biomes, the most sensitive to fires are the tropical forests of the Atlantic Rain Forest and Amazon biomes, due to their high biodiversity and possibility of occurrence of changes in the ecosystem. When evaluating the hot pixels series, it was found that although they have different environmental characteristics, the dynamics of biomass burning in different biomes is very similar. Particularly for the Amazon, there is a big difference between the fire dynamics during the year, where in the first semester, during the rainy season, the hot pixel series are more chaotic, that is, less predictable. The temporal evolution of the clustering coefficient of hot pixels series detected in the Amazon highlighted years with the occurrence of drought, a phenomenon that makes the biome more susceptible to fires. Another complex environmental system is the hydrological cycle, whose main element is the hydrographic basin. In Brazil, basins and sub-basins are grouped in 12 hydrographic regions, among which one of the most important the São Francisco River basin, whose water is mainly used for irrigation, but also contributes to the country's energy sector through hydroelectric plants, among which are Sobradinho (in the state of Bahia) and Xingó (in Alagoas), that started operating in 1979 and 1994, respectively. When analyzing the flow at Juazeiro station that was affected by Sobradinho dam, it was observed that the characteristics of the HVG network change, after the construction. Similar result was obtained for Pão de Açúcar station in which case the flow regime was changed twice, first after the construction of Sobradinho dam, and later after the construction of Xingó dam. However, the HGV based temporal analysis revealed that the downstream flow was regularized by Sobradinho dam.

Keywords: Horizontal Visibility Graph, Vegetation fires, Stream flow.

LISTAS DE FIGURAS

Figura 1: Exemplo ilustrativo do Grafo de Visibilidade Natural para uma série temporal de 20 dados. Fonte: LACASA et al. (2008).....	18
Figura 2: Exemplo ilustrativo do Grafo de Visibilidade Horizontal para uma série de 20 dados. Fonte: LUQUE et al. (2009).....	19
Figura 3: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Amazônia no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	24
Figura 4: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Cerrado no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	25
Figura 5: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Mata Atlântica no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	25
Figura 6: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Caatinga no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	26
Figura 7: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	27
Figura 8: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Cerrado no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	27
Figura 9: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Mata Atlântica no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	28
Figura 10: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Caatinga no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.....	28
Figura 11: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG de contagem de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.....	36
Figura 12: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG de anomalias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.....	36
Figura 13: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG de contagem de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.....	37
Figura 14: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG de anomalias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.....	37
Figura 15: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG de contagem de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.....	38
Figura 16: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG de anomalias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.....	38
Figura 17: Série histórica da vazão (m ³ /s) do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2007.....	40
Figura 18: Série histórica da vazão (m ³ /s) do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2007.....	40
Figura 19: Série histórica de anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2007.....	41
Figura 20: Série histórica de anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2007.....	42

Figura 21: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.....	44
Figura 22: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.	44
Figura 23: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.	45
Figura 24: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.	45
Figura 25: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006. ..	46
Figura 26: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.	46
Figura 27: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.....	48
Figura 28: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.	48
Figura 29: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.	49
Figura 30: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.	49
Figura 31: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.	50
Figura 32: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.....	50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Distribuição territorial dos biomas brasileiros.....	8
Tabela 2: Separação das séries de vazões do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro e Pão de Açúcar, em períodos correspondentes à construção das hidrelétricas de Sobradinho e Xingó.....	17
Tabela 3: Número de focos de calor por bioma brasileiro no período de 04/07/2002 à 10/09/2019	23
Tabela 4: Medidas topológicas das redes geradas a partir das séries temporais (Original e de Anomalias) de focos de calor nos biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, no período de 04/07/2002 a 10/09/2019.....	29
Tabela 5: Medidas topológicas das redes anuais do HVG de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2018, obtidas a partir das séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA).....	31
Tabela 6: Número de focos de calor ano-semester no bioma Amazônia no período de janeiro de 2003 a junho de 2019.....	32
Tabela 7: Medidas topológicas das redes do HVG de focos de calor na Amazônia associadas às séries Original (STO) e de Anomalias (STA) do primeiro semestre de cada ano, com dados coletados entre 2003 e 2019.....	33
Tabela 8: Medidas topológicas das redes do HVG de focos de calor na Amazônia associadas às séries Original (STO) e de Anomalias (STA) do segundo semestre de cada ano, com dados coletados entre 2003 e 2018.....	34
Tabela 9: Medidas topológicas das redes do HVG associadas às séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA), de vazões do rio São Francisco na estação de Juazeiro (BA), obtidas com os dados coletados nos períodos antes e após a construção da usina hidrelétrica de Sobradinho.....	43
Tabela 10: Medidas topológicas das redes do HVG associadas às séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA), de vazões do rio São Francisco na estação de Pão de Açúcar (AL) nos períodos anteriores e posteriores à construção das usinas hidrelétricas de Sobradinho e Xingó.....	47

LISTA DE ABREVIATURAS

ANA	Agência Nacional de Águas
ANNEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CHESF	Companhia Hidrelétrica do São Francisco
CNRH	Conselho Nacional de Recursos Hídricos
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
NASA	National Aeronautics and Space Administration
PPCDAm	Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal
PPGBEA	Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada
PROARCO	Projeto Emergencial de Monitoramento Prevenção e Controle de Incêndios Florestais na Amazônia
UFRPE	Universidade Federal Rural de Pernambuco
VG	<i>Visibility Graph</i> (Grafo de Visibilidade Natural)
HVG	<i>Horizontal Visibility Graph</i> (Grafo de Visibilidade Horizontal)

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	2
2.	OBJETIVOS.....	5
	2.1 OBJETIVO GERAL.....	5
	2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	5
3.	REVISÃO DA LITERATURA.....	6
	3.1 QUEIMADAS E FOCOS DE CALOR.....	6
	3.1.1 Detecção de focos de calor no Brasil.....	6
	3.1.2 Efeitos ambientais.....	7
	3.2 BIOMAS BRASILEIROS.....	8
	3.2.1 Queimadas e focos de calor nos biomas brasileiros.....	9
	3.3 CICLO HIDROLÓGICO.....	12
	3.3.1 Hidrelétricas e reservatórios.....	12
	3.3.2 A região hidrográfica do São Francisco.....	13
	3.4 SÉRIES TEMPORAIS.....	14
	3.4.1 Transformação de séries temporais em redes complexas.....	15
4.	MATERIAIS E MÉTODOS.....	16
	4.1 DADOS.....	16
	4.1.1 Registros de focos de calor em biomas brasileiros.....	16
	4.1.2 Vazões do rio São Francisco.....	16
	4.2 GRAFO DE VISIBILIDADE.....	17
	4.2.1 Grafo de Visibilidade Natural.....	18
	4.2.2 Grafo de Visibilidade Horizontal.....	19
	4.3 MEDIDAS TOPOLÓGICAS DA REDE.....	20
	4.3.1 Distribuição de grau do nó.....	20
	4.3.2 Coeficiente de Agrupamento.....	21
	4.3.3 Comprimento Médio do Caminho.....	21
	4.4 O <i>SOFTWARE</i> UTILIZADO.....	22
5.	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	23
	5.1 ANÁLISE DE FOCOS DE CALOR DOS BIOMAS BRASILEIROS AMAZÔNIA, CERRADO, MATA ATLÂNTICA E CAATINGA UTILIZANDO HVG.....	22

5.1.1 Séries Temporais Originais de focos de calor em biomas brasileiros....	24
5.1.2 Séries Temporais de Anomalias de focos de calor em biomas brasileiros.....	26
5.1.3 Medidas topológicas das redes HVG de focos de calor em biomas brasileiros.....	27
5.2 ANÁLISES ANUAIS, SEMESTRAIS E EVOLUÇÃO TEMPORAL DE FOCOS DE CALOR NA AMAZÔNIA UTILIZANDO O HVG.....	30
5.2.1 Análise de dados anuais de focos de calor no bioma Amazônia.....	30
5.2.2 Análise de dados semestrais de focos de calor no bioma Amazônia....	32
5.2.3 Análise da evolução temporal de focos de calor no bioma Amazônia.	35
5.3 ANÁLISE DE VAZÕES DO RIO SÃO FRANCISCO UTILIZANDO O HVG	39
5.3.1 Séries Temporais Originais de vazões do rio São Francisco.....	39
5.3.2 Séries Temporais de Anomalias de vazões do rio São Francisco.....	41
5.3.3 Medidas topológicas das redes do HVG de vazões do Rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA).....	42
5.3.4 Evolução temporal das medidas topológicas das redes do HVG de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA).....	43
5.3.5 Medidas topológicas das redes do HVG de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL).....	46
5.3.6 Evolução temporal das medidas topológicas das redes do HVG de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL)....	47
6. CONCLUSÕES.....	51
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	53

1. INTRODUÇÃO

Compreender processos dinâmicos dependentes do tempo através da análise de séries temporais é um problema fundamental em diversas áreas. Nas últimas décadas, métodos baseados em teoria do caos, conceito fractal e teoria da informação foram desenvolvidos e contribuíram significativamente nesse sentido. Recentemente, tem-se dado especial atenção a métodos baseados em redes complexas para analisar séries temporais não-lineares (KUTNER *et al.*, 2018; ZOU *et al.*, 2019).

Há três principais maneiras de transformar séries temporais em redes complexas: com base na similaridade, se obtêm redes de proximidade; pela visibilidade, que resulta em grafos de visibilidade; e por meio da probabilidade de transição, com a qual se geram as redes de transição (ZOU *et al.*, 2019). Entre esses métodos, um que se tem destacado é o grafo de visibilidade, que considera um critério de “visibilidade” para determinar a ligação entre dois nós (pontos de dados) e que possui duas formas: o grafo de visibilidade natural (LACASA *et al.*, 2008) e o grafo de visibilidade horizontal (LUQUE *et al.*, 2009), abordagem utilizada neste trabalho.

O grafo de visibilidade horizontal considera um critério geométrico de visibilidade e é um subgrafo do grafo de visibilidade natural. A rede gerada com esse método é uma rede conectada e invariante por transformações afins da série de dados (LUQUE *et al.*, 2009). As informações sobre os fenômenos analisados são extraídas com as medidas topológicas das redes complexas geradas; ou seja, do Coeficiente de Agrupamento, Comprimento Médio do Caminho e Coeficiente Lambda, que representa a inclinação da reta semilogarítmica da distribuição de probabilidade de grau do nó. Neste trabalho, em particular, tais medidas topológicas são utilizadas para analisar a ocorrência de queimadas em biomas do Brasil e a dinâmica de vazão da Região do São Francisco.

A queima de biomassa pode ser causada por fatores naturais ou pela interferência humana; impacta os ecossistemas atingidos e está relacionada a alterações climáticas e poluição atmosférica. As queimadas são processos complexos utilizados por humanos como recurso fundamental da agricultura de países em desenvolvimento (BATISTA, 2004; NOGUEIRA *et al.*, 2017). Seus efeitos podem ultrapassar a escala local e o aumento de partículas de aerossol podem alterar o ciclo hidrológico em escala regional (FREITAS *et al.*, 2005). Além disso, a poluição atmosférica resultante está relacionada a enfermidades que

afetam a saúde humana, não só no aparelho respiratório, mas no cardiovascular, oftalmológico entre outros (RIBEIRO; ASSUNÇÃO, 2002).

Os biomas brasileiros possuem diferentes graus de sensibilidade à ocorrência de fogo. Entre os seis biomas do País, os que apresentam maiores ocorrências e têm recebido particular atenção são o Cerrado e o Amazônia. O primeiro é fogo dependente e tem sua evolução dependente da ocorrência natural das queimadas, enquanto que o segundo apresenta um ecossistema sensível ao fogo, degradando-se, portanto, com a queima (PIVELLO, 2011; NOGUEIRA *et al.*, 2017).

As queimadas são influenciadas por períodos de seca e pela ocorrência de eventos extremos que alteram o regime pluviométrico. Tais eventos têm sido cada vez mais frequentes no século XXI e suas consequências, em particular, para o ecossistema Amazônia são alarmantes, podendo alterar completamente esse ecossistema e torná-lo inflamável (MARENGO *et al.*, 2011; ARAGÃO *et al.*, 2018; NEPSTAD *et al.*, 2008; NOBRE; BORMA, 2009). Nesse sentido, faz-se necessário compreender o sistema complexo das queimadas, o que será abordado neste trabalho com uso da teoria de redes complexas do grafo de visibilidade.

Outro sistema ambiental importante e aqui abordado é o ciclo hidrológico, que trata da circulação da água entre a superfície terrestre e a atmosfera. Ele possui alta variabilidade local e seu elemento principal é a bacia hidrográfica, sistema físico cuja entrada é o volume de água precipitado, e a saída, o volume escoado (TUCCI, 2001). O Brasil detém cerca de 12% da disponibilidade de água doce do planeta e suas bacias e sub-bacias são agrupadas em doze regiões hidrográficas, classificadas de acordo com sua similaridade (ANA, 2019). Entre as várias formas de utilização da água que circula por essas bacias hidrográficas, está a sua utilização para fins de produção energética. Ou seja, usinas hidrelétricas aproveitam a pressão da água por elas represada para gerar energia mecânica em suas turbinas e finalmente transformá-la em energia elétrica.

A variabilidade pluviométrica anual afeta a disponibilidade hídrica, que é reduzida pela criação de reservatórios de acumulação para complementarem a demanda por água na estação seca (EPE, 2019; ANNEL, 2019). O Brasil tem 92,7% de seus reservatórios de água destinados à geração de energia, com uma área de cobertura de 45.000 km² e capacidade de armazenamento de 620,4 bilhões de metros cúbicos de água. Os rios em operação com a maior capacidade de geração de energia instalada são o Tocantins, o São Francisco, o Grande, o Paraná, o Iguaçu e o Paranaíba. A região hidrográfica do São Francisco, por sua vez, é a base de suprimento de energia elétrica do Nordeste, com potencial instalado de 10.708 MW

(ANA, 2019). Alterações hidrológicas decorrentes do funcionamento de hidrelétricas nessa região têm sido, portanto, amplamente estudadas (SANTOS *et al.*, 2017; VASCO; NETTO; SILVA, 2019; MARTINS *et al.*, 2011; BARRETO; XAVIER JÚNIOR; STOSIC; 2019). Neste trabalho busca-se, então, avaliar as alterações no regime de vazões observadas nas estações fluviométricas Juazeiro e Pão de Açúcar, decorrentes da implantação de duas das usinas hidrelétricas do São Francisco: Sobradinho e Xingó. Aplica-se, para isso, o método grafo de visibilidade horizontal (HVG) na análise de séries temporais captadas nessas estações fluviométricas entre os anos de 1931 e 2007. Ou seja, redes complexas são geradas a partir dessas séries temporais e suas medidas topológicas auxiliam na análise dos dados.

Esta dissertação está organizada em seis capítulos: O Capítulo 2 traz os objetivos, geral e específicos. No capítulo 3, apresenta-se a revisão da literatura e a fundamentação teórica da metodologia utilizada. O Capítulo 4 trata da descrição dos dados e dos métodos utilizados. Os resultados são apresentados no Capítulo 5, Conclusões e Trabalhos futuros, no Capítulo 6.

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVO GERAL

Utilizar o grafo de visibilidade horizontal (HVG) para a análise de séries temporais de queimadas em biomas brasileiros e de vazões do Rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro (BA) e Pão de Açúcar (AL).

2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Utilizar o grafo de visibilidade horizontal para analisar a ocorrência de queimadas nos biomas Amazônia, Cerrado, Caatinga e Mata Atlântica.
- Avaliar a ocorrência de queimadas anuais, semestrais e sua evolução temporal no bioma Amazônia utilizando o grafo de visibilidade horizontal.
- Utilizar o grafo de visibilidade horizontal para avaliar alterações de vazões do Rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro (BA) e Pão de Açúcar (AL), decorrentes da construção das usinas hidrelétricas de Sobradinho e Xingó.

3. REVISÃO DA LITERATURA

3.1. QUEIMADAS E FOCOS DE CALOR

A queima de biomassa causada por fatores naturais ou interferência humana é chamada de queimada, processo que produz primariamente água e dióxido de carbono, mas que também pode gerar outros compostos químicos. A evolução de uma queimada é descrita em quatro estágios: Ignição, chamas, brasas e extinção. A ignição depende do tipo de biomassa e de variáveis ambientais. No estágio de Chamas, a elevação da temperatura causa a quebra de moléculas da biomassa. A diminuição das condições de chama leva a um estágio mais “frio”, a fase de brasa, onde a produção de dióxido de carbono é reduzida e são emitidos compostos de oxidação incompleta como o monóxido de carbono. A diminuição da temperatura, do oxigênio ou da biomassa são exemplos de fatores que levam à extinção da queimada, última etapa do processo (FREITAS *et al.*, 2005).

As queimadas possuem impacto direto sobre os ecossistemas atingidos e estão relacionadas a alterações climáticas e poluição atmosférica. Por causa disso, há grande necessidade de rapidez e eficiência na detecção de uma queimada. Diversas ferramentas podem ser utilizadas com esse intuito, e a mais utilizada atualmente é o monitoramento por imagem de satélite por possuir eficiência com menor custo e ser mais viável em países como o Brasil dada a sua extensão territorial (BATISTA, 2004). Esse monitoramento funciona da seguinte forma: indica-se como foco de calor um pixel, elemento de resolução da imagem de satélite, em que o algoritmo de sensoriamento detecta condições que indiquem a existência de fogo. Nesse pixel podem ser identificadas uma ou mais queimadas, pois a extensão territorial coberta pelo pixel varia de acordo com a distância e a posição do satélite no momento em que a imagem é registrada (INPE, 2019).

3.1.1 Detecção de focos de calor no Brasil

A detecção de queimadas no Brasil teve início em meados de 1985 com um experimento realizado por pesquisadores do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), passando a operar rotineiramente desde 1987. Em 1998 o projeto recebeu o importante apoio do programa nacional PROARCO com recursos do Ministério do Meio Ambiente, que, na busca pelo

controle de queimadas e do desmatamento no arco da Amazônia, contribuiu para o aperfeiçoamento do trabalho de detecção de focos de queima (INPE, 2019).

Atualmente, o INPE recebe e processa mais de 200 imagens por dia, oriundas de nove satélites com sensores ópticos utilizadas para detectar focos de queima na vegetação. A detecção de focos por satélites é padrão em todas as regiões. Realizada diariamente por anos seguidos, ela possibilita análises temporais e espaciais da ocorrência de fogo. Os satélites de referência são assim chamados por usarem o mesmo método de detecção e gerarem imagens em horários próximos, ao longo do tempo, permitindo, assim, a avaliação de tendências espaciais e temporais, e a comparação entre os dados de quaisquer países do planeta (INPE, 2019).

3.1.2 Efeitos ambientais

O fogo altera de maneira particular cada ecossistema, podendo oferecer desde a influência positiva, quando contribui para estabilidade do bioma, até o efeito degradante sobre o ecossistema, quando altera a paisagem característica do meio (COSTA; RODRIGUES, 2015).

As queimadas são processos complexos com importantes impactos nas interações biosfera/atmosfera. Podem acontecer de forma natural, mas também são comumente utilizadas por humanos como recurso fundamental da prática agrícola de regiões em desenvolvimento (NOGUEIRA *et al.*, 2017). A intensa busca por áreas destinadas para atividades agropecuárias nessas regiões aumenta o número de incêndios e, conseqüentemente, a extensão das áreas queimadas. Isso traz impacto direto ou indireto aos habitats e ecossistemas, altera o clima e aumenta a poluição atmosférica (BATISTA, 2004).

A queima de biomassa libera não apenas o gás carbônico, mas também gases-traço como metano, monóxido de carbono e nitroso de oxigênio em quantidades significantes que contribuem para o efeito estufa em curto e longo prazos (FEARNSIDE, 2002). Além disso, o aumento de partículas de aerossol resultante das emissões da queima altera a formação e a microfísica de nuvens. Isso afeta o balanço da radiação e o ciclo hidrológico de tal maneira que os efeitos podem extrapolar a escala local e alterar o ciclo hidrológico em escala regional (FREITAS *et al.*, 2005).

A proximidade do ponto de queima pode afetar a saúde humana de forma significativa. A direção e a intensidade das correntes aéreas influenciam na dispersão dos

poluentes atmosféricos, que, caso dirigidos no sentido de áreas povoadas, podem contaminar um maior número de pessoas. A maior parte das pesquisas relacionadas ao tema associa o efeito das queimadas a doenças respiratórias; porém, alguns estudos têm relacionado a poluição atmosférica também a problemas oftálmicos, doenças dermatológicas, gastrointestinais, cardiovasculares, pulmonares e alguns tipos de câncer (RIBEIRO; ASSUNÇÃO, 2002).

3.2 BIOMAS BRASILEIROS

Define-se por bioma uma área que contém características de clima, vegetação, fauna, e organismos vivos, entre outras condições ambientais uniformes. Ele é, portanto, uma região com características ecológicas próprias (COUTINHO, 2006). Além disso, os biomas podem ser identificados por semelhanças entre sua geologia e seu clima, por terem sofrido historicamente os mesmos processos durante a formação de sua paisagem (IBGE, 2019).

No território brasileiro pode-se encontrar seis biomas: Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica, Pampa e Pantanal, a serem descritos mais a diante. Eles se destacam mundialmente por sua rica biodiversidade e, segundo o IBGE (2019), distribuem-se territorialmente como apresentado na Tabela 1.

Tabela 1– Distribuição territorial dos Biomas Brasileiros

Biomass Continentais Brasileiros	Área (Km ²)	Área Relativa (%)
Amazônia	4.196.943	49,3%
Cerrado	2.036.448	23,9%
Mata Atlântica	1.110.182	13,0%
Caatinga	844.453	9,9%
Pampa	176.496	2,1%
Pantanal	150.355	1,8%
Total	8.514.877	100%

- **Bioma Amazônia:** caracterizado pela floresta úmida de mesmo nome, esse bioma corresponde a cerca de 49,3% do território nacional e tem grande importância mundial devido a sua extensa biodiversidade. É considerado a maior reserva de diversidade biológica do mundo, e, abriga cerca de 20% da reserva de água doce mundial e possui grande reserva mineral (IBGE, 2019).

- **Bioma Cerrado:** localizado no Planalto Central do Brasil, este bioma ocupa o segundo lugar em extensão territorial, com 24% do território do País. Sua vegetação é composta por arbustos e gramíneas de até vinte metros de altura e assemelha-se às Savanas da África e Austrália. Trata-se da savana com maior biodiversidade no mundo, contendo cerca de 4.400 espécies exclusivas em sua flora (IBGE, 2019).

- **Bioma Mata Atlântica:** entre os biomas que compõem o território brasileiro, este é o que mais sofreu alterações; maior parte de sua vegetação original foi alterada por interferência humana. Sua extensão corresponde a aproximadamente 10% do território nacional e, segundo o IBGE, abriga cerca de 50% da população do País. Está localizado na faixa litorânea do Brasil e resguarda os recursos hídricos que provêm cerca de 70% da população (IBGE, 2019).

- **Bioma Caatinga:** com vegetação seca e espinhosa em consequência da escassez de chuva na maior parte do ano, a Caatinga é um bioma característico da região semiárida do Nordeste do Brasil (IBGE, 2019). A vegetação seca perde suas folhagens no período de seca, como forma de proteção em razão do estresse hídrico, e rapidamente se recupera no período chuvoso (LEAL; TABARELLI; SILVA, 2003).

- **Bioma Pampa:** também conhecido como Campos Sulinos, esse bioma possui clima chuvoso com registros de temperaturas negativas no inverno e sem período seco. Seu ecossistema é encontrado apenas no estado do Rio Grande do Sul (IBGE, 2019).

- **Bioma Pantanal:** é o menor dos biomas brasileiros e trata-se da ligação entre o Cerrado, o Chaco boliviano e a Amazônia. É, portanto uma região de transição. Reconhecida como a maior planície de inundação do Planeta, essa região contém alta diversidade em fauna graças a sua formação diferenciada (IBGE, 2019).

3.2.1 Queimadas e focos de calor nos biomas brasileiros

Os ecossistemas brasileiros podem ser classificados em três categorias, quanto a sua sensibilidade ao fogo: sensível, dependente e independente. Possuem características sensíveis ao fogo as florestas tropicais brasileiras Amazônia e Mata Atlântica, cujas espécies são danificadas pela queimada. Os biomas Cerrado, Pampa e Pantanal são adaptados e dependentes do fogo; ou seja, evoluíram com a presença periódica ou episódica de fogo. O único bioma brasileiro que independe do fogo é a Caatinga, onde a queima muito raramente acontece de maneira natural devido às condições climáticas desfavoráveis ou escassez de

biomassa (PIVELLO, 2011). Por causa da interferência humana, entretanto, esse bioma destaca-se dos demais com grande número de registros de focos de calor.

Nogueira *et al.* (2017) avaliou a sazonalidade das queimadas para os biomas mais propensos a incêndios: Amazônia, Cerrado, Caatinga e Mata Atlântica, de acordo com a relação entre a área queimada e o índice de perigo de incêndio, e identificaram que a relação é particular para cada ecossistema. Entre esses biomas, os que recebem mais atenção por conta do alto registro de ocorrências de focos de calor são Amazônia e Cerrado, destacando-se, ainda, o bioma Amazônia por degradar-se com a queimada.

O Brasil tem sido o líder mundial em desmatamento tropical (conversão de florestas em pastagens), limpando uma média de 19.500 km² /por ano, de 1996 a 2005, e liberando de 0,7 a 1,4 GtCO₂e (equivalente a bilhões de toneladas de CO₂) por ano para a atmosfera (NEPSTAD *et al.*, 2009). Em 2004, o governo brasileiro implantou o Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal (PPCDAm), com o objetivo de reduzir o desmatamento ilegal e estabelecer um modelo de desenvolvimento sustentável para a Amazônia. Em 2015, o País havia conseguido uma redução de 66% nas taxas de desmatamento na Amazônia (6.207 km²/ano) quando comparado à média de 1988-2004 (ARAGÃO *et al.*, 2018).

No entanto, como foi encontrado por Aragão *et al.* (2018), a incidência de incêndios e as emissões de carbono associadas aumentaram durante os anos de seca. No século XXI, a Amazônia brasileira sofreu seca severa em 2005, 2010 e 2015. As duas secas mais fortes, que ocorreram em 2005 e 2010, são consideradas as mais severas dos últimos 100 anos (MARENGO *et al.*, 2011). As secas de 2005, 2010 e 2015 estão associadas a eventos climáticos que alteram o regime de chuva e deixam a vegetação mais seca.

O aquecimento anômalo do oceano Atlântico capturado pelo índice de Oscilação Multidecadal do Atlântico (AMO) foi associado às secas de 2005 e 2010, porém, em 2010 o fenômeno apenas intensificou a seca desencadeada pelo fenômeno El Niño. Em 2015, a diminuição de precipitação foi ocasionada pela combinação do aquecimento anômalo dos oceanos tropical do Pacífico equatorial e oriental do norte e do Atlântico norte tropical, conforme indicado pelos índices positivos do Índice Multivariado El Niño (MEI), da Oscilação Decadal do Pacífico (DOP) e do AMO (MARENGO *et al.*, 2011; ARAGÃO *et al.*, 2018).

Atualmente, os picos na detecção ativa de incêndio estão mais fortemente relacionados a eventos extremos de seca do que ao desmatamento (ARAGÃO *et al.*, 2008). A maioria dos modelos de sistemas terrestres (ESMs) prevê aumento de intensidade da estação

seca na Amazônia no século XXI, e espera-se que num futuro próximo essa região mude de altamente resistente à ignição de fogo para extensivamente inflamável com as emissões de incêndios causados pela seca cada vez mais freqüente (ARAGÃO *et al.*, 2018; COCHRANE; BARBER, 2009).

A relação entre incêndios e secas na Amazônia brasileira, bem como suas consequências ambientais têm sido extensivamente estudadas nos últimos anos (ARAGÃO *et al.*, 2018; MARENGO *et al.*, 2011; ARAGÃO *et al.*, 2008; COCHRANE; BARBER, 2009; BRANDO *et al.*, 2014; ALENCAR *et al.*, 2015; ASNER; ALENCAR, 2010). A floresta amazônica pode enfrentar um “ponto de inflexão” no qual o atual estado de equilíbrio clima-vegetação, com florestas tropicais cobrindo a maior parte da bacia, muda para o segundo estado estável, com savanas tropicais (ou outro tipo de vegetação adaptada à seca e ao fogo) substituindo florestas em grandes porções da bacia (NEPSTAD *et al.*, 2008; NOBRE; BORMA, 2009).

Estudos empíricos baseados em dados de incêndios florestais e de terras selvagens de diferentes países mostraram que os incêndios na vegetação pertencem à classe dos sistemas de autocriticidade organizada (SOC), que são caracterizados pela distribuição do tamanho da frequência da lei da potência e pelo comportamento espacial e temporal da lei da potência (BAK; TANG; WIESENFELD, 1987). Embora a distribuição por tamanho de frequência dos incêndios florestais (área queimada) tenha sido extensivamente estudada (TEBBENS; BURROUGHS, 2005; MALAMUD; MILLINGTON; PERRY, 2005; SONG; FAN; WANG, 2001), muito menos se sabe sobre o comportamento sem escala de suas correlações temporais e espaciais.

Resultados recentes que revelam agrupamentos temporais e espaciais de sequências de incêndios florestais, correlações de longo prazo e relação com parâmetros climáticos e de vegetação indicam a existência de propriedades fractais da distribuição espacial e variabilidade temporal dos incêndios (TELESCA; LASAPONARA, 2006; TELESCA *et al.*, 2007; TELESCA; PEREIRA, 2010; ZHENG; SONG; WANG, 2008). Ao analisar as correlações de longo prazo no número diário de focos de calor de satélites registrados na Amazônia brasileira durante o período de 1999 a 2012, (que incorpora os anos de seca de 2005 e 2010), Stosic *et al.* (2016) verificaram que essas secas coincidem com os picos do expoente de escala da *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) da série temporal das anomalias diárias em pixels quentes, indicando o aumento da persistência da série temporal durante os períodos mais secos.

3.3 CICLO HIDROLÓGICO

A circulação global da água entre a superfície terrestre e a atmosfera impulsionada pela energia solar associada à gravidade e à rotação terrestre compõem o ciclo hidrológico. O fenômeno é fechado em nível global, mas, devido a fatores climáticos, manifesta grande variabilidade local. A fase terrestre do ciclo desperta grande interesse e seu elemento principal é a bacia hidrográfica, conjunto de superfícies vertentes que captam a água da precipitação e de uma rede de drenagem formada por cursos de água que convergem para um único ponto de saída (TUCCI, 2001).

O Brasil detém cerca de 12% da disponibilidade de água doce do planeta. O recurso hídrico do País é composto por bacias e sub-bacias hidrográficas que, de acordo com a similaridade de suas características naturais, sociais e econômicas, formam doze regiões hidrográficas instituídas pelo Conselho Nacional de Recursos Hídricos (CNRH). A região Norte do País concentra a maior parte do recurso, cerca de 80% do total, e, a região litorânea, que abriga aproximadamente 45% da população, detém menos de 3% dos recursos hídricos nacionais. Isso ocorre devido ao desequilíbrio natural da distribuição no território brasileiro (ANA, 2019).

Pode-se considerar a bacia hidrográfica como um sistema físico onde a entrada é o volume de água precipitado e a saída é o volume de água escoado (vazão). A variabilidade temporal das vazões fluviais tem como característica o excesso hídrico em períodos chuvosos e a carência em períodos de seca, devido à variação de precipitação (TUCCI, 2001). Além disso, o escoamento superficial também é influenciado por outras variáveis climáticas, tais como: temperatura e evaporação, ocorrência de eventos extremos como o fenômeno El Niño, e atividades humanas como a construção de barragens (ZHAO *et al.*, 2015; WEI; CHANG; DAI, 2014).

3.3.1 Hidrelétricas e Reservatórios

As usinas hidrelétricas utilizam a água por elas represadas para mover turbinas e assim transformar a energia potencial da água em energia mecânica e, então, em energia elétrica. A disponibilidade hídrica sofre, entretanto, variação ao longo do ano, devido à variabilidade pluviométrica. Para reduzir o efeito desta variabilidade, algumas usinas são

construídas com um reservatório de acumulação em que se formam reservas de água no período úmido para que se complemente a demanda durante a estação seca (EPE, 2019).

As hidrelétricas possuem dois tipos de reservatório: acumulação e fio d'água. O primeiro, geralmente localizado na cabeceira dos rios, em locais de altas quedas d'água é onde se estoca água no período de estiagem. O tipo de reservatório fio d'água, por sua vez, gera energia através do fluxo de água do rio. As hidrelétricas são ainda classificadas de acordo com a sua capacidade de geração de energia. Ou seja, Centrais Geradoras Hidrelétricas, com até 1 MW de potência instalada; Pequenas Centrais Hidrelétricas, com intensidade entre 1,1 MW e 30 MW de potência instalada; e Usina Hidrelétrica de Energia (UHE), com mais de 30 MW (ANNEL, 2019).

Os reservatórios brasileiros ocupam uma área de aproximadamente 45 mil km², com capacidade de armazenamento de 620,4 bilhões de m³ de água dos quais, 92,7% é de reservatórios destinados à geração de energia elétrica. A região hidrográfica do País com maior potencial de geração de energia é a região Amazônica. Porém, apenas uma pequena parcela de seu potencial é aproveitada. Os rios com a maior capacidade instalada em operação são o Tocantins, o São Francisco, o rio Grande, o Paraná, o Iguaçu e o Paranaíba (ANA, 2019).

3.3.2 A região hidrográfica do São Francisco

A Região Hidrográfica do São Francisco abrange 521 municípios distribuídos entre os seguintes Estados brasileiros: Bahia, Minas Gerais, Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Goiás e o Distrito Federal. Embora seja a agricultura a principal atividade econômica da região, os grandes reservatórios de água ali existentes contribuem de forma significativa proporcionando a regularização das vazões do rio São Francisco e dando segurança operacional para o abastecimento de água (ANA, 2019). A vazão média é de 2.846 m³/s e a vazão de retirada, 278 m³/s; a disponibilidade hídrica superficial é de 1.886 m³/s e corresponde a 2,07% da disponibilidade do País.

A bacia hidrográfica do São Francisco é fundamental para o semiárido nordestino, que apresenta pluviosidade abaixo da média nacional e alta evapotranspiração. A atividade com maior retirada é a irrigação, que demanda 213,7 m³/s de água e corresponde a aproximadamente 77% da retirada (ANA, 2019). Além disso, a região do São Francisco é a base de suprimento de energia elétrica do Nordeste. Em 2013, por exemplo, o potencial

instalado correspondia a 10.708 MW (12% do total do País). Destacam-se as usinas de Xingó (3.162 MW), Paulo Afonso IV (2.462 MW), Luiz Gonzaga (1.479 MW) e Sobradinho (1.050 MW) que detêm cerca de 76% da produção da região (ANA, 2019).

O impacto da construção de hidrelétricas na bacia hidrográfica do São Francisco tem sido amplamente estudado, buscando-se avaliar as alterações hidrológicas decorrentes do seu funcionamento (SANTOS *et al.*, 2017; VASCO; NETTO; SILVA, 2019; MARTINS *et al.*, 2011; BARRETO; XAVIER JÚNIOR; STOSIC; 2019) e sua viabilidade devido a alterações climáticas (JONG *et al.*, 2018). Nesse contexto, este trabalho busca avaliar o impacto da construção das hidrelétricas de Sobradinho e Xingó sobre as vazões do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro (BA) e Pão de Açúcar (AL). A análise é feita com o auxílio do grafo de visibilidade horizontal (HVG), que é utilizado para gerar redes complexas a partir das séries temporais dessas vazões. A descrição de como séries temporais são transformadas em redes complexas é, então, apresentada na seção a seguir.

3.4 SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal é um conjunto de observações x_t em que cada observação x de uma variável observável é gravada em um tempo t específico (BROCKWELL; DAVIS, 2002). É possível analisar diversos tipos de fenômenos em diferentes áreas por séries temporais. Entre as áreas de interesse no estudo de séries temporais, destacam-se as relacionadas ao clima, a finanças e a biomedicina. Exemplo de variáveis associadas a essas áreas são temperatura, nível do mar, velocidade do vento, índices de mercado, dados fisiológicos coletados por monitoramento de eletroencefalograma, entre outras. O que faz delas variáveis observáveis é que a análise realizada considera o estudo de toda a coleção de observações como um todo em vez de valores numéricos individuais em várias instâncias temporais (ZOU *et al.*, 2019).

Na estatística clássica, busca-se modelar séries temporais com o objetivo de realizar previsões de fenômenos algum tempo à frente. Entre os diversos modelos propostos com esse objetivo, os mais conhecidos são: ARMA, ARIMA e GARCH, bem como os que são aprofundados em (BROCKWELL; DAVIS, 2002) e (SHUMWAY; STOFFER, 2000). Técnicas tradicionais, entretanto, apresentam dificuldades para caracterizar processos dinâmicos de sistemas complexos dependentes do tempo e descrever seu comportamento quando a complexidade do sistema aumenta (GAO; SMALL; KURTHS, 2017). Buscando compreender tais processos, várias técnicas foram desenvolvidas nas últimas décadas. A

exemplo, citam-se: Análise do Caos, Análise Fractal, Gráfico de Recorrência, *Multiscale Entropy*, entre outros (GAO; SMALL; KURTHS, 2017). E mais recentemente foi proposta a abordagem de séries temporais não-lineares por meio da teoria de redes complexas, o que pode ser realizado de diferentes maneiras, conforme descrito a seguir.

3.4.1 Transformação de séries temporais em redes complexas

Buscando-se caracterizar o comportamento dinâmico de séries temporais, uma nova perspectiva tem sido explorada: transformar as séries temporais em redes complexas. Para que seja possível estudar a série por meio de técnicas de teoria do grafo, diversas abordagens têm sido realizadas e vários autores têm proposto diferentes formas de obter a rede. Zhang e Small (2006) foram os pioneiros na obtenção de uma rede complexa a partir de uma série temporal pseudo-periódica. Em sua abordagem, eles associaram cada ciclo disjunto da série a um nó da rede, de acordo com o mínimo local e, a partir das distâncias entre os ciclos correspondentes do espaço de fase, determinaram a conexão entre os nós.

Desde então, três classes principais de abordagens de redes complexas para a análise de séries temporais individuais foram realizadas: redes de proximidade (com base na similaridade estatística entre diferentes segmentos de uma série temporal), grafos de visibilidade (com base na “visibilidade” de observações sucessivas) e redes de transição (com base nas probabilidades de transição entre estados discretos) (ZOU *et al.*, 2019).

Um dos métodos que mais tem se destacado na abordagem de redes complexas é o proposto por Lacasa *et al.* (2008), denominado Grafo de Visibilidade (*Visibility Graph -VG*). O algoritmo faz uma correspondência entre a ordem dos dados da série e os nós do grafo gerado, e conecta dois nós se um critério de visibilidade for satisfeito. Existem dois algoritmos de implementação de grafo de visibilidade: grafo de visibilidade natural (*Visibility Graph – VG*) (LACASA *et al.*, 2008) e grafo de visibilidade horizontal (*Horizontal Visibility Graph– HGV*) (LUQUE *et al.*, 2009), que têm sido amplamente utilizados na análise de dados em fisiologia (WANG *et al.*, 2018), geofísica (TELESCA; FLORES-MÁRQUEZ; RAMÍREZ-ROJAS, 2018), hidrologia (LANGE; SIPPEL; ROSSO, 2018) e finanças (VAMVAKARIS; PANTELOUS; ZUEV, 2018).

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 DADOS

4.1.1 Registros de focos de calor em biomas brasileiros

Neste trabalho foram analisados os dados de queimadas (ou focos de calor) dos biomas Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, registrados no período de 04 de julho de 2002 a 10 de setembro de 2019. Fornecidos pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), os dados foram obtidos pelo satélite de referência AQUA_M-T e agrupados de forma a se obter a contagem diária de focos por ele registrada.

Para se obterem também as séries de anomalias que reduzem a influência sazonal da série temporal analisada, os dados foram transformados de acordo com: $X_{ij}(t) = \frac{x_{ij}(t) - \langle x_i(t) \rangle}{\sigma_i}$, em que $x(t)$ é o valor observado no tempo t , $\langle x(t) \rangle$ é a média do dia t em todos os anos observados e σ é o desvio padrão do dia.

As análises foram realizadas considerando séries diárias completas de contagem e anomalias dos biomas. Para o bioma Amazônia, em particular, avaliaram-se também as séries anuais, semestrais e a evolução temporal das queimadas em *sliding window* com janelas contendo 365 observações.

4.1.2 Registros de vazões do rio São Francisco

Dados de vazões diárias (m^3/s) do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro (BA) e Pão de Açúcar (AL) no período de 01 de janeiro de 1931 a 30 de abril de 2007 foram disponibilizados pela Agência Nacional de Águas (ANA). As vazões do rio na estação de Juazeiro (BA) foram afetadas pela construção da usina de Sobradinho e a estação de Pão de Açúcar (AL) tem o fluxo do rio regulado por Sobradinho e Xingó.

Ambas as hidrelétricas aqui mencionadas são de propriedade da Companhia Hidrelétrica do São Francisco (CHESF). A usina hidrelétrica de Sobradinho teve suas obras iniciadas em junho de 1973 e iniciou suas operações em novembro de 1979, com turbinas capazes de gerar 1.050 MW de potência. A usina dispõe de um reservatório com cerca de 4.214 km² de extensão e capacidade de armazenamento de 34,1 bilhões de m³ de água, o que constitui o maior lago artificial do mundo, com vazão regularizada de 2.060 m³/s. Quanto à hidrelétrica de Xingó, teve obras iniciadas em março de 1987 e operação com início em

dezembro de 1994. É uma usina com vazão regularizada tipo fio d'água, potencial de geração de 3.162 MW e reservatório de 60 km² com volume de 3,8 bilhões de m³ de água.

Assim como no caso dos dados de focos de calor mencionados na subseção anterior, os dados de vazões do rio São Francisco também foram transformados conforme $X_{ij}(t) = \frac{x_{ij}(t) - \langle x_i(t) \rangle}{\sigma_i}$ para obtenção das séries temporais de anomalias para redução da influência sazonal nos dados, com $x(t)$, $\langle x(t) \rangle$ e σ já definidos anteriormente.

Para avaliar a presença de alterações nas vazões decorrentes da construção das usinas hidrelétricas de Sobradinho e Xingó, as séries temporais foram divididas de acordo com os períodos apresentados na Tabela 2. Além disso, analisou-se a evolução temporal das vazões em *sliding window* com janelas contendo 365 observações.

Tabela 2: Separação das séries de vazões do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro e Pão de Açúcar, em períodos correspondentes à construção das hidrelétricas de Sobradinho e Xingó.

Período	Juazeiro (BA)		Pão de Açúcar (AL)	
	Início	Fim	Início	Fim
Antes de Sobradinho	01/01/1931	31/05/1973	04/03/1966	30/05/1973
Depois de Sobradinho e Antes de Xingó	01/11/1979	30/04/2007	02/12/1979	27/02/1987
Depois de Xingó			02/01/1995	30/03/2002

Além disso, analisou-se a evolução temporal das vazões em *sliding window* com janelas que contém 365 observações.

4.2 GRAFO DE VISIBILIDADE

O método de análise aplicado para estudar o comportamento das séries temporais de interesse neste trabalho foi o grafo de visibilidade horizontal. Por ser ele um subgrafo do grafo de visibilidade natural (ou simplesmente grafo de visibilidade), faz-se necessário descrever o algoritmo em suas duas formas, natural e horizontal, o que será feito a seguir.

4.2.1 Grafo de Visibilidade Natural

Proposto por Lacasa *et al.* (2008), o Grafo de Visibilidade Natural (*Visibility Graph - VG*) é um algoritmo utilizado para mapear uma série temporal numa rede e funciona da seguinte forma: cada dado observado da série representa um nó da rede, e a conexão entre dois nós acontece segundo um critério de visibilidade descrito a seguir.

Critério de visibilidade VG:

Considerem-se duas observações arbitrárias $o_a = (t_a, y_a)$ e $o_b = (t_b, y_b)$, tais que t_i é o tempo em que o valor y_i do dado i foi observado. Os dois nós da rede associados a essas duas observações serão conectados se, para todas as observações $o_c = (t_c, y_c)$ intermediárias, $t_a < t_c < t_b$, for satisfeita a condição.

$$y_c < y_b + (y_a - y_b) \frac{t_b - t_c}{t_b - t_a}.$$

Para melhor compreensão do algoritmo de visibilidade, apresenta-se na Figura 1 o exemplo de uma série temporal periódica de 20 dados. O grafo associado à série encontra-se na parte inferior da figura e ilustra o esquema do algoritmo. Ou seja, cada nó do grafo corresponde a um dado da série de mesma ordem e a visibilidade entre os dados é representada pela ligação que conecta os nós.

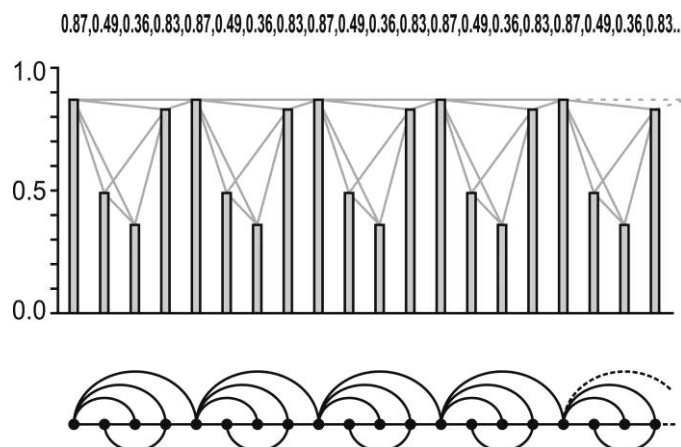


Figura 1: Exemplo ilustrativo do Grafo de Visibilidade Natural para uma série temporal de 20 dados. Fonte: LACASA et al. (2008).

O grafo gerado pelo critério de visibilidade é conexo, não direcionado e invariante sob transformações afins da série. Além disso, carregam em sua estrutura várias propriedades das séries temporais. Séries ordenadas (periódicas), por exemplo, são convertidas em grafos

regulares, séries aleatórias, em grafos aleatórios exponenciais; e ordem e desordem da estrutura das séries temporais parecem ser herdadas pela topologia do grafo de visibilidade (LACASA *et al.*, 2008).

4.2.2 Grafo de Visibilidade Horizontal (HVG)

Um subgrafo do grafo de visibilidade natural pode ser obtido a partir de um critério geométrico de visibilidade. Ele é denominado Grafo de Visibilidade Horizontal (*Horizontal Visibility Graph* - HVG) (LUQUE *et al.*, 2009) e seu algoritmo funciona de acordo com o critério de visibilidade descrito a seguir.:

Critério geométrico de visibilidade:

Seja $\{x_i\}_{i=1,\dots,N}$ uma série temporal com N dados. O algoritmo associa a cada dado da série um nó do grafo de visibilidade horizontal. Dois nós i e j do grafo são conectados se for possível traçar uma linha horizontal na série temporal unindo x_i e x_j sem nenhum dado intermediário. Isto é, os dois nós i e j são conectados se o seguinte critério geométrico for satisfeito:

$$x_i, x_j > x_n \text{ para } n \text{ tal que } i < n < j.$$

Para ilustrar o esquema do algoritmo, considere-se o exemplo da Figura 2. Trata-se de uma série temporal de 20 dados e seu grafo de visibilidade horizontal associado.

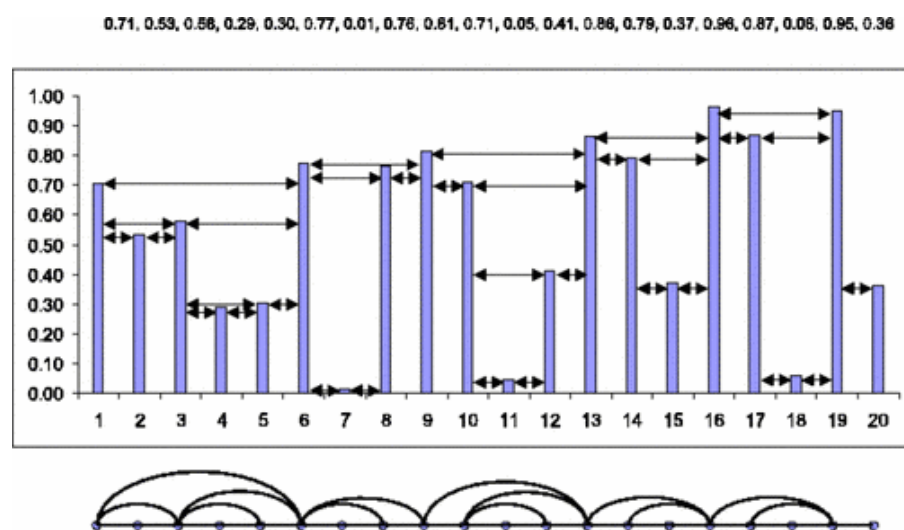


Figura 2: Exemplo ilustrativo do Grafo de Visibilidade Horizontal para uma série de 20 dados. Fonte: LUQUE *et al.* (2009).

Uma rede gerada pelo HVG tem as seguintes propriedades:

- ❖ Conectada: cada nó vê pelo menos seus vizinhos mais próximos.
- ❖ Invariante sob transformações afins da série de dados: o critério de visibilidade é invariante sob o redimensionamento dos eixos horizontal e vertical.

Algumas outras propriedades podem ainda ser estabelecidas:

- ❖ Reversibilidade ou irreversibilidade do mapeamento: esta propriedade é obtida de acordo com a forma em que a matriz de adjacências é determinada. A matriz de adjacências binária gera um grafo irreversível, o que, entretanto, se altera ao utilizar-se uma matriz de adjacências ponderada.
- ❖ Rede direcionada ou não direcionada: embora esse grafo gere uma rede não direcionada, isso pode ser alterado ao considerar graus de entrada e saída.
- ❖ Comparação entre critérios geométricos: o critério geométrico definido para o algoritmo de visibilidade horizontal é mais “restritivo à visibilidade” do que no caso natural. Ou seja, os nós no grafo de visibilidade horizontal terão "menos visibilidade" do que no grafo de visibilidade natural.

4.3 MEDIDAS TOPOLÓGICAS DA REDE

4.3.1 Distribuição de grau do nó

Os nós de uma rede possuem diferentes quantidades de conexões. O número de conexões k de um nó da rede indica o grau daquele nó. O grau do nó é uma importante característica a partir da qual pode-se encontrar muitas medidas para a rede (SIVAKUMAR; WOLDEMESKEL, 2015).

A distribuição do grau do nó é caracterizada pela função de distribuição $p(k)$, que é um indicador confiável do tipo de rede. Em um grafo puramente aleatório, por exemplo, a maioria dos nós tem aproximadamente o mesmo grau que aproxima o grau médio \bar{k} da rede, uma vez que as ligações são colocadas aleatoriamente. A distribuição de graus de um grafo completamente aleatório é, portanto, uma distribuição de Poisson, $p(k) = \frac{e^{-\bar{k}} \bar{k}^k}{k!}$, com um pico em $p(\bar{k})$. A similaridade depende das propriedades da rede e a distribuição de grau também pode ser Gaussiana, exponencial ou do tipo lei de potência, por exemplo (SIVAKUMAR; WOLDEMESKEL, 2015).

Num estudo mais abrangente, Lacasa e Toral (2010) confirmaram que a correlação de uma série temporal é capturada e transmitida ao grafo associado. Com isso, comprovaram que é possível distinguir a topologia da série a partir do estudo da distribuição de grau do nó de grafos gerados a partir do HVG. Eles concluíram, ainda, que a função de distribuição possui comportamento exponencial $P(k) \sim \exp(-\lambda k)$, onde λ é a inclinação da reta semilogarítmica da distribuição de probabilidade do grau do nó, e que através de λ é possível classificar a série que origina o grafo. Isto é, redes que possuem $\lambda < \ln\left(\frac{3}{2}\right)$ são associadas a processos caóticos; e $\lambda = \ln\left(\frac{3}{2}\right)$, por processos não correlacionados. As que resultam em $\lambda > \ln\left(\frac{3}{2}\right)$ são governadas por processos estocásticos correlacionados e, quanto mais acima deste limiar estiver o coeficiente λ , maior correlação possuirá a rede que o gera.

4.3.2 Coeficiente de Agrupamento

O Coeficiente de Agrupamento quantifica a tendência da rede para agrupamento e, é basicamente uma medida de densidade local. Este coeficiente é calculado da seguinte maneira: considere-se um nó i da rede e seja k_i os nós conectados a ele. Esses k_i nós são as vizinhanças do nó i , e podem ser identificados considerando a correlação entre o nó i e os demais nós da rede. Se a vizinhança de i faz parte de um grupo, ou seja, se os nós conectados a i possuem conexões entre si, então haverá $\frac{k_i(k_i-1)}{2}$ possíveis ligações entre eles. Assim, o Coeficiente de Agrupamento c_i do nó i é dado pela razão entre o número e_i de conexões existentes entre os k_i nós e o total de conexões possíveis $\frac{k_i(k_i-1)}{2}$; isto é: $c_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i-1)}$ (SIVAKUMAR; WOLDEMESKEL, 2015). O processo é repetido para todos os nós da rede e a média dos c_i é o Coeficiente de Agrupamento Médio $C = \frac{1}{N} \sum_i c_i$.

4.3.3 Comprimento Médio do Caminho

Uma importante medida global do grafo é o comprimento médio do caminho, que indica o quanto a rede é integrada ou em outras palavras, o quão fácil é transportar informação nela. Esse comprimento é definido como a média do caminho mais curto entre todos os pares possíveis de nós; ou seja: $\langle d_{ij} \rangle = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{ij} d_{ij}$, em que $d_{i,j}$ é a mínima distância entre os

vértices i e j , o que corresponde ao número de arestas percorridas do menor caminho para ir de i até j (STAM; REIJNEVELD, 2007).

4.4 O SOFTWARE UTILIZADO

Toda a análise feita neste trabalho foi realizada com uso de um *software* próprio, desenvolvido em linguagem C de programação. O código desenvolvido funciona da seguinte forma: recebe os dados da série temporal a ser analisada e aplica o grafo de visibilidade horizontal para convertê-la em uma rede complexa. Em seguida, são realizadas as medidas topológicas da rede gerada; isto é, são calculados o Coeficiente de Agrupamento, o Comprimento Médio do Caminho e o Coeficiente Lambda, que, conforme já mencionado, é o coeficiente angular da reta semilogarítmica da distribuição de grau do nó.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 ANÁLISE DE FOCOS DE CALOR DOS BIOMAS BRASILEIROS AMAZÔNIA, CERRADO, MATA ATLÂNTICA E CAATINGA UTILIZANDO HVG

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos das análises das séries temporais diárias de focos de calor dos biomas Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, que, unidos, correspondem a cerca de 96,1% do território brasileiro, segundo o IBGE. Como mencionado no capítulo anterior, os dados foram identificados pelo satélite de referência AQUA_M-T e processados pelo INPE no período de 04 de julho de 2002 a 10 de setembro de 2019.

O número de focos de calor correspondentes aos biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga são apresentados na Tabela 3. Dela, observa-se que os biomas Amazônia e Cerrado são os que detêm maior número de focos de calor identificados. Os valores absolutos, porém, não consideram a extensão territorial desses biomas, que é bem distinta uma vez que o Amazônia é no mínimo duas vezes maior que os demais. É mais adequado, portanto, comparar os dados do valor relativo, já que este considera a área. Fazendo isso, verifica-se que, embora o bioma Amazônia possua a maior quantidade de focos de calor registrada, é o Cerrado que em números relativos apresenta maior valor com 0,64 Focos/km². Isso corresponde ao dobro do que é registrado para o bioma Mata Atlântica, que apresenta a menor quantidade relativa. Essa discrepância ocorre devido às características particulares desses biomas, pois, enquanto no Cerrado a vegetação é semelhante a uma savana, a Mata Atlântica abriga cerca de 50% da população do Brasil e concentra diversos centros urbanos (áreas desmatadas).

Tabela 3 – Número de focos de calor por bioma brasileiro no período de 04/07/2002 à 10/09/2019

Bioma	Nº de Focos	Focos /Área (Km ²)
Amazônia	2.127.546	0,51
Cerrado	1.301.723	0,64
Mata Atlântica	358.000	0,32
Caatinga	329.981	0,39
Total	4.117.250	

As séries temporais originais de número de focos de calor, bem como as séries temporais de anomalias dos biomas brasileiros aqui estudados, são apresentadas nas subseções a seguir.

5.1.1 Séries Temporais Originais de focos de calor em biomas brasileiros

As séries temporais associadas ao número (ou frequência) de focos de calor dos biomas Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga são respectivamente apresentadas nas Figuras de 3 a 6. Da comparação entre as séries, pode-se observar que: todas elas apresentam maiores picos entre 2002 e 2008 e, após esse período, com exceção do bioma Cerrado (Figura 4), apresentam menores ocorrências de focos de calor. Nota-se, ainda, que em todas elas há um padrão sazonal anual, o que não é observado, entretanto, com a normalização que resulta nas séries temporais de anomalias apresentadas na próxima subseção.

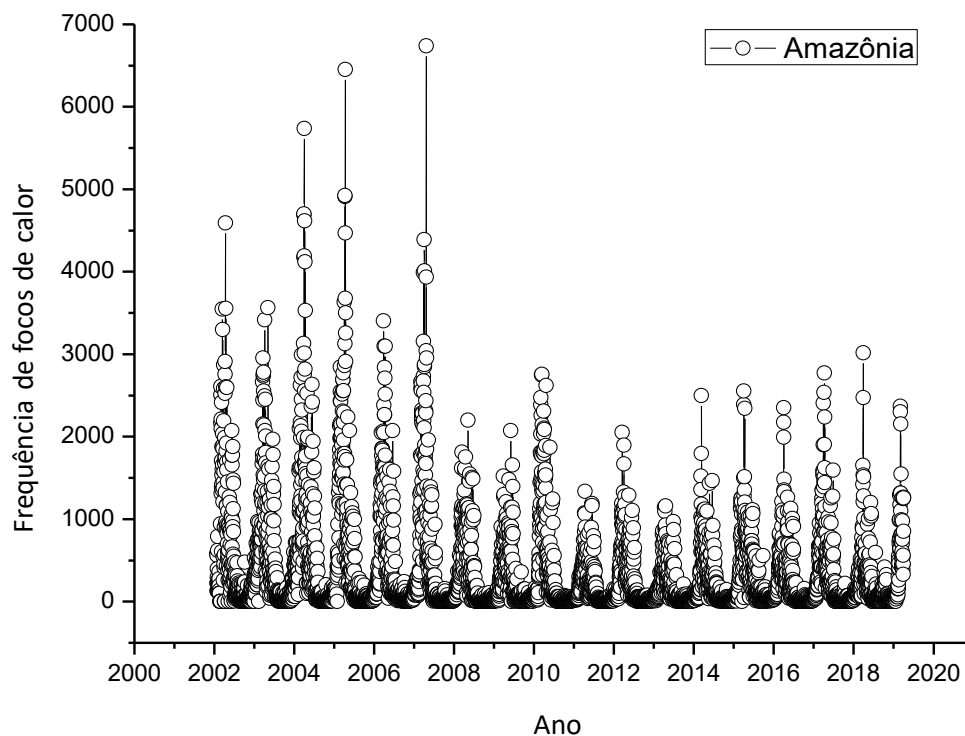


Figura 3: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Amazônia no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

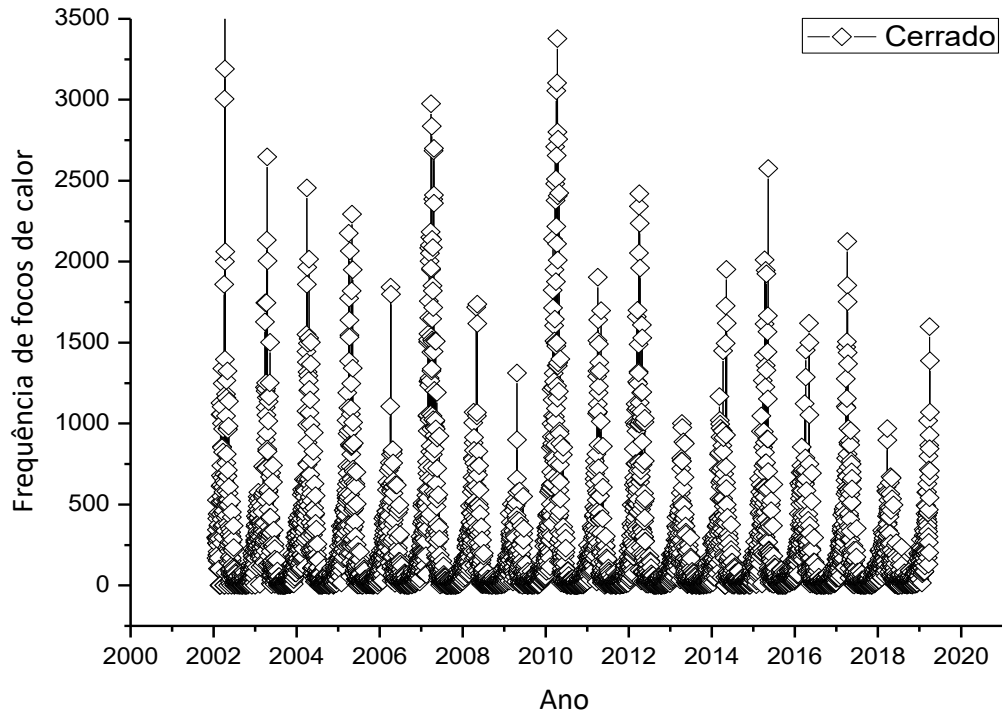


Figura 4: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Cerrado no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

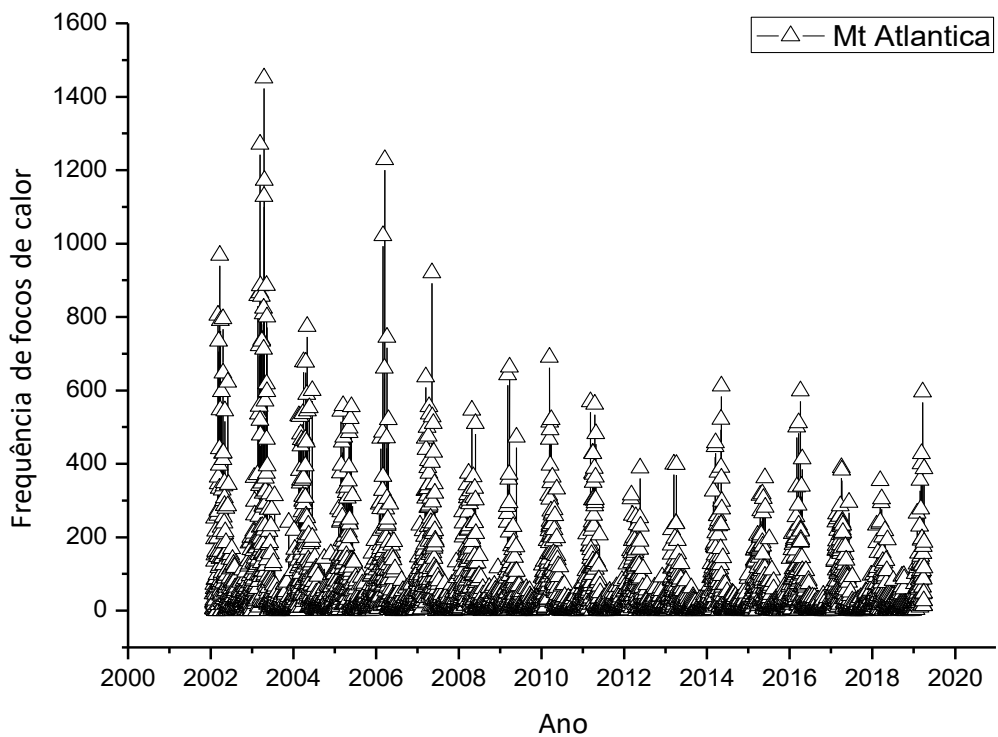


Figura 5: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Mata Atlântica no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

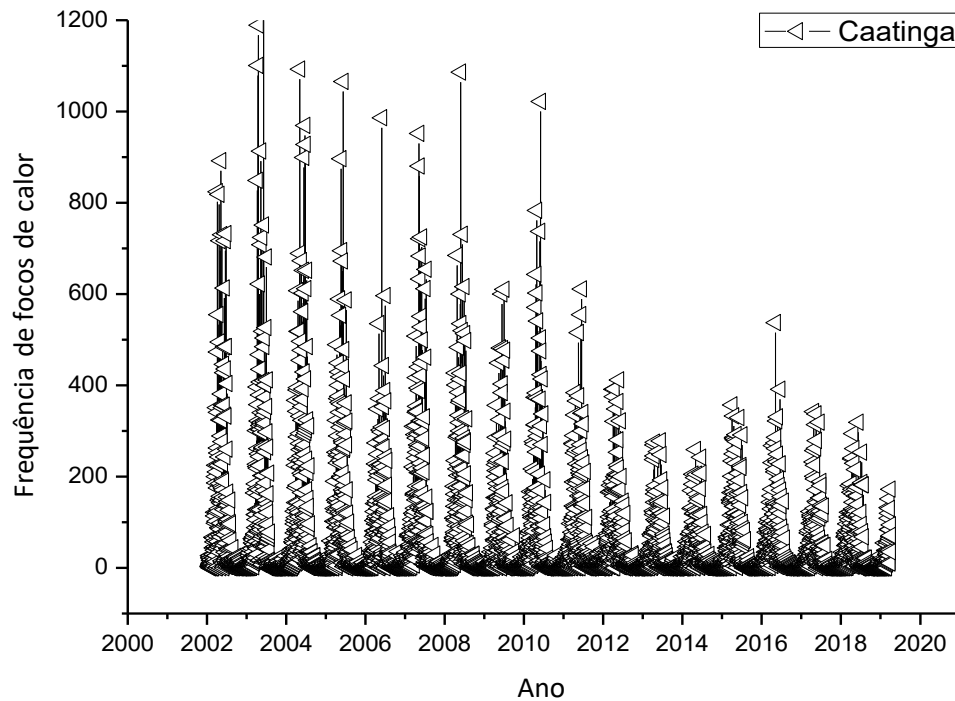


Figura 6: Série de frequência diária de focos de calor no bioma Caatinga no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

5.1.2 Séries Temporais de Anomalias de focos de calor em biomas brasileiros

As Figuras enumeradas de 7 a 10 apresentam as séries temporais de anomalias correspondentes aos focos de calor dos biomas Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, respectivamente. Conforme mencionado anteriormente, estas séries são resultado de uma normalização das séries originais para retirar dos dados o efeito sazonal existente. Os resultados apresentados para estas séries temporais mostram um comportamento aleatório, indicando, portanto, que elas não apresentam sazonalidade.

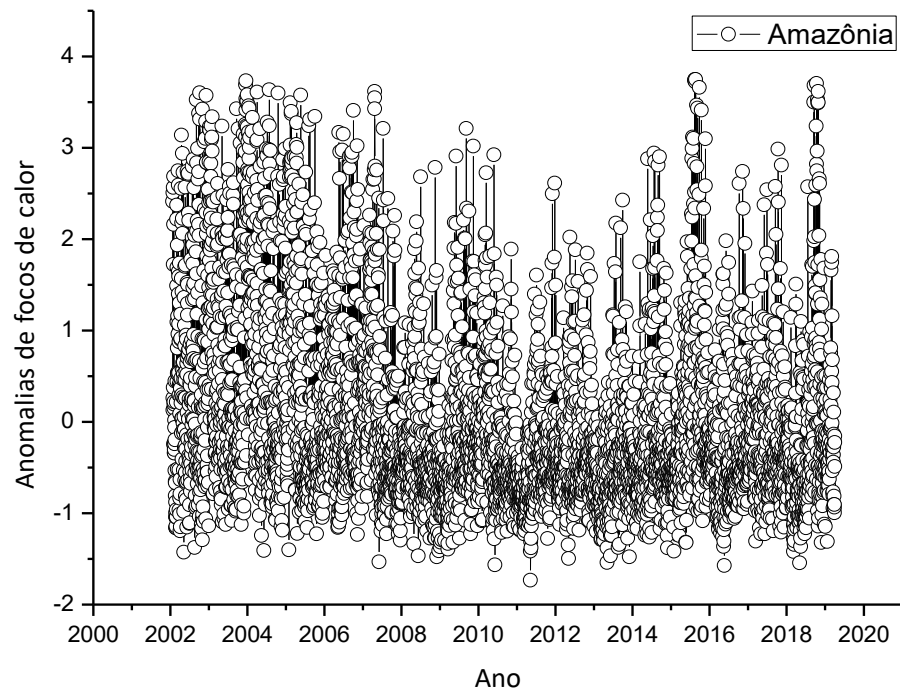


Figura7: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

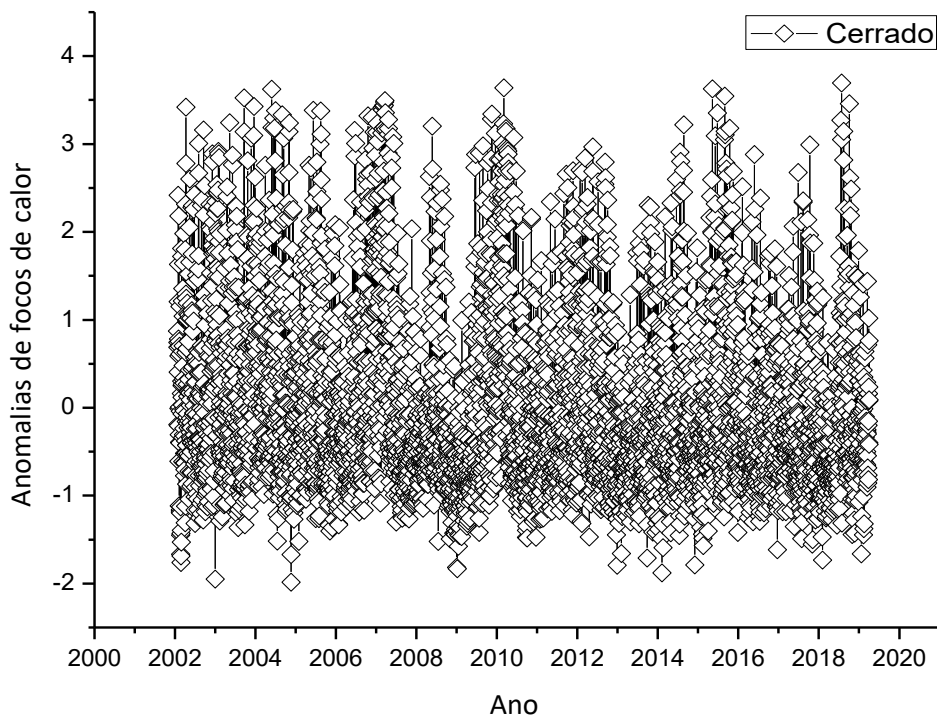


Figura 8: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Cerrado no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

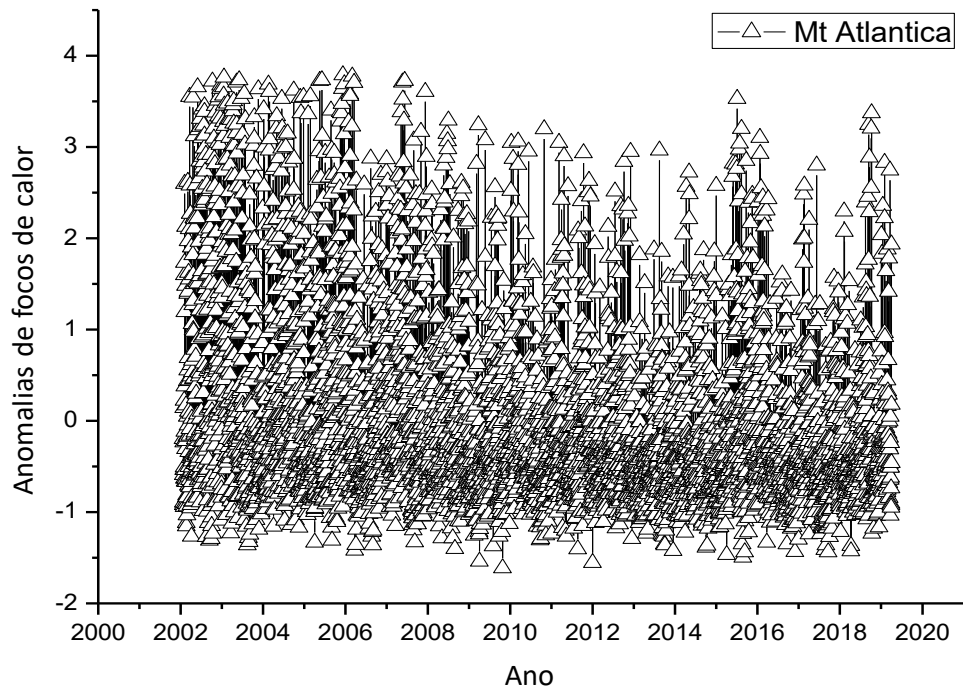


Figura 9: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Mata Atlântica no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

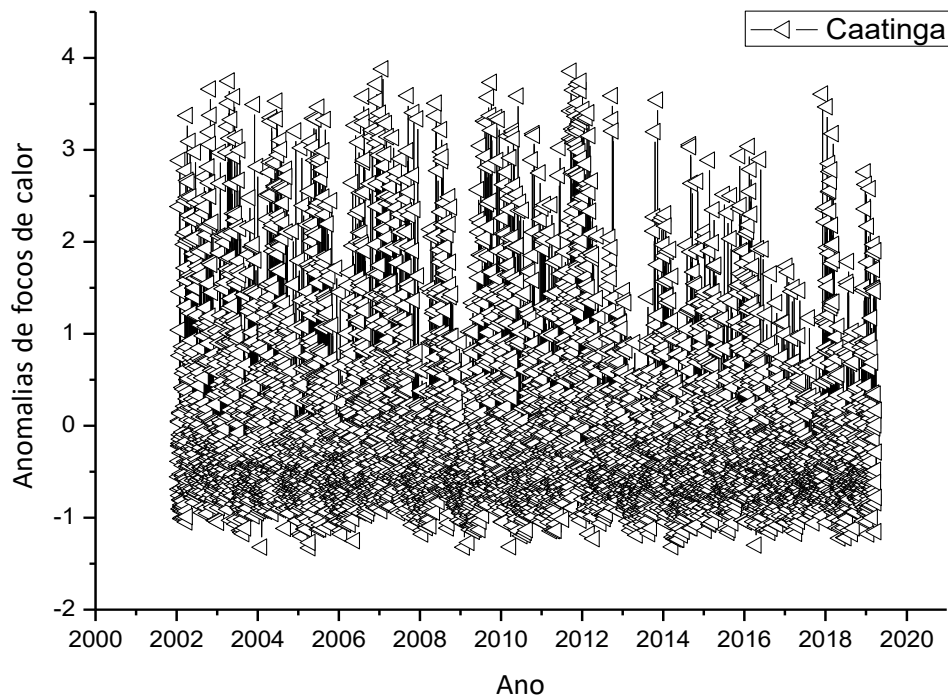


Figura 10: Série de anomalias diárias de focos de calor no bioma Caatinga no período de 04/07/2002 a 11/09/2019.

5.1.3 Medidas topológicas das redes HVG de focos de calor em biomas brasileiros

Nas subseções anteriores, apresentou-se o comportamento das séries temporais (Original e de Anomalias) correspondentes a focos de calor de biomas brasileiros. Essas séries foram convertidas em redes complexas e suas medidas topológicas foram calculadas. Os resultados obtidos para essas medidas encontram-se na Tabela 4, onde STO significa Série Temporal Original e STA, Série Temporal de Anomalias.

Antes de realizar a análise topológica dessas redes que caracterizam as queimadas em biomas brasileiros, é importante lembrar que eles se distinguem pelas características de sua biodiversidade e por isso são afetados pelo fogo de formas diferentes, podendo ter seu ecossistema beneficiado ou degradado. Isto é, as alterações resultantes das queimadas nos biomas dependem do ecossistema atingido (COSTA; RODRIGUES, 2015).

Os resultados obtidos e aqui tabelados para as medidas topológicas das redes que caracterizam as queimadas em biomas brasileiros revelam que, apesar de resultarem em diferentes efeitos, a dinâmica dos focos de calor gera redes com características bem semelhantes. Além disso, observa-se que as séries temporais de anomalias, em que se retira a sazonalidade e se reduz a variabilidade, geram redes com maior capacidade de agrupamento e menor caminho médio. Ao avaliar o Coeficiente Lambda, conclui-se que apenas a série temporal de Anomalias do bioma Caatinga pode ser caracterizada como caótica, pois apenas para este caso se verifica $\lambda < \ln\left(\frac{3}{2}\right)$. O valor obtido de Lambda para a rede associada ao bioma Mata Atlântica, entretanto, é 0,405; ou seja, quase igual a $\ln\left(\frac{3}{2}\right)$, o que a classificaria como não-correlacionada. A classificação da série estaria no limiar entre caótica e não-correlacionada. As demais séries classificam-se como estocásticas correlacionadas, uma vez que $\lambda > \ln\left(\frac{3}{2}\right)$. Nota-se ainda que as séries originais são mais correlacionadas que as de anomalias, uma indicativa do efeito da sazonalidade. Tal efeito é ainda mais relevante no caso da série de focos de calor da Caatinga, pois os dados apresentariam comportamento típico de processos estocásticos correlacionados em vez de caóticos, como se obteve para a série de anomalias.

Tabela 4: Medidas topológicas das redes geradas a partir das séries temporais (Original e de Anomalias) de focos de calor nos biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga, no período de 04/07/2002 a 10/09/2019.

	Amazônia		Cerrado		Mata Atlântica		Caatinga	
	STO	STA	STO	STA	STO	STA	STO	STA
Coefficiente de Agrupamento	0,637	0,656	0,640	0,662	0,621	0,654	0,573	0,665
Comprimento Médio do Caminho	20,289	13,464	20,724	12,281	14,489	12,045	18,665	11,876
Coefficiente Lambda	0,436	0,426	0,450	0,424	0,429	0,405	0,430	0,393

5.2 ANÁLISES ANUAIS, SEMESTRAIS E EVOLUÇÃO TEMPORAL DE FOCOS DE CALOR NA AMAZÔNIA UTILIZANDO O HVG

Neste trabalho, atenção especial foi dada ao bioma Amazônia uma vez que, entre os biomas brasileiros, esse é o que mais se destaca no País. Considerado a maior reserva de diversidade biológica do mundo, por exemplo, ele encobre 49,3% do território nacional (IBGE, 2019). Assim, além da análise realizada e apresentada na seção anterior para este e outros biomas brasileiros, analisam-se agora os dados anuais, semestrais e de evolução temporal da série de focos de calor apenas desse bioma.

5.2.1 Análise de dados anuais de focos de calor no bioma Amazônia

Extraíndo-se apenas os dados de contagem anual das séries temporais (Original e de Anomalias) do bioma Amazônia, aplicou-se o grafo de visibilidade horizontal (HVG) para a obtenção das redes a elas associadas, e suas medidas topológicas foram realizadas. Os valores obtidos para as medidas topológicas das redes associadas a essas séries temporais, Original e de Anomalias, STO e STA, respectivamente, são apresentados na Tabela 5. Observando sua primeira coluna, verifica-se que entre os anos de 2003 e 2008, o registro de focos de queima na floresta que caracteriza o bioma Amazônia superava 100.000 focos por ano. É possível identificar que essa discrepância em relação aos anos posteriores está relacionada ao desenvolvimento agropecuário da indústria de soja (BARONA *et al.*, 2010; GIBBS *et al.*, 2015), que diminuiu após 2006. O número médio de focos de calor devido à influência desse período é de 119.596,1 focos por ano, com um desvio padrão de 53.279,42. Após esse

período, registros dessa magnitude ocorreram apenas em anos de seca. Eis uma indicativa de que há o aumento de focos de calor em anos de seca.

Tabela 5: Medidas topológicas das redes anuais do HVG de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2018, obtidas a partir das séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA).

Ano	Contagem anual	Coeficiente de Agrupamento		Comprimento Médio do Caminho		Coeficiente Lambda	
		STO	STA	STO	STA	STO	STA
2003	174.400	0,64645	0,65844	10,9291	7,37218	0,38383	0,38378
2004	218.637	0,64068	0,65460	13,4615	8,71122	0,38511	0,40564
2005	213.720	0,62176	0,65617	13,6768	6,23062	0,39722	0,34746
2006	144.422	0,63879	0,65877	11,8011	6,78299	0,40461	0,33350
2007	186.480	0,65216	0,65246	15,0553	8,12172	0,40729	0,40403
2008	103.453	0,62808	0,64849	10,0266	7,17022	0,45152	0,34553
2009	81.682	0,65538	0,66257	9,60161	7,05553	0,40867	0,35452
2010	134.614	0,64179	0,65378	11,7876	7,49618	0,42507	0,39219
2011	58.186	0,60547	0,64918	12,0219	7,66473	0,42157	0,40664
2012	86.719	0,63305	0,66093	11,3804	7,45502	0,42369	0,38814
2013	58.688	0,63579	0,65641	12,2088	6,93571	0,35664	0,39035
2014	82.553	0,63805	0,66233	9,20038	6,55975	0,42255	0,39071
2015	106.438	0,62260	0,65272	13,861	6,71554	0,40926	0,36013
2016	87.761	0,64260	0,65083	10,5149	7,85187	0,31016	0,40463
2017	107.439	0,62904	0,64967	13,1543	7,16371	0,46548	0,41798
2018	68.345	0,64477	0,65361	12,2662	7,38740	0,41777	0,41419
Média	119.596,1	0,63603	0,65506	11,93422	7,29215	0,40565	0,38371
Desvio P.	53.279,42	0,01257	0,00457	1,64173	0,61682	0,03614	0,02689

Examinando os dados da Tabela 5, vê-se que os grafos de anomalias (associados à STA) são mais conectados (menor comprimento médio do caminho) que os de frequências de focos de calor (associados à STO), o que é, portanto, semelhante ao que ocorra análise da série completa (Seção 5.1). Em média, porém, é aproximadamente metade do valor (11,93422 para STO e 7,292149 para STA) do índice obtido para a série completa (20,289 para STO e

13,464 para STA). O coeficiente de agrupamento da rede, por sua vez, não sofre muita alteração em relação ao que foi obtido para a série completa.

As três medidas topológicas apresentadas na tabela possuem baixa variabilidade anual (Desvio P. <2) e, em média, a caracterização das redes de acordo com o Lambda médio anual é diferente daquela obtida para a série completa, onde ambas as séries (Original e de Anomalias) foram classificadas como aleatórias, e no presente caso, apenas o valor médio do Coeficiente Lambda associado à Série Original (STO) se enquadra nessa categoria, já que para a Série de Anomalias (STA) o valor médio do Coeficiente Lambda está abaixo do limiar $\ln\left(\frac{3}{2}\right) = 0,4054$, classificando-a como uma série caótica (Tabela 5).

5.2.2 Análise de dados semestrais de focos de calor no bioma Amazônia

De acordo com a análise da série temporal completa de focos de calor na Amazônia (Figuras 3, na Seção 5.1), observou-se que as queimadas nesse bioma apresentam um comportamento sazonal ao longo do ano. Tal comportamento pode ser confirmado com a contagem semestral de queimadas, conforme apresentada na Tabela 6. Dela, nota-se que o número de ocorrências de focos de calor no primeiro semestre (período chuvoso) se mostra muito inferior ao do segundo (período mais seco), com, em média, apenas 7,6% da ocorrência no período mais seco. Enquanto, em média, registra-se no período chuvoso 8.316 focos de calor, no período seco há, em média, mais de 100.000 registros, apresentando também maior desvio padrão.

Tabela 6: Número de focos de calor ano-semestre no bioma Amazônia no período de janeiro de 2003 a junho de 2019

Ano	Jan. – Jun.	Jul. – Dez.
2003	17.143	157.257
2004	17.340	201.297
2005	11.652	202.068
2006	7.829	136.593
2007	10.565	175.915
2008	4.525	98.928
2009	4.164	77.518

2010	7.590	127.024
2011	3.545	54.641
2012	5.328	81.391
2013	5.057	53.631
2014	5.989	76.564
2015	6.117	100.321
2016	11.873	75.888
2017	5.093	102.346
2018	6.956	61.389
2019	10.606	---
Média	8.316	111.423,2
Desvio P.	4.261,795	49.926,2

A análise de redes por ano-semester é realizada com a obtenção das redes do HVG a partir dos dados da Tabela 6. Assim fazendo, foram calculadas as medidas topológicas das redes geradas e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 7, para o primeiro semestre, e na Tabela 8, para o segundo. Vê-se que esses resultados são semelhantes àqueles encontrados na análise anual; porém, ao verificar os valores do coeficiente da distribuição de grau do nó, Lambda, (em média igual a 0,357941 para a série de contagem de focos, ou Série Temporal Original (STO) de dados, e 0,375765 para a Série Temporal de Anomalias (STA)), vê-se que o comportamento das séries associadas ao primeiro semestre de cada ano é característico de processos caóticos, indicados pelo valor de Lambda abaixo de $\ln\left(\frac{3}{2}\right) = 0,4054$. No segundo semestre, entretanto, observa-se que em média o comportamento é típico de um processo estocástico correlacionado para as séries de frequência (ou STO) e caótico para as de Anomalias (STA).

Tabela 7: Medidas topológicas das redes do HVG de focos de calor na Amazônia associadas às séries Original (STO) e de Anomalias (STA) do primeiro semestre de cada ano, com dados coletados entre 2003 e 2019

Ano	Coeficiente de Agrupamento		Comprimento Médio do Caminho		Coeficiente Lambda	
	STO	STA	STO	STA	STO	STA

2003	0,632	0,664	5,332	5,560	0,363	0,366
2004	0,638	0,659	5,181	5,992	0,315	0,402
2005	0,608	0,657	5,592	5,466	0,344	0,356
2006	0,634	0,662	5,668	5,976	0,366	0,342
2007	0,659	0,661	5,524	6,410	0,405	0,397
2008	0,608	0,654	5,98	6,009	0,384	0,308
2009	0,646	0,658	5,145	6,292	0,392	0,399
2010	0,628	0,649	5,624	6,485	0,371	0,394
2011	0,575	0,653	5,153	6,600	0,341	0,38
2012	0,609	0,656	5,973	5,954	0,359	0,381
2013	0,616	0,636	5,758	6,697	0,308	0,365
2014	0,631	0,661	5,711	5,975	0,405	0,367
2015	0,625	0,662	6,112	6,506	0,373	0,375
2016	0,650	0,654	5,667	6,980	0,354	0,397
2017	0,615	0,650	6,012	6,399	0,326	0,399
2018	0,654	0,654	5,894	6,804	0,346	0,369
2019	0,643	0,670	6,948	7,641	0,333	0,391
Média	0,628	0,656	5,722	6,338	0,358	0,376
Desvio P.	0,021	0,007	0,438	0,536	0,029	0,025

Tabela 8: Medidas topológicas das redes do HVG de focos de calor na Amazônia associadas às séries Original (STO) e de Anomalias (STA) do segundo semestre de cada ano, com dados coletados entre 2003 e 2018

Ano	Coeficiente de Agrupamento		Comprimento Médio do Caminho		Coeficiente Lambda	
	STO	STA	STO	STA	STO	STA
2003	0,656	0,657	8,399	6,434	0,428	0,387
2004	0,645	0,641	10,562	6,475	0,503	0,360
2005	0,624	0,649	11,215	6,301	0,511	0,367
2006	0,641	0,655	8,535	5,687	0,435	0,344
2007	0,629	0,639	11,656	8,712	0,452	0,422
2008	0,645	0,643	7,552	6,461	0,401	0,432
2009	0,645	0,646	7,997	7,965	0,404	0,416

2010	0,624	0,651	9,620	8,427	0,465	0,494
2011	0,625	0,635	11,136	9,141	0,512	0,431
2012	0,638	0,653	8,971	5,854	0,400	0,394
2013	0,644	0,649	9,623	7,499	0,402	0,407
2014	0,638	0,649	8,068	6,074	0,435	0,350
2015	0,618	0,643	11,631	7,429	0,38	0,428
2016	0,618	0,642	11,330	7,758	0,506	0,410
2017	0,636	0,652	9,754	6,345	0,451	0,370
2018	0,618	0,636	10,286	6,649	0,456	0,457
Média	0,634	0,646	9,771	7,076	0,446	0,404
Desvio P.	0,012	0,007	1,399	1,072	0,044	0,041

5.2.3 Análise da evolução temporal de focos de calor no bioma Amazônia

Para investigar a evolução temporal das medidas topológicas das redes complexas associadas às séries Original e de Anomalias de focos de calor no bioma Amazônia, o grafo de visibilidade horizontal foi aplicado considerando em seus dados variações do tipo *sliding window* de tamanho 365 e com saltos de 7 dias. As redes geradas segundo esse procedimento resultou nos gráficos apresentados nas Figuras enumeradas de 11 a 16.

De acordo com as Figuras 11 e 12, que descrevem a evolução temporal do coeficiente de agrupamento associado, respectivamente, à série de contagem de dados diários (ou Série Original) e à Série de Anomalias, pode-se verificar que esta última apresentou resultados mais conclusivos, com picos nos anos de 2007, 2010 e 2015, o que corresponde aos anos de seca na Amazônia. Esse resultado indica que anos de seca geram redes mais conectadas. Para o comprimento médio do caminho (Figuras 13 e 14), os resultados mostraram um comportamento cíclico. O Coeficiente Lambda, por sua vez, oscilou em torno do limiar de classificação $\ln\left(\frac{3}{2}\right)$, sendo as séries de contagem (Figura 15) mais frequentemente classificadas como estocásticas correlacionadas, e as de anomalias (Figura 16), como caóticas.

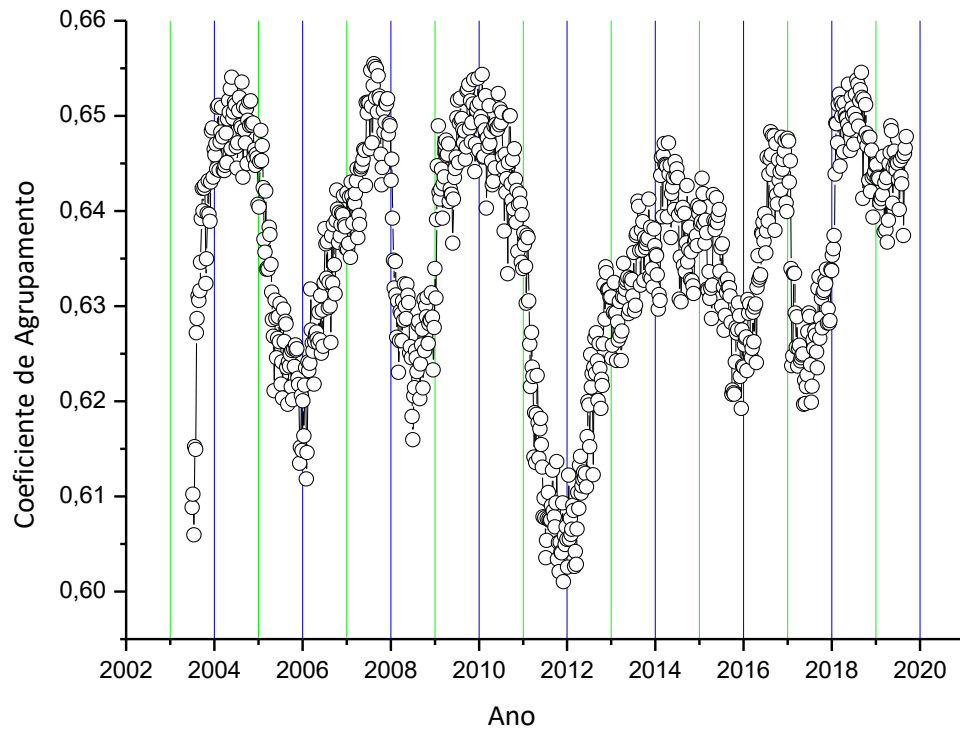


Figura11: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG de contagem de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.

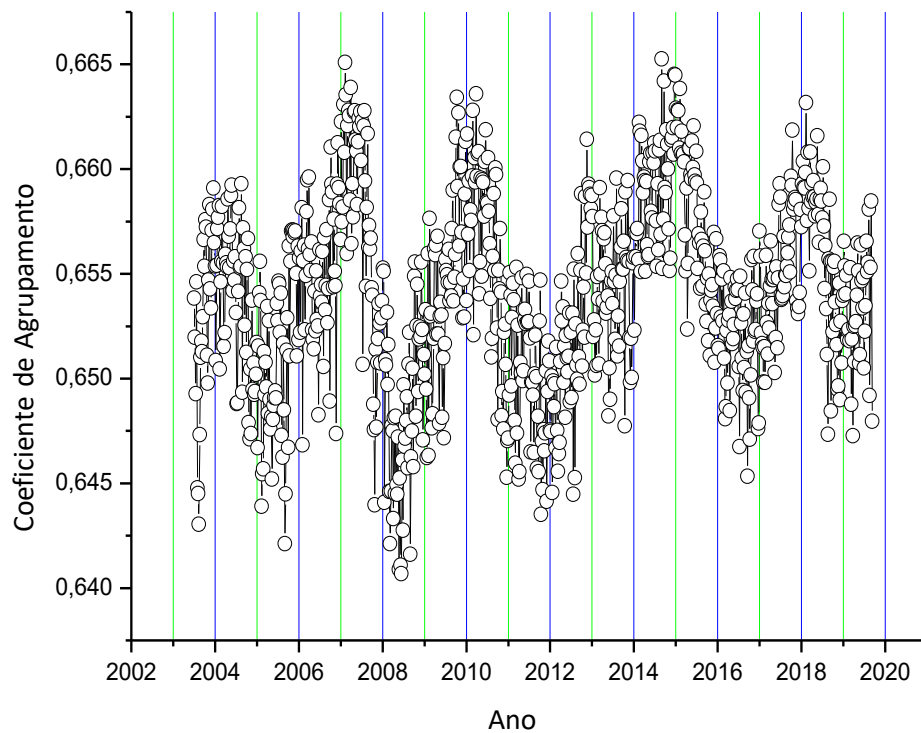


Figura 12: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG de anomalias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.

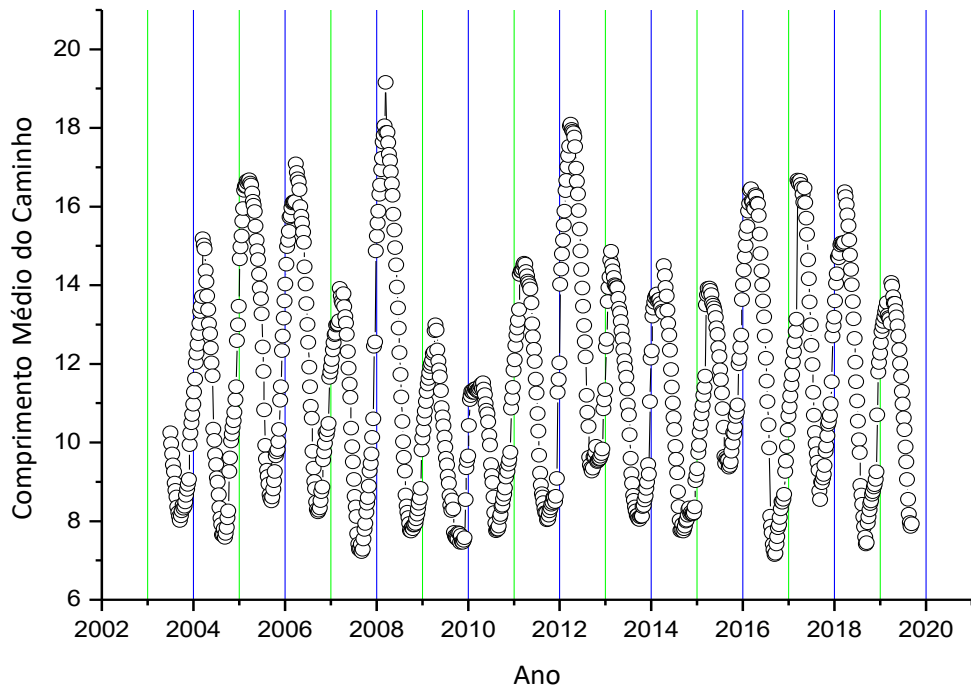


Figura 13: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG de contagem de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.

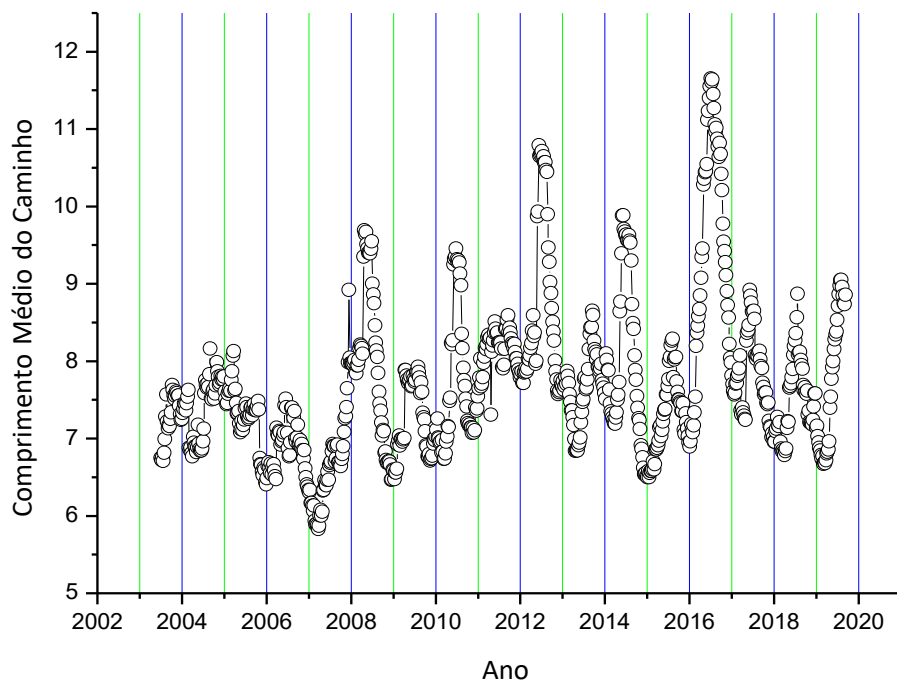


Figura 14: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG de anomalias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.

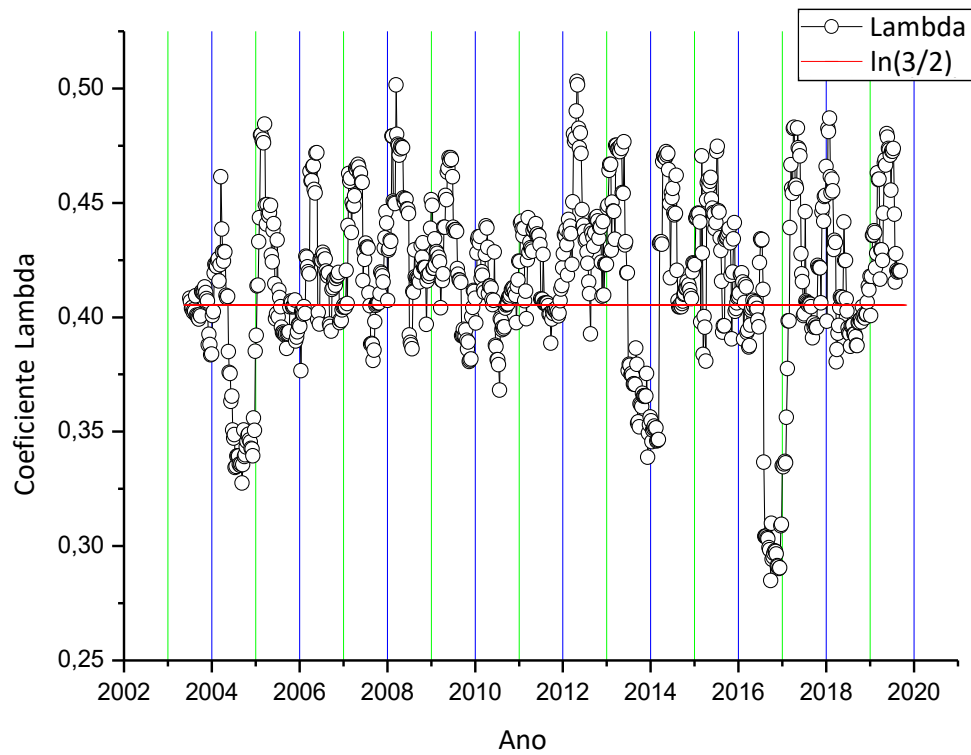


Figura 15: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG de contagem de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.

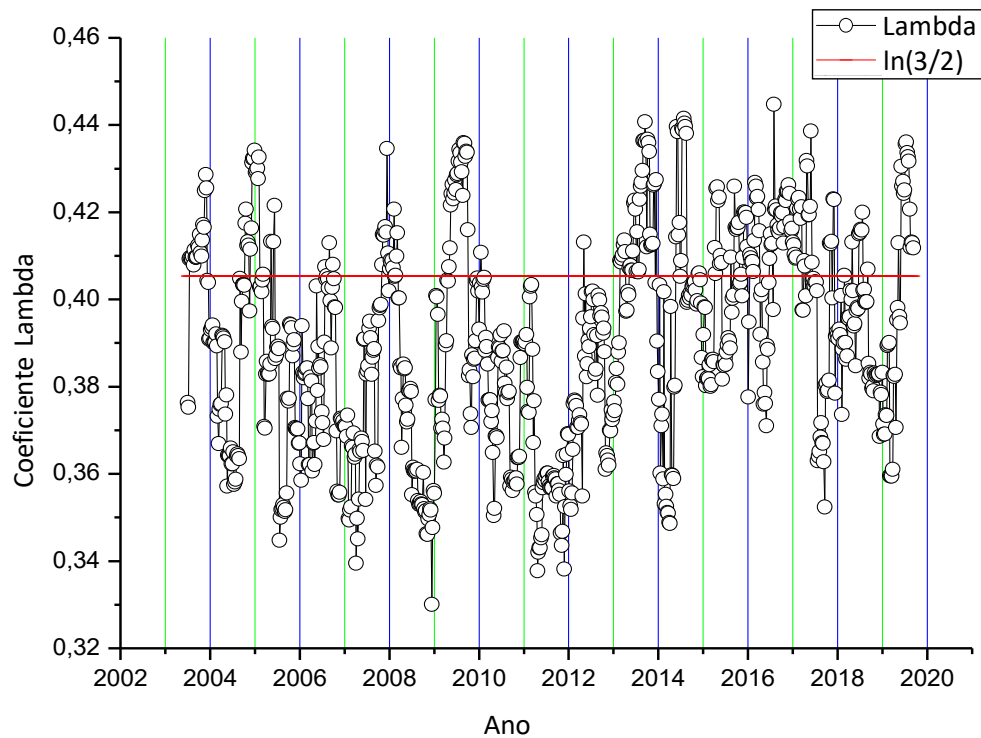


Figura 16: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG de anomalias de focos de calor no bioma Amazônia no período de 2003 a 2019.

5.3 ANÁLISE DE VAZÕES DO RIO SÃO FRANCISCO UTILIZANDO O HVG

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos da análise das séries temporais diárias de vazão (m^3/s) das estações fluviométricas de Juazeiro (BA) e Pão de Açúcar (AL). Os dados são de registros de vazões realizados no período de 01 de janeiro de 1931 a 30 de abril de 2007 e disponibilizados pela Agência Nacional de Águas.

5.3.1 Séries Temporais Originais de vazões do rio São Francisco

As séries temporais de dados das vazões do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro e Pão de Açúcar são respectivamente apresentadas nas Figuras 17 e 18. Delas é possível verificar um comportamento sazonal anual para a vazão (m^3/s), fato que se deve à relação dessa variável com a ocorrência de chuvas. A estação Juazeiro (Figura 17) apresenta, ainda, dois padrões comportamentais em seus dados: um no período entre 1931 e 1978, quando a vazão se mostra com menor variabilidade; e outro no período seguinte, quando há um leve acréscimo nas vazões mínimas, o que coincide com o início do funcionamento da usina hidrelétrica de Sobradinho. Um resultado semelhante é observado para os dados coletados na estação Pão de Açúcar (Figura 18), com os quais se observam três padrões de comportamento. Verificando as datas em que as hidrelétricas de Sobradinho e Xingó tiveram operações iniciadas, e comparando-as com aquelas em que se observam os diferentes padrões comportamentais na série em análise, pode-se concluir que eles coincidem, respectivamente, com os seguintes períodos: 1) antes da construção da usina hidrelétrica de Sobradinho (1931 a 1973); 2) após o funcionamento de Sobradinho e antes da construção da hidrelétrica de Xingó (1979 a 1987) e 3) após a implantação dessas duas hidrelétricas (1995 a 2002).

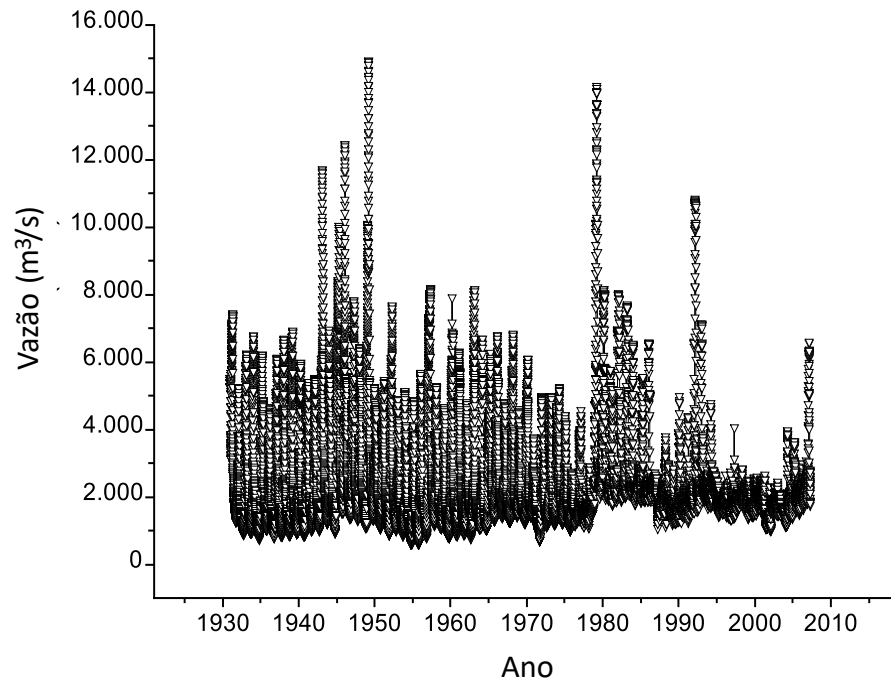


Figura17: Série histórica da vazão (m^3/s) do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2007.

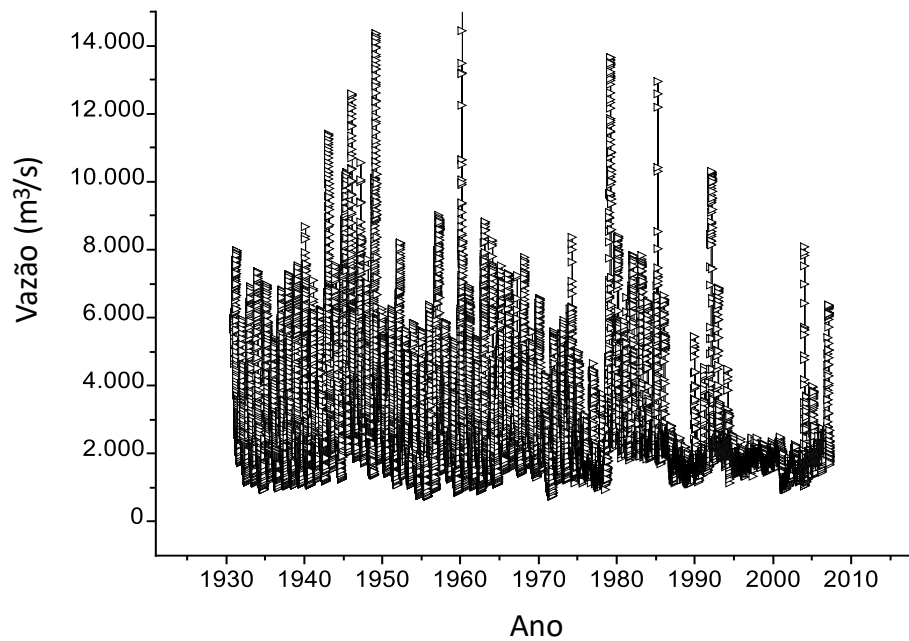


Figura 18: Série histórica da vazão (m^3/s) do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2007.

5.3.2 Séries Temporais de Anomalias de vazões do rio São Francisco

As séries de anomalias obtidas a partir dos dados das séries originais das vazões do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro e Pão de Açúcar são apresentadas nas Figuras 19 e 20, respectivamente. Estes resultados mostram que há redução do comportamento sazonal, conforme esperado, e os diferentes padrões comportamentais apresentados nas séries originais não se acham mais tão bem definidos.

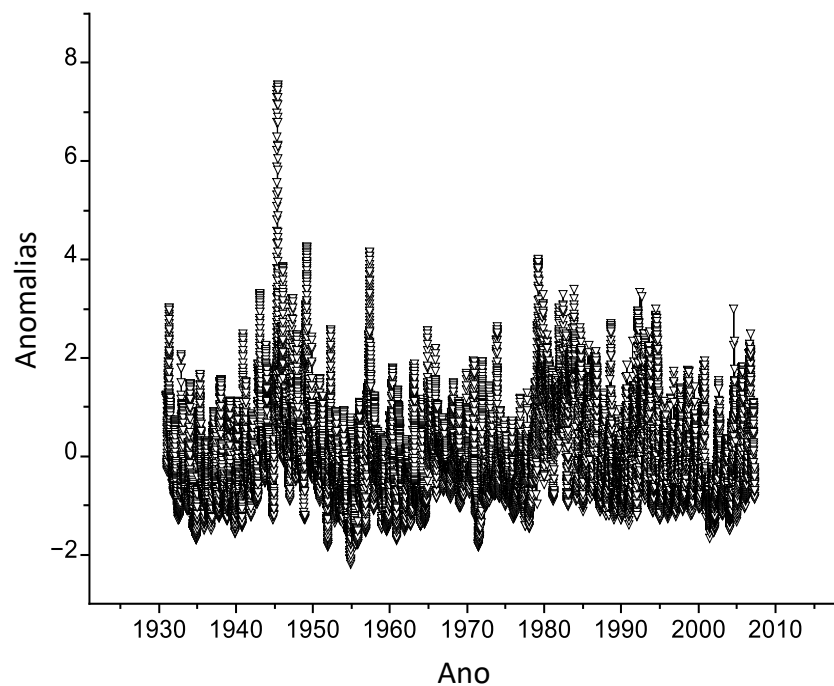


Figura 19: Série histórica de anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2007.

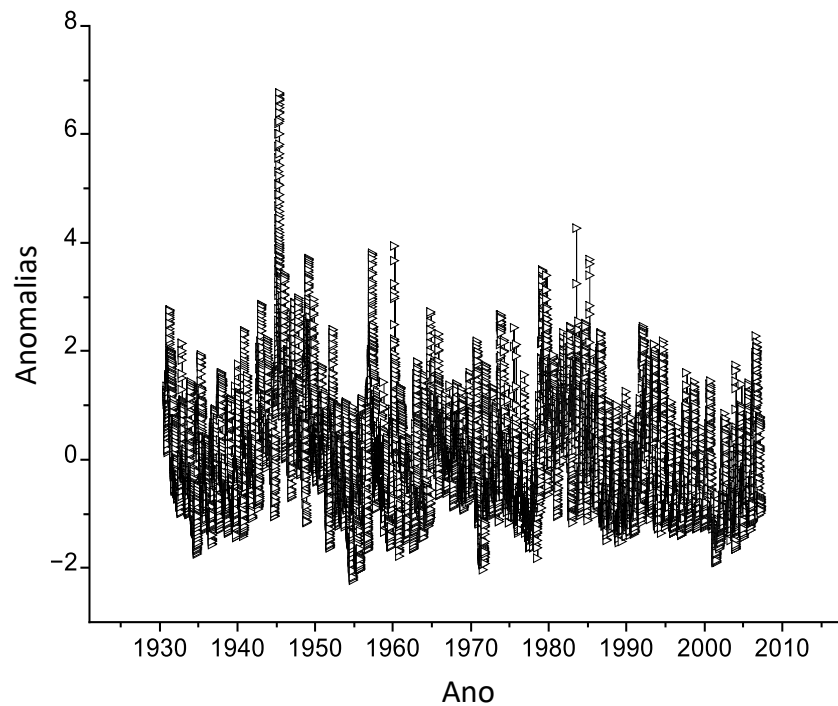


Figura 20: Série histórica de anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2007.

5.3.3 Medidas topológicas das redes do HVG de vazões do Rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA)

Aplicando o algoritmo de visibilidade horizontal às séries temporais (Original e de Anomalias) das vazões do Rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA), foram geradas as redes complexas a elas associadas e suas medidas topológicas calculadas. Os resultados obtidos para o Coeficiente de Agrupamento, o Comprimento Médio do Caminho e o Coeficiente Lambda, associados à Série Temporal Original (STO) e à de Anomalias (STA) das vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA), são, então, apresentados na Tabela 9. Os valores extraídos para essas quantidades confirmam que a construção da usina hidrelétrica de Sobradinho altera a dinâmica de vazão do rio São Francisco na estação de Juazeiro, pois, conforme se pode verificar, as redes geradas apresentam maior capacidade de agrupamento e maior conectividade (menor Comprimento Médio do Caminho) após a construção das hidrelétricas de Sobradinho e Xingó. Tais alterações ocorrem para ambas as séries (Original e de Anomalias). Com relação aos valores obtidos para o Coeficiente Lambda, é possível classificar a Série Original como caótica no período que antecede a construção da usina de Sobradinho e, após sua construção, como um

processo estocástico correlacionado. Para a Série de Anomalias, a rede associada é caracterizada como caótica para todo o período, sendo ainda mais caótica após a construção da usina, já que o valor obtido para o Coeficiente Lambda foi ainda menor.

Tabela 9: Medidas topológicas das redes do HVG associadas às séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA), de vazões do rio São Francisco na estação de Juazeiro (BA), obtidas com os dados coletados nos períodos antes e após a construção da usina hidrelétrica de Sobradinho.

Período	Antes de Sobradinho		Depois de Sobradinho	
	STO	STA	STO	STA
Medida Topológica				
Coeficiente de Agrupamento	0,31	0,572	0,492	0,607
Comprimento Médio do Caminho	96,1	78,31	52,0	30,71
Coeficiente Lambda	0,317	0,322	0,479	0,294

5.3.4 Evolução temporal das medidas topológicas das redes do HVG de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA)

O comportamento temporal das medidas topológicas das redes do HVG associadas às séries temporais (Original e de Anomalias) de vazões do rio São Francisco na estação de Juazeiro é ilustrado nas Figuras 21 a 26. Analisando rapidamente o padrão de comportamento apresentado nestes gráficos, nota-se que há uma mudança clara de comportamento já a partir do ano de 1973, o que corresponde ao início das obras de construção da usina hidrelétrica de Sobradinho, que começou a operar no ano de 1979. Os coeficientes das redes (Original e de Anomalias) captam, portanto, a alteração que ocorre entre 1973 e 1979. Olhando agora para a evolução temporal de cada um desses coeficientes tanto das redes originais quanto das de anomalias, vê-se mais precisamente que: no período correspondente à construção e operação da usina de Sobradinho, o Coeficiente de Agrupamento (Figuras 21 e 22) indica que há uma maior capacidade de agrupamento das redes, resultado do crescimento desse coeficiente e da redução do Comprimento Médio do Caminho (Figuras 23 e 24). O Coeficiente Lambda (Figuras 25 e 26), por sua vez, apresenta uma redução de valor que não chega a caracterizar as séries como caóticas, mas implica que as séries são menos correlacionadas no período aqui indicado.

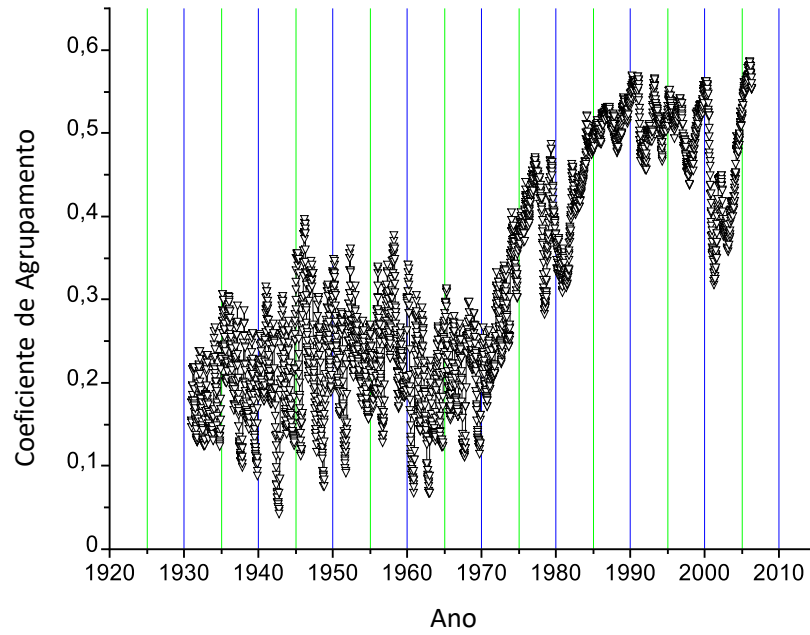


Figura 21: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.

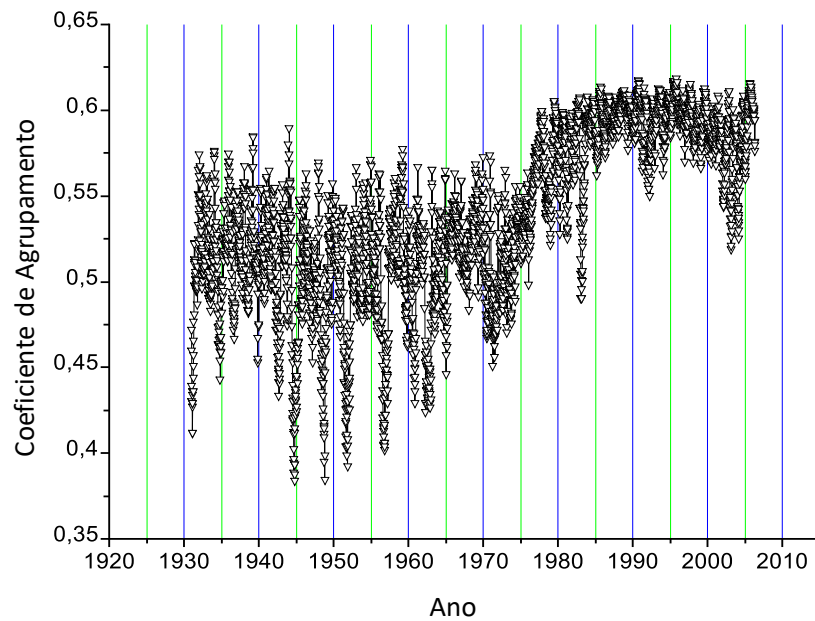


Figura 22: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.

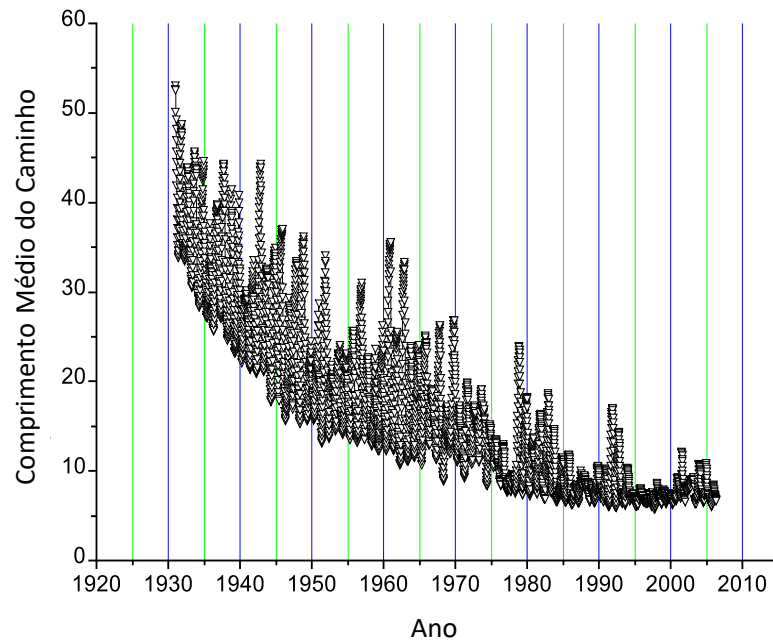


Figura 23: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.

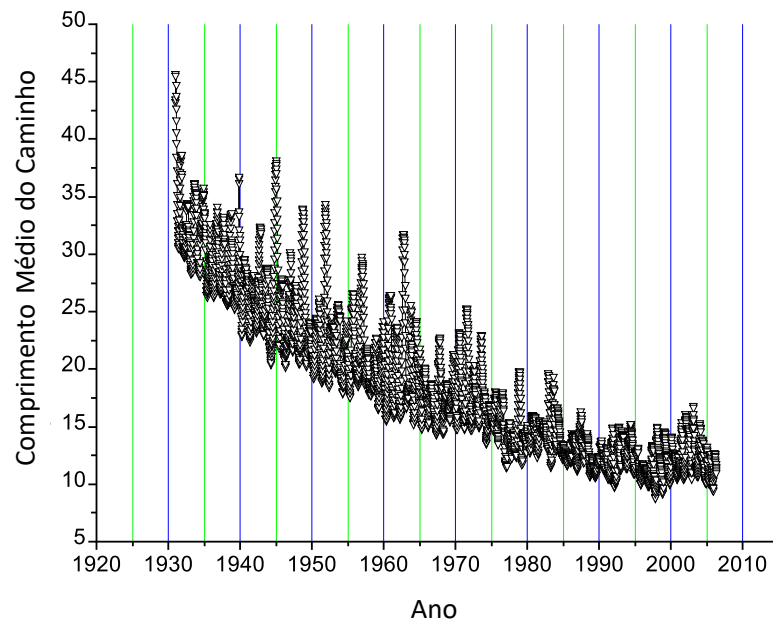


Figura 24: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.

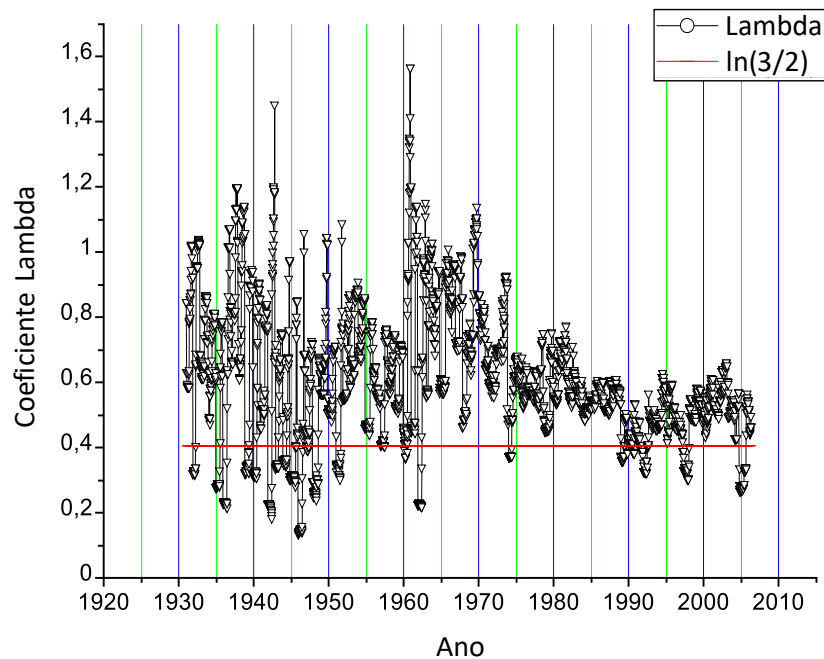


Figura 25: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.

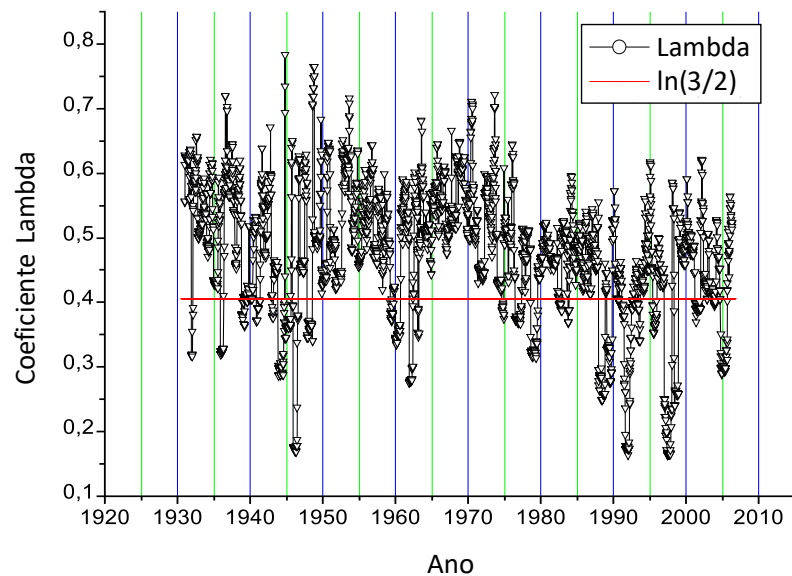


Figura 26: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA) no período de 1931 a 2006.

5.3.5 Medidas topológicas das redes do HVG de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL)

As séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA), das vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar foram também convertidas em redes complexas segundo o algoritmo de visibilidade horizontal, e suas redes de HVG resultaram

nas medidas topológicas apresentadas na Tabela 10. Examinando os resultados apresentados na tabela, nota-se que, para ambas as redes (Original e de Anomalias), o Coeficiente de Agrupamento se altera apenas com a construção da usina hidrelétrica de Sobradinho, permanecendo constante com a construção da usina de Xingó. Já o Comprimento Médio do Caminho, que indica a conectividade das redes, capta alterações em ambos os períodos e o Coeficiente Lambda, que também sofre alterações com a implantação das usinas, mostra que originalmente as séries apresentam um comportamento de processos estocásticos correlacionados, tornam-se caóticas no período da construção da usina de Sobradinho, e retornam a sua classificação original no período posterior à construção da usina de Xingó.

Tabela 10: Medidas topológicas das redes do HVG associadas às séries temporais, Original (STO) e de Anomalias (STA), de vazões do rio São Francisco na estação de Pão de Açúcar (AL) nos períodos anteriores e posteriores à construção das usinas hidrelétricas de Sobradinho e Xingó.

Período	Antes de Sobradinho		Depois de Sobradinho e antes de Xingó		Após Xingó	
	STO	STA	STO	STA	STO	STA
Medidas Topológicas						
Coeficiente de Agrupamento	0,436	0,577	0,537	0,60	0,539	0,60
Comprimento Médio do Caminho	54,683	34,467	34,065	25,521	18,856	33,1
Coeficiente Lambda	0,559	0,445	0,319	0,279	0,526	0,483

5.3.6 Evolução temporal das medidas topológicas das redes do HVG de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL)

A evolução temporal das medidas topológicas das redes de HVG correspondentes às séries temporais originais e de anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) é apresentada nas Figuras 27 a 32. Os comportamentos observados para o Coeficiente de Agrupamento (Figuras 27 e 28), o Comprimento Médio do Caminho (Figuras 29 e 30) e o Coeficiente Lambda (Figuras 31 e 32) apresentam resultados semelhantes aos que foram obtidos para as redes de vazões associadas à estação de Juazeiro (BA). No presente caso, entretanto, os dados de vazão também são afetados pela construção da usina hidrelétrica de Xingó. Nota-se, portanto, que a dinâmica de vazão do rio São

Francisco na estação fluviométrica de Pão de açúcar foi regularizada pela construção da usina de Sobradinho e não se alterou com o funcionamento da hidrelétrica de Xingó.

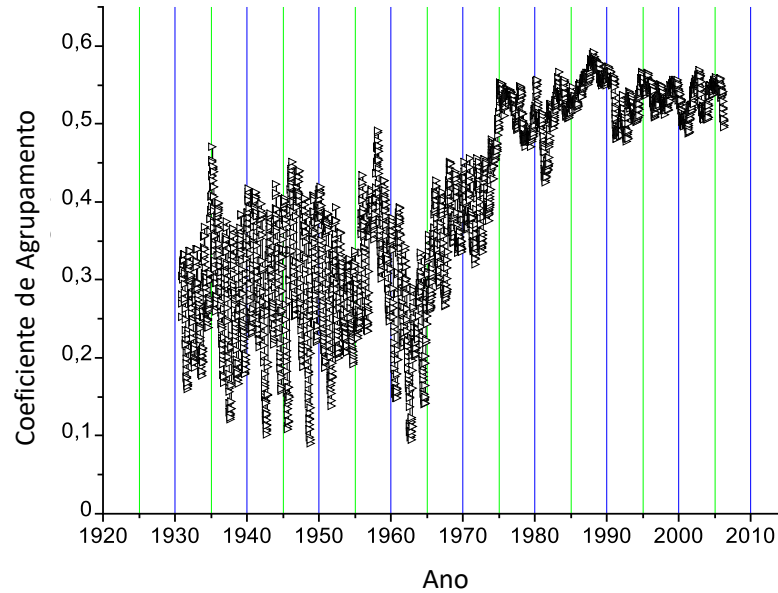


Figura 27: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.

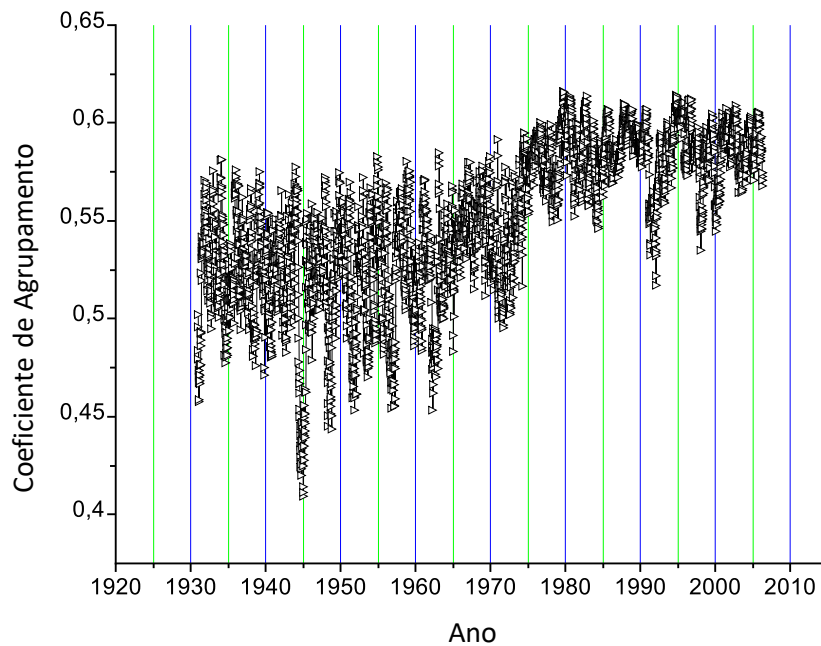


Figura 28: Evolução temporal do Coeficiente de Agrupamento das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.

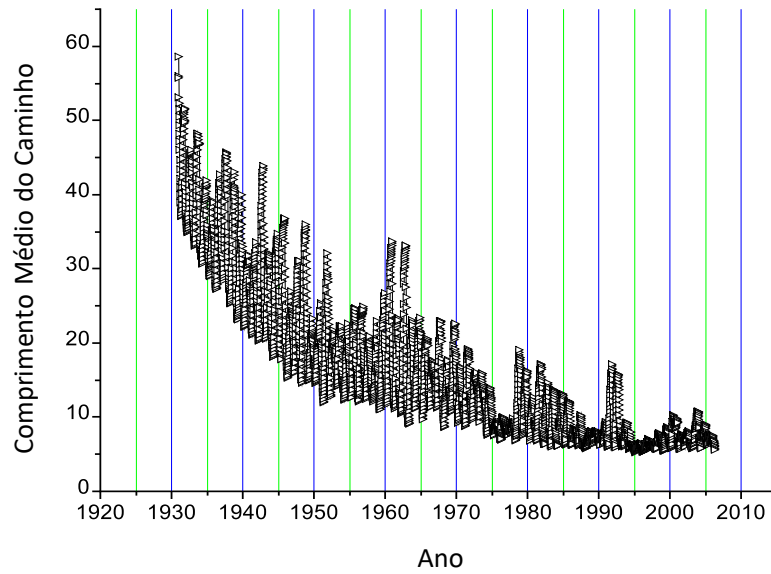


Figura 29: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.

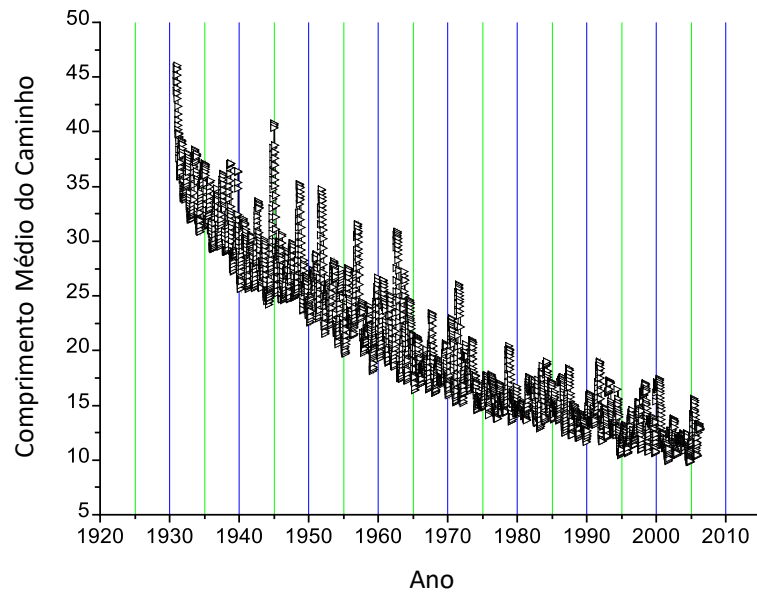


Figura 30: Evolução temporal do Comprimento Médio do Caminho das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.

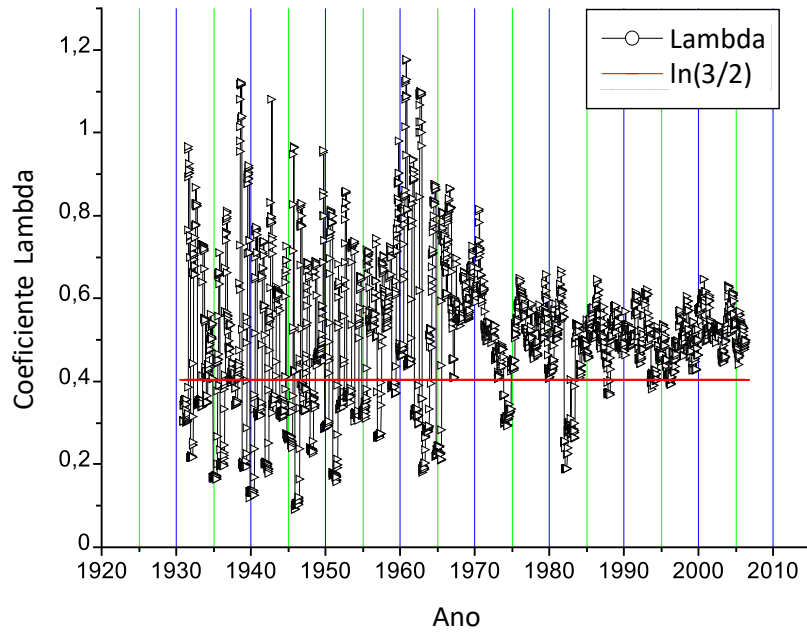


Figura 31: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série Original de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.

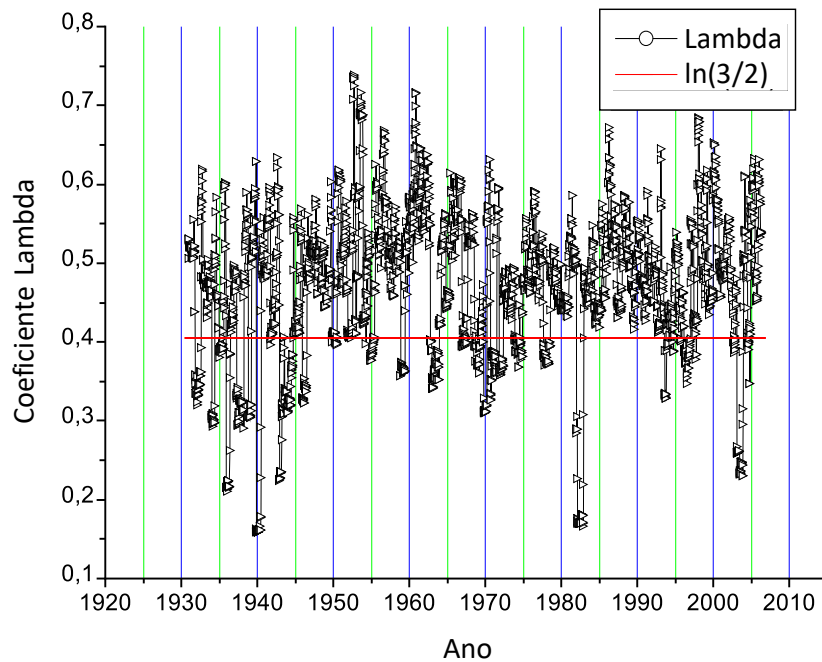


Figura 32: Evolução temporal do Coeficiente Lambda das redes do HVG associadas à Série de Anomalias de vazões do rio São Francisco na estação fluviométrica de Pão de Açúcar (AL) no período de 1931 a 2006.

6. CONCLUSÕES

Com base nos resultados apresentados nesta dissertação, pode-se concluir que a teoria de redes complexas aplicada a séries temporais é um método que capta alterações em fenômenos ambientais. Interferência humana e mudanças climáticas, por exemplo, foram detectadas nas medidas topológicas de redes complexas geradas pelo Grafo de Visibilidade Horizontal (HVG) a partir das séries temporais de focos de calor em biomas brasileiros e de registros da vazão do rio São Francisco nas estações fluviométricas de Juazeiro (BA) e Pão de Açúcar (AL). Tal observação foi particularmente realizada pela análise do Coeficiente de Agrupamento, do Comprimento Médio do Caminho e do coeficiente angular da reta semilogarítmica da distribuição do nó (Coeficiente Lambda) das redes obtidas.

Ao analisar a ocorrência de queimadas nos biomas Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Caatinga verificou-se que, embora cada bioma seja um ecossistema com características particulares, a dinâmica dos focos de calor registrados gera grafos com características topológicas semelhantes. Ao calcular anomalias para diminuir o efeito sazonal, obtêm-se redes com maior conectividade e capacidade de agrupamento.

Entre os biomas brasileiros aqui estudados, o Amazônia destaca-se devido a sua grande biodiversidade. Considerando as séries anuais de focos de calor, verificou-se, das medidas topológicas, que apenas o Comprimento Médio do Caminho é alterado, obtendo-se redes mais conectadas, mas com mesma capacidade de agrupamento. A avaliação semestral revelou que, embora o número de queimadas seja maior no período de junho a dezembro, o comportamento do fenômeno é classificado como caótico no primeiro semestre, revelando que no período chuvoso a ocorrência de queimadas é mais imprevisível. Resultado similar foi obtido pela análise das correlações de longo alcance utilizando o método *Detrended correlation analysis* (COSTA, 2014).

A evolução temporal das medidas topológicas das redes do HVG revelou que o Coeficiente de Agrupamento capta alterações na dinâmica de queimadas da Amazônia, decorrentes de anos de seca que estão relacionados a eventos extremos que alteram o regime de chuva da região.

Avaliando-se a dinâmica da vazão do rio São Francisco na estação fluviométrica de Juazeiro (BA), concluiu-se que ela foi alterada pela construção da usina hidrelétrica de Sobradinho. Avaliando os períodos completos antes e depois da construção, redes mais

conectadas foram obtidas após a interferência da usina. A evolução temporal apresentou padrões para todos os coeficientes topológicos estudados que corroboram com o resultado obtido com as séries completas e, adicionalmente, verificou-se que após a construção da hidrelétrica de Sobradinho o sistema tornou-se menos correlacionado.

A estação fluviométrica de Pão de Açúcar está localizada de maneira que é afetada pela regulação de vazão das usinas de Sobradinho e Xingó. A operação das usinas levou a uma redução do Comprimento Médio do Caminho das redes de vazão, ou seja, a implantação das hidrelétricas resulta em redes mais conectadas. A influência de Sobradinho tornou a vazão caótica e Xingó a fez retornar à classificação original.

A evolução temporal das vazões revelou neste estudo que a construção da hidrelétrica de Sobradinho regularizou a vazão do rio São Francisco em ambas as estações fluviométricas, o que reduziu a variabilidade das redes geradas e resultou em redes mais conectadas.

Em um trabalho futuro, pode-se utilizar outros índices obtidos pelo HVG, e também outros tipos de HGV como *Multiplex HVG* e *Limiting penetrable HVG* e *Directed HGV*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALENCAR, A. A., BRANDO, P. M., ASNER, G. P., & PUTZ, F. E. (2015). Landscape fragmentation, severe drought, and the new Amazon forest fire regime. **Ecological applications**, 25(6), 1493-1505.
- ANA. **Agência Nacional de Água**. 2019. Disponível em: <<https://www.ana.gov.br>>.
- ANNEL. **Agência Nacional de Energia Elétrica**. 2019. Disponível em <http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/atlas_par2_cap3.pdf>
- ARAGAO, L. E. O., MALHI, Y., BARBIER, N., LIMA, A., SHIMABUKURO, Y., ANDERSON, L., & SAATCHI, S. (2008). Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazonia. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, 363(1498), 1779-1785.
- ARAGÃO, L. E., ANDERSON, L. O., FONSECA, M. G., ROSAN, T. M., VEDOVATO, L. B., WAGNER, F. H., & BARLOW, J. (2018). 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. **Nature communications**, 9(1), 536.
- ASNER, G. P., & ALENCAR, A. (2010). Drought impacts on the Amazon forest: the remote sensing perspective. **New phytologist**, 187(3), 569-578.
- BAK, P., TANG, C., & WIESENFELD, K. (1987). Self-organized criticality: An explanation of the 1/f noise. **Physical review letters**, 59(4), 381.
- BARONA, E., RAMANKUTTY, N., HYMAN, G., & COOMES, O. T. (2010). The role of pasture and soybean in deforestation of the Brazilian Amazon. **Environmental Research Letters**, 5(2), 024002.
- BARRETO, I. D. D. C., JUNIOR, X., ALVES, S. F., & STOSIC, T. (2019). Long-Term Correlations in São Francisco River Flow: The Influence of Sobradinho Dam. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 34(2), 293-300.
- BARRETO, I. D.C., de OLIVEIRA SANTOS, M., da SILVA, I. M. L., & STOSIC, T. (2017). Avaliação das alterações hidrológicas da bacia do rio São Francisco causadas pela construção da usina hidrelétrica de Sobradinho. **Scientia Plena**, 13(11).
- BATISTA, Antonio Carlos. Detecção de incêndios florestais por satélites. **Floresta**, v. 34, n. 2, 2004.
- BRANDO, P. M., BALCH, J. K., NEPSTAD, D. C., MORTON, D. C., PUTZ, F. E., COE, M. T., ... & ALENCAR, A. (2014). Abrupt increases in Amazonian tree mortality due to drought–fire interactions. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, 111(17), 6347-6352.
- BROCKWELL, Peter J.; DAVIS, Richard A.; CALDER, Matthew V. Introduction to time series and forecasting. **New York: springer**, 2002.
- CHESF. **Companhia Hidrelétrica do São Francisco**. 2019. Disponível em <<https://www.chesf.gov.br/SistemaChesf/Pages/SistemaGeracao/SistemasGeracao.aspx>>

COCHRANE, M. A., & BARBER, C. P. (2009). Climate change, human land use and future fires in the Amazon. **Global Change Biology**, *15*(3), 601-612.

COSTA, S. L. L. **Correlações de longo alcance em séries temporais de focos de calor nos biomas brasileiros**. Dissertação (Dissertação em Biometria e Estatística Aplicada) – UFRPE. Pernambuco, p. 56. 2014.

COSTA, Yasmmin Tadeu; RODRIGUES, Silvio Carlos. Efeito do fogo sobre vegetação e solo a partir de estudo experimental em ambiente de cerrado. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 30, p. 149-165, 2015.

COUTINHO, Leopoldo Magno. O conceito de bioma. **Acta botânica brasílica**, v. 20, n. 1, p. 13-23, 2006.

EPE. **Empresa de Pesquisa Energética**. 2019. Disponível em: < <http://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/fontes-de-energia#ENERGIA-HIDRAULICA> >

FEARNSIDE, Philip M. Fogo e emissão de gases de efeito estufa dos ecossistemas florestais da Amazônia brasileira. **Estudos Avançados**, v. 16, n. 44, p. 99-123, 2002.

FREITAS, S. R., LONGO, K. M., DIAS, M. A. F., & DIAS, P. L.. Emissões de queimadas em ecossistemas da América do Sul. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 53, p. 167-185, 2005.

GAO, Zhong-Ke; SMALL, Michael; KURTHS, Juergen. Complex network analysis of time series. **EPL (Europhysics Letters)**, v. 116, n. 5, p. 50001, 2017.

GIBBS, H. K., RAUSCH, L., MUNGER, J., SCHELLY, I., MORTON, D. C., NOOJIPADY, P., ... & WALKER, N. F. (2015). Brazil's soy moratorium. **Science**, *347*(6220), 377-378.

IBGE. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. 2019. Disponível em < <https://educa.ibge.gov.br/jovens/conheca-o-brasil/territorio/18307-biomas-brasileiros.html> >

INPE. **Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**, INPE. Banco de Dados de Queimadas. Disponível em: <http://www3.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>.

JONG, P., TANAJURA, C. A. S., SÁNCHEZ, A. S., DARGAVILLE, R., KIPERSTOK, A., & TORRES, E. A. (2018). Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could cease due to climate change and inter-annual variability. **Science of the Total Environment**, *634*, 1540-1553.

KUTNER, R., AUSLOOS, M., GRECH, D., DI MATTEO, T., SCHINCKUS, C., & STANLEY, H. E. (2018). **Econophysics and sociophysics: Their milestones & challenges**.

LACASA, L., LUQUE, B., BALLESTEROS, F., LUQUE, J., & NUNO, J. C. (2008). From time series to complex networks: The visibility graph. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, *105*(13), 4972-4975.

LACASA, Lucas; TORAL, Raul. Description of stochastic and chaotic series using visibility graphs. **Physical Review E**, v. 82, n. 3, p. 036120, 2010.

- LANGE, H., SIPPEL, S., & ROSSO, O. A. (2018). Nonlinear dynamics of river runoff elucidated by horizontal visibility graphs. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, 28(7), 075520.
- LEAL, Inara R.; TABARELLI, Marcelo; SILVA, JMC da. Ecologia e conservação da caatinga: uma introdução ao desafio. **Ecologia e conservação da caatinga** (pp. XIII–XVII). Recife: Editora da Universidade Federal de Pernambuco, 2003.
- LUQUE, B., LACASA, L., BALLESTEROS, F., & LUQUE, J. (2009). Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. **Physical Review E**, 80(4), 046103.
- MALAMUD, Bruce D.; MILLINGTON, James DA; PERRY, George LW. Characterizing wildfire regimes in the United States. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 102, n. 13, p. 4694-4699, 2005.
- MARENGO, J. A., TOMASELLA, J., ALVES, L. M., SOARES, W. R., & RODRIGUEZ, D. A. (2011). The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophysical Research Letters**, 38(12).
- MF MARTINS, D., CHAGAS, R. M., DE O MELO NETO, J., & MÉLLO JÚNIOR, A. V. (2011). Impactos da construção da usina hidrelétrica de Sobradinho no regime de vazões no Baixo São Francisco. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental-Agriambi**, 15(10).
- NEPSTAD, D. C., STICKLER, C. M., FILHO, B. S., & MERRY, F. (2008). Interactions among Amazon land use, forests and climate: prospects for a near-term forest tipping point. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, 363(1498), 1737-1746.
- NOBRE, Carlos Afonso; BORMA, Laura De Simone. ‘Tipping points’ for the Amazon forest. **Current Opinion in Environmental Sustainability**, v. 1, n. 1, p. 28-36, 2009.
- NOGUEIRA, J., RAMBAL, S., BARBOSA, J., & MOUILLOT, F. (2017). Spatial pattern of the seasonal drought/burned area relationship across Brazilian biomes: Sensitivity to drought metrics and global remote-sensing fire products. **Climate**, 5(2), 42.
- PIVELLO, Vânia R. The use of fire in the Cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. **Fire ecology**, v. 7, n. 1, p. 24-39, 2011.
- RIBEIRO, Helena; ASSUNÇÃO, João Vicente de. Efeitos das queimadas na saúde humana. **Estudos avançados**, v. 16, n. 44, p. 125-148, 2002.
- SHUMWAY, Robert H.; STOFFER, David S. Time series analysis and its applications. **Studies In Informatics And Control**, v. 9, n. 4, p. 375-376, 2000.
- SIVAKUMAR, Bellie; WOLDEMESKEL, Fitsum M. A network-based analysis of spatial rainfall connections. **Environmental Modelling Software**, v. 69, p. 55-62, 2015.
- SONG, W. G., FAN, W. C., & WANG, B. H. (2001). Study on self-organized criticality of forest fires in China. **Fire Safety Sci**, 10(1), 53-56.

STAM, Cornelis J.; REIJNEVELD, Jaap C. Graph theoretical analysis of complex networks in the brain. **Nonlinear biomedical physics**, v. 1, n. 1, p. 3, 2007.

STOSIC, T., TELESCA, L., DA COSTA, S. L. L., & STOSIC, B. (2016). Identifying drought-induced correlations in the satellite time series of hot pixels recorded in the Brazilian Amazon by means of the detrended fluctuation analysis. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, 444, 660-666.

TEBBENS, S. F., & BURROUGHS, S. M. (2005). Forest fire burn areas in Western Canada modeled as self-similar criticality. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, 211(3-4), 221-234.

TELESCA, L., & PEREIRA, M. G. (2010). Time-clustering investigation of fire temporal fluctuations in Portugal. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, 10(4), 661-666.

TELESCA, L., & LASAPONARA, R. (2006). Pre-and post-fire behavioral trends revealed in satellite NDVI time series. **Geophysical Research Letters**, 33(14).

TELESCA, L., AMATULLI, G., LASAPONARA, R., LOVALLO, M., & SANTULLI, A. (2007). Identifying spatial clustering properties of the 1997–2003 Liguria (Northern Italy) forest-fire sequence. **Chaos, Solitons & Fractals**, 32(4), 1364-1370.

TELESCA, L., FLORES-MÁRQUEZ, E. L., & RAMÍREZ-ROJAS, A. (2018). Time-reversibility in seismic sequences: Application to the seismicity of Mexican subduction zone. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, 492, 1373-1381.

TUCCI, C. E. M. Hidrologia: Ciência e Aplicação - 2ª edição. 2ª reimpressão. Porto Alegre: UFRGS, 943p. 2001.

VAMVAKARIS, M. D., PANTELOUS, A. A., & ZUEV, K. M. (2018). Time series analysis of S&P 500 index: A horizontal visibility graph approach. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, 497, 41-51.

VASCO, Anderson Nascimento do; NETTO, Antenor de Oliveira Aguiar; SILVA, Marinoé Gonzaga da. The influence of dams on ecohydrological conditions in the São Francisco River Basin, Brazil. **Ecohydrology & Hydrobiology**, 2019.

WANG, L., LONG, X., ARENDS, J. B., & AARTS, R. M. (2017). EEG analysis of seizure patterns using visibility graphs for detection of generalized seizures. **Journal of neuroscience methods**, 290, 85-94.

WEI, Wen; CHANG, Yuanpin; DAI, Zhijun. Streamflow changes of the Changjiang (Yangtze) River in the recent 60 years: Impacts of the East Asian summer monsoon, ENSO, and human activities. **Quaternary International**, v. 336, p. 98-107, 2014.

ZHANG, J.; SMALL, Michael. Complex network from pseudoperiodic time series: Topology versus dynamics. **Physical review letters**, v. 96, n. 23, p. 238701, 2006.

ZHAO, J., HUANG, Q., CHANG, J., LIU, D., HUANG, S., & SHI, X. (2015). Analysis of temporal and spatial trends of hydro-climatic variables in the Wei River Basin. **Environmental research**, 139, 55-64.

ZHENG, H., SONG, W., & WANG, J. (2008). Detrended fluctuation analysis of forest fires and related weather parameters. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, 387(8-9), 2091-2099.

ZOU, Y., DONNER, R. V., MARWAN, N., DONGES, J. F., & KURTHS, J. (2019). Complex network approaches to nonlinear time series analysis. **Physics Reports**, 787, 1-97.