

RUBEN VIVALDI SILVA CARNEIRO PESSOA

**CORRELAÇÕES ENTRE AS SÉRIES TEMPORAIS DE
QUEIMADAS E VARIÁVEIS CLIMÁTICAS NOS BIOMAS
BRASILEIROS**

**Recife – PE
16 de janeiro de 2025**



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

**Correlações entre as séries temporais de queimadas e variáveis
climáticas nos biomas brasileiros**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada do Departamento de Estatística e Informática da Universidade Federal Rural de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do grau de Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada.

Orientadora: Profa. Dra. Tatijana Stosic

Recife – PE
16 de janeiro de 2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Bibliotecário(a): Ana Catarina Macêdo – CRB-4 1781

P475c Pessoa, Ruben Vivaldi Silva Carneiro.

Correlações entre as séries temporais de queimadas e variáveis climáticas nos biomas brasileiros / Ruben Vivaldi Silva Carneiro Pessoa. – Recife, 2025.

67 f.; il.

Orientador(a): Tatijana Stosic.

Co-orientador(a): Ikaro Daniel de Carvalho Barreto.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, BR-PE, 2025.

Inclui referências.

1. Queimada - Brasil . 2. Meio ambiente. 3. Incêndios florestais - Previsão . 4. Estatística I. Stosic, Tatijana, orient. II. Barreto, Ikaro Daniel de Carvalho, coorient. III. Título

CDD 519.5

Ruben Vivaldi Silva Carneiro Pessoa

Correlações entre as séries temporais de queimadas e variáveis climáticas nos biomas brasileiros

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 16/01/2025 pela Banca Examinadora.

Orientador:

Profa. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Jader da Silva Jale
Universidade Federal Rural de Pernambuco

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

Prof. Dr. Silvio Fernando Alves Xavier Júnior
Universidade Estadual da Paraíba

Dr. Ikaro Daniel de Carvalho Barreto
Centro Brasileiro de Pesquisa em Avaliação e Seleção e de Promoção de Eventos

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por me iluminar e abrir oportunidades para meus sonhos.

Sou grato pelas pessoas especiais que formam o meu mundo: meus pais, meus irmãos por terem me apoiado desde a minha infância.

Agradeço pela pessoa especial que entrou em minha vida: minha esposa Tábatta, que me apoia e dá força para concluir os meus estudos.

Sou muito grato à minha orientadora Professora Dra. Tatijana Stosic e meus coorientadores, Professor Dr. Borko Stosic, e Dr. Ikaró Barreto, pelo apoio, paciência, orientação, além do Prof. Dr. Antônio Samuel pelo apoio na preparação dos dados utilizados aqui.

Sou grato a meus irmãos em Cristo, por todo apoio e incentivo.

Agradeço aos amigos de toda trajetória acadêmica pela amizade e papos descontraídos e ao secretário Marco Santos, pelos serviços prestados ao longo do curso.

Agradeço também ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) pela disponibilização dos dados, ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada (PPGBEA) e à Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) pelo apoio na elaboração do trabalho.

Resumo

Os incêndios florestais são fenômenos complexos, influenciados por meio de um conjunto de fatores climáticos, além de interferência humana. No Brasil, essas queimadas afetam todos os biomas. Diante disso, o estudo dessas queimadas se faz necessário em função dos seus efeitos negativos, incluindo não só danos ambientais, como emissões de gases de efeito estufa e perdas econômicas. Nesse cenário, entender a distribuição temporal e espacial dessas queimadas é desafiador, devido à variação no comportamento da sua natureza. Este estudo busca tratar essa questão, fazendo uso de técnicas fractais para analisar as correlações temporais e espaciais de longo prazo entre as queimadas em quatro biomas brasileiros durante o período de 2002 a 2022. Os resultados para os biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica mostraram que nas séries diárias de anomalias de queimadas e variáveis climáticas (umidade relativa do ar, temperatura máxima, precipitação pluviométrica e velocidade do vento), existem correlações de longo alcance persistentes, em que a persistência das queimadas mais forte esteve no bioma Amazônia e mais fraca na Mata Atlântica. As variáveis climáticas são mais persistentes no bioma Caatinga e menos persistentes na Mata Atlântica. Ainda, se nota a presença de correlações cruzadas de longo alcance persistentes entre as séries de variáveis climáticas e as queimadas nos quatro biomas, em que para os biomas Amazônia, Caatinga e Cerrado, os valores do coeficiente de correlação DCCA indicaram correlações positivas entre queimadas e as variáveis temperatura máxima e velocidade do vento, e negativas entre queimadas e as variáveis umidade relativa do ar e precipitação pluviométrica. Para o bioma Mata Atlântica, as correlações entre queimadas e a variável temperatura máxima são positivas e negativas para as demais variáveis climáticas.

Palavras-chave: Fogo, Meio Ambiente, *Cross Correlation*, *DFA*, *DCCA*.

Abstract

Forest fires are complex phenomena, influenced by a set of climatic factors, in addition to human interference. In Brazil, these fires affect all biomes. Therefore, the study of these fires is necessary due to their negative effects, including not only environmental damage, but also greenhouse gas emissions and economic losses. In this scenario, understanding the temporal and spatial distribution of these fires is challenging, due to the variation in their natural behavior. This study seeks to address this issue, using fractal techniques to analyze the long-term temporal and spatial correlations between fires in Brazilian biomes during the period from 2002 to 2022. The results for the Amazon, Caatinga, Cerrado, and Atlantic Forest biomes showed that in the daily series of fire anomalies and climate variables (relative humidity, maximum temperature, rainfall, and wind speed), there are persistent long-range correlations, in which the persistence of fires was strongest in the Amazon biome and weakest in the Atlantic Forest. Climate variables are more persistent in the Caatinga biome and less persistent in the Atlantic Forest. Furthermore, persistent long-range cross-correlations were observed between the series of climate variables and fires in the four biomes. For the Amazon, Caatinga and Cerrado biomes, the DCCA correlation coefficient values indicated positive correlations between fires and the maximum temperature and wind speed variables, and negative correlations between fires and the relative humidity and rainfall variables. For the Atlantic Forest biome, the correlations between fires and the maximum temperature variable were positive and negative for the other climate variables.

Keywords: Fire, Environment, Cross Correlation, DFA, DCCA.

Lista de Figuras

Figura 1	Mapa dos biomas brasileiros	14
Figura 2	Queimadas na Amazônia	21
Figura 3	Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Amazônia	25
Figura 4	Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Caatinga	26
Figura 5	Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Cerrado	27
Figura 6	Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica	28
Figura 7	Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Amazônia	36
Figura 8	Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Caatinga	37
Figura 9	Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Cerrado	38
Figura 10	Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica	39
Figura 11	Análise DFA das séries de anomalias de queimadas nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica	41

Figura 12	Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Amazônia	42
Figura 13	Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Caatinga	43
Figura 14	Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Cerrado	44
Figura 15	Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Mata Atlântica	45
Figura 16	Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Amazônia	47
Figura 17	Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Caatinga	48
Figura 18	Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Cerrado	50
Figura 19	Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica ...	51

Lista de Tabelas

Tabela 1	Estatística descritiva das séries temporais originais de queimadas para os biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica	29
Tabela 2	Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Amazônia	29
Tabela 3	Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Caatinga	30
Tabela 4	Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Cerrado	30
Tabela 5	Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica	31

Sumário

1.	INTRODUÇÃO _____	10
2.	OBJETIVOS _____	12
2.1.	Objetivo Geral _____	12
2.2.	Objetivos Específicos _____	12
3.	REVISÃO DE LITERATURA _____	13
3.1.	Biomias Brasileiros _____	13
3.2.	Queimadas e Focos de Calor _____	18
3.3.	Efeitos Ambientais das Queimadas _____	19
3.4.	Processos Fractais _____	22
4.	DADOS E METODOLOGIA _____	23
4.1.	Descrição dos Dados _____	23
4.1.1.	Área de estudo _____	23
4.1.2.	Queimadas _____	24
4.1.3.	Variáveis Climáticas _____	24
4.2.	Metodologia _____	31
4.2.1.	<i>Detrended Fluctuation Analysis (DFA)</i> _____	31
4.2.2.	<i>Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA)</i> _____	33
4.2.3.	<i>Detrended Cross Correlation Coefficient ($\rho_{(DCCA)}$)</i> _____	34
4.2.4.	Software Utilizado _____	35
5.	RESULTADOS E DISCUSSÃO _____	35
5.1.	Análise DFA _____	39
5.2.	Análise _____	46
5.3.	Discussão _____	52
6.	CONCLUSÃO _____	54
7.	REFERÊNCIAS _____	56

1 INTRODUÇÃO

Os incêndios florestais são processos complexos que envolvem muitos componentes e interações que operam em múltiplas escalas temporais e espaciais, os quais ocorrem em muitos ecossistemas como um processo natural e como uma ferramenta usada pelo homem para mudar o uso da terra (BOWMAN et al., 2011). Os parâmetros climáticos (precipitação, temperatura, umidade e velocidade do vento), as características da carga de combustível (umidade do combustível e adaptação da vegetação ao fogo) e a atividade humana determinam o processo do fogo (ignição, propagação e supressão), tornando muito difícil o desenvolvimento de modelos de incêndio (HANTSON et al., 2016).

O conhecimento da distribuição temporal e espacial dos incêndios em ecossistemas terrestres é importante para compreender e modelar fenômenos relacionados ao fogo, como degradação ambiental, erosão do solo, mudanças na cobertura vegetal e ciclos hidrológicos, perda de biodiversidade (DEPOUNTIS et al., 2020; QIN et al., 2022; SOULIS et al., 2021; FENG et al., 2021), emissões de carbono e gases de efeito estufa (VAN DER WERF et al., 2003; PHILLIPS et al., 2022; DATTA; KRISHNAMOORTI, 2022), perdas econômicas (DE OLIVEIRA et al., 2019) e danos à saúde humana (CASCIO, 2018; BUTT et al., 2020). No Brasil, os incêndios naturais e os provocados pelo homem afetam todos os biomas (Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica, Pantanal, Caatinga e Pampas) com 16.141.383 incêndios entre 1999 e 2018 (DA SILVA JUNIOR, 2020).

Um dos biomas mais afetados é a Amazônia, respondendo por 38,3% do total, enquanto o bioma Pampa foi o bioma menos atingido (0,4%) (DA SILVA JUNIOR, 2020). O interesse particular no estudo dos incêndios do país cresceu muito em função do impacto negativo dos incêndios em muitas regiões do Brasil nos últimos anos, fazendo com que o interesse pela pesquisa vá além da escala regional para tratar este fenômeno (PIVELLO et al., 2021). Embora os métodos estatísticos clássicos ainda sejam as principais ferramentas para analisar a distribuição espaço-temporal dos incêndios (ALENCAR et al., 2011; LI; BANERJEE, 2021; MEIRA CASTRO et al., 2020; TARIQ et al., 2021), outras

propriedades que surgem devido à complexidade dos processos subjacentes que regem a dinâmica do fogo são reconhecidas e um modelo mais realista precisa ser identificado e incorporado. Essas propriedades incluem criticidade auto-organizada (SONG et al., 2001; TURCOTTE; MALAMUD, 2004; KATO et al., 2020), correlações de longo alcance (KIM; HWANG; CHOI, 2021; ZHENG; SONG; WANG, 2008), multifractalidade (BENÍCIO et al., 2013; TELESCA E SONG, 2011; LU et al., 2018; BAILE et al., 2021), agrupamento temporal e espacial (TELESCA et al., 2007; TELESCA; PEREIRA, 2010; KANEVSKI; PEREIRA, 2017). A teoria das redes complexas foi utilizada recentemente em análise e modelagem dos incêndios florestais (CANO-CRESPO; TRAXL; THONICKE, 2021; PERESTRELO et al., 2021)

Neste trabalho, é abordada a dinâmica temporal dos incêndios em quatro biomas brasileiros, além da influência dos fatores climáticos. São analisadas as correlações e correlações cruzadas de longo alcance das séries temporais diárias de focos de calor e variáveis climáticas (precipitação, temperatura máxima, umidade relativa do ar e velocidade do vento), durante o período de 07/04/2002 a 31/12/2022. As correlações de longo alcance das séries de queimadas e séries climáticas foram analisadas utilizando o método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) (PENG et al., 1994) e as correlações cruzadas entre as queimadas e as variáveis climáticas foram analisadas com o método *Detrended Cross Correlation Coefficient* (ρ_{DCCA}), que quantifica correlações cruzadas em diferentes escalas temporais (ZEBENDE, 2011).

Este trabalho está dividido em seis partes. No capítulo 2, são apresentados os objetivos geral e específicos. O capítulo 3 contém uma revisão de literatura, apresentando as características do objeto de estudo e os conceitos teóricos usados para construção desse trabalho. No capítulo 4, estão descritos detalhes dos dados usados e as técnicas aplicadas para realização da análise. Os resultados e a respectiva discussão são apresentados no capítulo 5. Por fim, no capítulo 6 se encontra a conclusão sobre os principais resultados, bem como as considerações finais.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Analisar as correlações de longo alcance entre variáveis climáticas e queimadas nos biomas brasileiros.

2.2 Objetivos Específicos

Aplicar o método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) nas séries das queimadas e variáveis climáticas nos biomas brasileiros e comparar os expoentes de escala.

Aplicar o método *Detrended Cross Correlation Coefficient* (ρ DCCA) nas séries das queimadas e variáveis climáticas dos biomas brasileiros e comparar as correlações cruzadas em diferentes escalas temporais.

3 REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Biomas Brasileiros

Define-se por bioma um conjunto de plantas e animais formado por um conjunto de tipos de vegetação estreitamente relacionados, em que são possíveis de serem reconhecidos em nível regional e que compartilham condições geológicas e climáticas semelhantes, tendo passado historicamente pelos mesmos processos de formação da paisagem, resultando numa diversidade de sua flora e fauna (IBGE, 2023).

No Brasil, em função do vasto território, é possível encontrar a presença de seis biomas principais. São eles: Amazônia, Cerrado, Caatinga, Mata Atlântica, Pantanal e o Pampa. Eles se destacam em todo o mundo por apresentarem características muito ricas quanto à biodiversidade, contendo mais de 30% das florestas tropicais da natureza e as maiores reservas de água doce do planeta. Cada bioma é fundamental para a manutenção do equilíbrio ecológico e ambiental, sendo uma reserva significativa de recursos naturais. Porém, os biomas brasileiros vêm sofrendo com inúmeros impactos ambientais provocados especialmente pela ação humana (SERRÃO; ALMEIDA; CARESTIATO, 2020).

Sendo distribuído por toda extensão territorial brasileira, os biomas possuem uma área de aproximadamente 8,5 milhões de quilômetros quadrados, em que 49,3% da área citada é do Bioma Amazônia e apenas 1,8% dessa área está ligada ao Pantanal, conforme ilustra a Figura 1 (BUAINAIN et al., 2020).

Figura 1: Mapa dos Biomas Brasileiros



Fonte: Blume Nemea – UFMG

- Bioma Amazônia

Dentre os seis biomas brasileiros, a Amazônia é o que apresenta maior área com mais de 4 milhões de quilômetros quadrados, cobrindo seis estados da região Norte e estendendo-se entre os estados do Maranhão, Tocantins e Mato Grosso. Além de uma grande extensão territorial, a Amazônia conta com mais de 30 mil espécies de plantas e com a maior variedade de espécies da fauna brasileira, possuindo 80% das espécies de aves e mais de 73% das espécies de mamíferos de todo o país (BAYMA et al., 2022).

Embora sua floresta seja considerada a maior floresta tropical do planeta e apresente condições de se auto sustentar, possui uma grande sensibilidade a simples interferências humanas, sendo algumas dessas interferências tidas como irreversíveis. A Amazônia se destaca também por ter um clima úmido e conta com a presença de chuvas fortes que ocorrem ao longo do ano, além de conter a maior bacia hidrográfica do planeta, representando cerca de 20% da reserva de água doce da Terra e ainda conta com reserva mineral (SALGADO RODRIGUES, 2020).

- Bioma Caatinga

Estando localizado em sua maior parte na região Nordeste do país, o bioma Caatinga possui uma área de aproximadamente 844.453 quilômetros quadrados, que está contida entre os estados de Alagoas, Bahia, Ceará, Minas Gerais, Paraíba, Pernambuco, Piauí, Rio Grande do Norte e Sergipe. Nesse bioma, encontram-se mais de 1300 espécies animais, em que mais de 320 das tais, se encontram apenas nesse bioma. Dentre as espécies citadas, estão 178 espécies de mamíferos, 590 de aves, 116 de répteis, 51 de anfíbios, 240 de peixes, além de 187 espécies de abelhas, ainda que muitas dessas espécies se encontram ameaçadas de extinção (DOS SANTOS et al., 2021).

Em função dos baixos índices pluviométricos que predominam ao longo do ano, a vegetação da Caatinga é essencialmente seca e sofre com a queda das suas folhagens nos períodos de estiagem, em que essa queda acontece a partir de um mecanismo de defesa diante da escassez hídrica, e a formação de novas ocorre a partir da chegada do período chuvoso (GANEM et al., 2020).

- Bioma Cerrado

Concentrando-se no Planalto Central brasileiro, a área do Cerrado está situada entre estados das regiões Centro-Oeste, Norte, Nordeste e Sudeste e ocupa quase 24% do território nacional, contendo uma área superior a 2 milhões de quilômetros quadrados. Acompanhado de uma grande área, esse bioma apresenta mais de 12 mil espécies de plantas, além de uma abundância de espécies de animais, tendo 1200 espécies de peixes, mais de 860 espécies de aves, quase 200 espécies de mamíferos além de 180 de répteis e 150 dentre os anfíbios e 90 mil tipos de insetos, o que representa cerca de 30% de toda biodiversidade brasileira (RIBEIRO; DE PAULA; DE CASTRO PEIXOTO, 2022).

Apresenta alta vegetação, sendo formada por árvores de estatura baixa e mediana, em que muitas delas são encontradas apenas nesse bioma. Mesmo que o bioma se destaque muito por sua diversidade vegetal e animal, de acordo com muitas organizações não governamentais (ONGs), muitas das espécies se encontram em risco iminente de serem extintas e demandam grande atenção dos órgãos de controle, bem como da população em geral (DE OLIVEIRA et al., 2020).

- Bioma Mata Atlântica

Sendo de grande parte da região litorânea brasileira, o bioma Mata Atlântica encontra-se em 17 estados de 4 regiões do país, apresentando uma extensão territorial equivalente a cerca de 13% de toda área nacional, que é ocupado por mais da metade de toda população brasileira. Na Mata Atlântica é encontrada uma grande biodiversidade, o que pode representar a 8% de toda biodiversidade do planeta. Dados do Ministério do Meio Ambiente indicam que existem cerca de 20 mil espécies vegetais na Mata Atlântica, dentre as quais, se encontra o pau-brasil, árvore importante na história brasileira. Na fauna, temos 850 espécies de aves, 370 espécies de anfíbios, 200 espécies de répteis, 270 espécies de mamíferos e 350 espécies de peixes, sendo muitas dessas espécies endêmicas (CERQUEIRA et al., 2024).

A Mata Atlântica é composta por formações florestais típicas, dentre as quais se destacam as florestas ombrófilas (aberta, densa e mista) e as florestas estacionais (decidua e semidecidua). Além disso, existe uma presença forte de alguns ecossistemas associados, são eles: manguezais, campos de altitude, vegetações de restingas, brejos interioranos e encaves florestais nordestinos (COSTA et al., 2022).

- Bioma Pampa

Sendo reconhecido também pelo título de Campos Sulinos por causa de sua localização, dentro do Brasil o Pampa se concentra apenas no Rio Grande do Sul. O Pampa tem uma das menores áreas dentre os biomas brasileiros, de 176.496 km², o que em termos de área ocupada, equivale a aproximadamente 63% do território gaúcho e 2,1% do território nacional. Além do Brasil, a área do Pampa também se faz presente nos países vizinhos Argentina e Uruguai. Esse bioma também apresenta uma cobertura vegetal rica em biodiversidade, além de uma grande riqueza cultural, mesmo que pouco conhecida e valorizada (VARGAS et al., 2022).

A paisagem desse bioma é formada de grandes regiões de planície e de algumas colinas, onde se encontra uma vegetação campestre, e também áreas de planalto, que apresentam algumas espécies mais arbustivas. O bioma ainda tem um clima chuvoso, que contribui para baixas temperaturas no inverno. Isso contribui para que o bioma tenha o menor registro de focos de calor do Brasil (TRENTIN et al., 2021).

- Bioma Pantanal

Dos biomas brasileiros, o Pantanal é o que apresenta o menor território, ocupando parte de dois estados do Centro-Oeste, que até 1977 formavam um só, o Mato Grosso e o Mato Grosso do Sul. A área de ocupação do bioma é de pouco mais de 150 mil quilômetros quadrados, o que representa apenas cerca

de 1,8% da área de todo território nacional. Mesmo com uma área relativamente pequena, esse bioma se mostra importante, dentre outros fatores, por tratar-se do elo entre a Amazônia, o Cerrado e o Chaco boliviano e por ser influenciada pelos biomas Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica (SONODA et al., 2021).

Além de algumas áreas restritas com florestas, esse bioma é formado por uma mescla das vegetações do cerrado e semelhante a Caatinga. Ademais, possui uma rica biodiversidade em sua fauna por possuir uma formação diferenciada e por até hoje, ainda conseguir conservar grande parte de sua vegetação natural, o que propicia a proteção de algumas espécies associadas ao bioma (ALVES; LOVERDE-OLIVEIRA, 2020).

3.2 Queimadas e Focos de Calor

Os focos de calor são elementos de baixa resolução, capazes de reunir diferentes queimadas, cuja extensão territorial está ligada à localização do satélite, em especial sua distância até a superfície do solo, no momento de registro da imagem. É importante destacar que a presença de um foco de calor não implica na presença de algum incêndio, mas apenas que a área em questão possui uma temperatura elevada, isto é, acima de 47°C. Contudo, cada foco pode representar um alerta, pois uma queimada com grande extensão territorial possui muitos focos de calor associados a ela (FAGUNDES et al., 2022).

Mesmo com um grande potencial no combate a incêndios de grandes proporções, sendo útil inclusive na análise da relação dos incêndios com fatores climáticos, é bem verdade que os focos de calor têm suas limitações, uma vez que pode haver falhas de precisão das imagens dos satélites na identificação de possíveis queimadas (DE ARAÚJO VORMITTAG et al., 2021).

Com o potencial de produção de diversos compostos químicos, em que se destacam a água e o dióxido de carbono, define-se por queimada o processo em que ocorre, quer seja pela ação humana ou mesmo por questões naturais, a queima de biomassa. O processo de formação de uma queimada consiste em

quatro fases, sendo a primeira delas a ignição, que está ligada ao tipo de biomassa e de variáveis ambientais. Na fase de chamas, as moléculas da biomassa são quebradas a partir da elevação da temperatura. A fase de brasa é marcada pela emissão de compostos de oxidação incompleta e redução da produção de dióxido de carbono, em que essa fase ocorre quando as condições da chama diminuem, bem como a temperatura. Por fim, a extinção da queimada se dá através de fatores como a diminuição da biomassa ou do oxigênio (CARIC et al., 2022).

A queimada é uma técnica agrícola que busca usar o fogo para o controle de pragas e doenças, preparando o solo para o plantio, gerando uma renovação das pastagens e fortalecimento da agricultura em determinada região. Essa cultura já existe no Brasil a alguns séculos, tendo sido utilizada tanto pelos indígenas, como pelos colonizadores do país. Apesar disso, é comum que uma queimada, ao fugir do controle do agricultor, principalmente quando associada a fenômenos da natureza, provoque um incêndio, prejudicando toda uma região agrícola (JÚNIOR et al., 2022).

3.3 Efeitos Ambientais das Queimadas

Os incêndios em geral geram grandes danos de curto a longo prazo ao meio ambiente. Os grandes incêndios do planeta em 2020 foram considerados os mais nocivos, num estudo com dados da agência americana *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e do sistema europeu Copernicus, que considerou 18 anos de pesquisas e de geração de dados globais acerca de incêndios florestais. Além disso, os impactos dos grandes incêndios ocorridos na Oceania, Califórnia, Ártico, África tropical e Brasil continuarão afetando todo o clima global, insistentemente, ainda por um longo tempo (JACOBI et al., 2020).

Sendo motivo de grande preocupação por parte dos ambientalistas e cientistas do clima, a elevação na temperatura está entre os efeitos mais sentidos pela população em geral nos últimos anos e ocorre em função do aumento do efeito estufa e do desgaste da camada de ozônio, decorrentes do

lançamento de gases liberados quando um incêndio ocorre. Além dos efeitos no clima, os incêndios afetam também muitas espécies da fauna e da flora brasileira, chegando a ameaçar algumas delas de extinção (HELENO; DE FÁTIMA MARCÍLIO; CASTRO, 2022).

Além dos impactos já citados, os incêndios possuem força para destruir lavouras, pastos, atingir casas, galpões, armazéns, celeiros e, mesmo que de forma indireta, ainda causar degradação ambiental, tornando o solo ainda mais sujeito a processos erosivos, tirando o poder da retenção de umidade do solo, favorecendo o assoreamento dos rios, além da liberação na atmosfera de uma quantidade expressiva de gases responsáveis pelo efeito estufa (DIAS et al., 2021).

Ainda que as ações ligadas ao fogo provoquem danos que vão além do meio ambiente, como por exemplo no setor de aviação, é importante dizer que algumas queimadas acontecem de forma espontânea, sendo consideradas até necessárias para alguns dos ecossistemas brasileiros (ROCHA; NASCIMENTO, 2021).

As condições meteorológicas e o clima são os grandes impulsionadores dos incêndios florestais. Descobertas acerca do risco de incêndio a partir de elementos como altitude, cobertura do solo, precipitação e temperatura podem auxiliar os tomadores de decisão a tomar precauções apropriadas para prevenir incêndios florestais e/ou minimizar os danos causados por incêndios. Os incêndios florestais destroem anualmente milhões de hectares de terra produtiva em todo o mundo. O Brasil está entre os países mais afetados por incêndios florestais e casos de queimadas. Hoje, o impacto dos incêndios florestais no clima da Terra é sentido pelas emissões globais de vapor d'água (H₂O), dióxido de carbono (CO₂), metano (CH₄), dióxido de nitrogênio (N₂O) e aerossóis que estão alterando o balanço radiativo da Terra (DE OLIVEIRA-JÚNIOR et. al., 2022).

Em decorrência do aumento nas últimas décadas dos incêndios, tanto em ocorrência como abrangência, dentro das florestas brasileiras, conforme ilustrado na Figura 2, surge o temor acerca de todos os efeitos ambientais

danosos que podem aparecer a partir disso. Vale dizer que esses efeitos estão condicionados, dentre outros fatores, ao tipo da vegetação e topografia da região, além da intensidade com que o fogo atua. Diante disso, se faz necessário o acompanhamento das áreas mais vulneráveis a fim de entender a relação existente entre a vegetação e a transformação das propriedades solo durante determinado intervalo de tempo.

Figura 2: Queimadas na Amazônia



Fonte: Victor Moriyama/Greenpeace.

No interesse por estabelecer uma política ideal de prevenção e combate aos incêndios que assolam as florestas do território brasileiro, é fundamental a aplicação de uma legislação associada ao setor florestal, mais especificamente ligada com incêndios. Como os efeitos da mudança do clima no planeta já são sentidos pela população mundial, algumas ações já se fazem necessárias, uma vez que questões ligadas não só às mudanças do clima, como à preservação do meio ambiente passam a ser cada vez mais significativas.

3.4 Processos Fractais

Fractais geométricos são objetos complexos gerados por processos estocásticos ou mecanismos não lineares determinísticos. As principais propriedades de fractais são: a) autossimilaridade (as partes do objeto se assemelham ao objeto todo); b) dimensão não inteira (fracionária); c) a dimensão fractal é menor do que a dimensão do espaço euclidiano no qual o fractal se encontra contido. Exemplos de fractais naturais são: linhas costeiras, nuvens, árvores, flocos de neve, sistemas montanhosos, estruturas dos pulmões, neurônios e redes arteriais (MANDELBROT, 1983; FEDER, 1988; BASSINTHWAITGHT et. al., 1994).

O conceito fractal pode ser estendido para séries temporais. As séries temporais fractais possuem flutuações em múltiplas escalas temporais e caracterizam-se pela autossimilaridade estatística da mesma maneira que os objetos fractais possuem a autossimilaridade nas várias escalas espaciais. Alguns exemplos dos processos fractais são: intervalos entre batimentos cardíacos em humanos (TULPPO et. al., 2001), atividade elétrica cerebral (MA et. al., 2018), processos geofísicos (TELESCA et. al., 2023), e séries financeiras (PETERS, 1989; FREZZA; BIANCHI; PIANESE, 2021).

Uma característica dos processos fractais é a presença das correlações de longo alcance ou memória de longa duração. Vários métodos podem ser utilizados para estimar parâmetros que possam avaliar a presença de correlação de longo alcance em uma série temporal, entre quais os mais utilizados para séries estacionárias são função de correlação, espectro de potência e análise de Hurst (KANTELHARDT, 2009).

Neste trabalho, utilizou-se o método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) para analisar as correlações de longo alcance em séries temporais das queimadas e variáveis climáticas e o método *Detrended Cross-Correlation Coefficient* (ρ_{DCCA}) para analisar as correlações cruzadas de longo alcance entre as séries de queimadas e das variáveis climáticas. Estes métodos foram desenvolvidos para séries temporais não estacionárias (ZEBENDE, 2011).

4 DADOS E METODOLOGIA

4.1 Descrição dos Dados

4.1.1 Área em Estudo

A área em estudo abrange os biomas do Brasil: Amazônia, Mata Atlântica, Cerrado e Caatinga (Figura 1). O Pasto (Cerrado) pertence aos biomas que são dependentes do fogo e evoluem conjuntamente com os incêndios naturais da mesma forma que suas espécies e processos ecológicos são adaptados aos incêndios (PIVELLO et al., 2021). Essa coexistência natural é seriamente perturbada por ações humanas, principalmente no Cerrado onde o fogo é utilizado na preparação de áreas para agricultura e pecuária, acelerando a degradação do bioma (DOS SANTOS et al., 2021).

Os biomas mais sensíveis ao fogo são a Amazônia e a Mata Atlântica. Nesses ecossistemas, os incêndios naturais são raros (considerando que as florestas tropicais contêm alto nível de umidade) e a maioria das espécies não se adapta ao fogo. Os incêndios florestais na Amazônia são principalmente associados à atividade humana (corte e queima tanto para limpar terras como para agricultura como para pecuária), que contribui para a ignição de incêndios e secas extremas (relacionadas a fortes eventos de El Niño), que tornam a floresta mais inflamável e contribuem para a propagação do fogo (DOS REIS et al., 2021). A Mata Atlântica é o bioma brasileiro mais alterado, com apenas 12,5% da cobertura vegetal original preservada. O aumento da fragmentação torna este bioma mais propenso a incêndios, que principalmente são induzidos por humanos, devido à expansão de grandes plantações e desenvolvimento urbano (DOS SANTOS et al., 2019).

Biomas sensíveis ao fogo são vulneráveis a incêndios que causam graves consequências ambientais e perda de biodiversidade (PIVELLO et al., 2021). O único bioma independente do fogo é a Caatinga, onde eventos de fogo são raros, tanto porque a sua vegetação (predominantemente semi-árida) não é facilmente inflamável tanto pelas condições climáticas desfavoráveis (baixa incidência de descargas atmosféricas). No entanto, devido às ações do ser humano, como a agricultura de derrubada e queimada, além da extração de lenha, a Caatinga tem sido cada vez mais afetada por incêndios, causando perda e degradação de

habitat, podendo se transformar num sistema sensível ao fogo (PIVELLO et al., 2021).

4.1.2 Queimadas

Os dados analisados neste trabalho representam parte de um grande banco de dados de focos de calor de satélites disponibilizado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Os focos de calor do satélite de referência AQUA_M-T para o período de 07/04/2002 a 31/12/2022 foram obtidos no site queimadas.dgi.inpe.br/queimadas. Os dados originais foram usados para gerar séries temporais diárias para: Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica.

4.1.3 Variáveis Climáticas

Os dados de variáveis climáticas (precipitação pluviométrica, temperatura máxima, umidade relativa do ar e velocidade do vento) foram obtidos da base de dados *Brazilian Daily Weather Gridded Data* (BR-DWGD), que contém as variáveis climáticas para todo o território brasileiro desde 01/01/1961, com resolução temporal diária e resolução espacial de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$ (uma grade de aproximadamente 10km x 10km). Os dados originais foram filtrados para região do bioma Amazônia e os valores das variáveis considerados para o período de 07/04/2002 a 31/12/2022. Os dados BR-DWGD se encontram disponíveis no sítio <https://sites.google.com/site/alexandrecandidoxavierufes/brazilian-daily-weather-gridded-data>.

4.2 Metodologia

4.2.1 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

A *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) foi introduzida (PENG et. al., 1994) como uma análise da raiz quadrada média modificada de um passeio aleatório e serve para detectar correlações de longo alcance em séries temporais

que não apresentem a estacionariedade (KANTELHARDT et. al. 2001). O método foi aplicado com sucesso em fisiologia (RAVI et.al., 2020; PAVLOV et. al., 2020), geofísica (SKORDAS; CHRISTOPOULOS; SARFIS, 2020), ecologia (LI et. al., 2017), climatologia (WANG et. al., 2023), engenharia (DONG et. al., 2021; LIU; CHEN; ZHANG, 2020) astrofísica (MORET et. al., 2003) e finanças (SUKPITAK; HENGPUNYA, 2016; CAO; ZHANG, 2015)

A implementação do algoritmo DFA é realizada da seguinte forma:

Primeiro, a série temporal original $x(i), i = 1, \dots, N$ é integrada para produzir:

$$X(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \langle x \rangle], k = 1, \dots, N \quad (3.1)$$

em que $\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)$, $x(i)$ é a média aritmética da série.

Em seguida, a série integrada $X(k)$ é dividida em N_n segmentos de comprimento n não sobrepostos e, para cada segmento $s = 1, \dots, N_n$, a tendência local $X_{(n,s)}(k)$ é estimada como um polinômio linear ou ordem superior, com ajuste quadrado mínimo e subtraído de $X(k)$.

A variância sem tendência é então calculada como:

$$F_{DFA}^2(n) = \frac{1}{nN_n} \sum_{s=1}^{N_n} \sum_{k=(s-1)n+1}^{sn} [X(k) - X_{(n,s)}(k)]^2 \quad (3.2)$$

A repetição desse cálculo para diferentes tamanhos de janela fornece a relação entre a função de flutuação $F_{DFA}(n)$ e o tamanho n da janela. Se houver correlações de longo prazo na série original, $F_{DFA}(n)$ aumenta com n de acordo com uma lei de potência $F_{DFA}(n) \sim n^\alpha$.

O expoente escalar α é obtido como a inclinação da regressão linear de $\log F_{DFA}(n)$ versus $\log n$. Para $0 < \alpha < 1$, o expoente DFA é igual ao expoente Hurst H e descreve correlações nas séries originais: o valor $\alpha = 0,5$ indica a ausência de correlações (ruído branco), $\alpha > 0,5$ indica correlações persistentes a longo prazo, o que significa que valores grandes (pequenos) têm mais probabilidade de serem seguidos por grandes valores (pequenos), $\alpha < 0,5$ indica correlações antipersistentes a longo prazo, o que significa que valores

grandes têm mais probabilidade de serem seguidos por valores pequenos e vice-versa. O valor $1 < \alpha < 2$ indica movimento browniano fracionário com incrementos descritos pelo expoente Hurst $H = \alpha - 1$. Os valores $\alpha = 1$ e $\alpha = 1,5$ correspondem ao ruído $1/f$ e ao ruído browniano (integração do ruído branco), respectivamente (LØVSLETTEN, 2017).

4.2.2 Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA)

O método *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA) foi introduzido por Podobnik e Stanley (PODOBNIK, 2008), como uma generalização do método *Detrended fluctuation analysis* (DFA) (PENG, 1994), e é útil para mensurar as correlações entre duas séries temporais simultâneas. Esta técnica é aplicada para detectar e mensurar correlações existentes entre duas séries não estacionárias e já foi diversamente utilizada em áreas como Fisiologia (WANG; ZHAO, 2012) e Finanças (DE LIMA et. al., 2018). A implementação de algoritmo DCCA é descrita da seguinte forma (PODOBNIK E STANLEY, 2008):

Inicialmente as duas séries temporais simultâneas $x(i)$ e $y(i)$, $i = 1, \dots, N$ são integradas para produzir

$$X(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \langle x \rangle] \text{ e } Y(k) = \sum_{i=1}^k [y(i) - \langle y \rangle], k = 1, \dots, N \quad (3.3)$$

em que $\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)$ e $\langle y \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(i)$ representam as médias aritméticas das séries $x(i)$ e $y(i)$ respectivamente.

Na sequência, as séries integradas $X(k)$ e $Y(k)$ são divididas em N_n intervalos (segmentos) não sobrepostos de tamanho n e para cada segmento $s = 1, \dots, N_n$, as tendências locais $X_{n,s}(k)$ e $Y_{n,s}(k)$ (obtida com ajuste linear ou polinomial) são estimadas e subtraídas das séries $X(k)$ e $Y(k)$, respectivamente. Calcula-se então, a covariância sem tendências:

$$F_{DCCA}^2(n) = \frac{1}{nN_n} \sum_{s=1}^{N_n} \sum_{k=n(s-1)+1}^{ns} [X(k) - X_{n,s}(k)][Y(k) - Y_{n,s}(k)] \quad (3.4)$$

Este cálculo se repete para diferentes tamanhos dos segmentos, dando a relação entre a função de flutuação $F_{DCCA}(n)$ e o tamanho do segmento n . Se entre as duas séries originais $x(i)$ e $y(i)$ existem correlações de longo alcance, $F_{DCCA}(n)$ segue uma lei de potência $F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda$. O expoente da escala λ pode ser obtido como o coeficiente angular da reta entre $(\log F_{DCCA}(n))$ e $(\log n)$. A interpretação de λ é similar a do expoente α de DFA. A presença das correlações cruzadas de longo prazo entre duas séries simultâneas implica que cada série tem uma longa memória dos seus valores anteriores, bem como uma longa memória de valores anteriores da outra série (PODOBNIK E STANLEY, 2008). No caso de apenas uma série ser analisada, os métodos DCCA e DFA são equivalentes.

4.2.3 Detrended Cross Correlation Coefficient

Zebende (2011) introduziu o coeficiente de correlação cruzada DCCA,

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA_1}(n)F_{DFA_2}(n)} \quad (4.1)$$

em que $F_{DCCA}^2(n)$ é a covariância sem tendência obtida pelo DCCA e $F_{DFA_1}(n)$ e $F_{DFA_2}(n)$ representam as funções de flutuação das duas series analisadas obtidas através do DFA. O coeficiente de correlação cruzada DCCA já foi utilizado em análise dos processos fisiológicos (NAKATA et. al., 2021), séries climáticas (TATI; MENTEŞ, 2019; BRITO; ARAÚJO; ZEBENDE, 2019), sinais geofísicos (MARINHO; SOUSA; ANDRADE, 2013) e dados financeiros (OKORIE; LIN, 2021; REBOREDO; RIVERA-CASTRO; ZEBENDE, 2014).

Esse coeficiente pode ser visto como um análogo do coeficiente de Pearson, tendo valor mínimo -1 para correlação cruzada negativa perfeita e valor máxima 1 para correlação cruzada positiva perfeita.

Se as duas séries não apresentarem correlação cruzada, $\rho_{DCCA}(n)$ oscila em torno de zero enquanto para séries anticorrelacionadas, $\rho_{DCCA}(n)$ é estritamente negativo e para séries correlacionadas positivamente, $\rho_{DCCA}(n)$ é positivo. Nos casos em que há correlações de longo alcance entre as séries

analisadas, o coeficiente segue uma lei de potência tal que $\rho_{DCCA}(n) \sim n^\omega$, em que $\omega = 2\lambda - \alpha_1 - \alpha_2$ (ZEBENDE *et al.*, 2013).

4.2.4. Software utilizado

O procedimento e análise dos dados foram efetuados com o auxílio do software R Core Team (2024). Através do Software, calcularam-se os valores dos expoentes escalares necessários para aplicação do DFA, além da elaboração do gráfico do coeficiente de correlação cruzada e a análise DCCA.

5 Resultados e discussão

As séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para os biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica são apresentadas nas Figura 3, Figura 4, Figura 5 e Figura 6 respectivamente.

Nas séries das queimadas dos quatro biomas, nota-se um comportamento semelhante, com altos índices nos primeiros anos do período, passando a ter registros moderados até o fim do ciclo. Já para as séries diárias das variáveis climáticas (precipitação pluviométrica, temperatura máxima, umidade relativa do ar e velocidade do vento), é possível apontar um comportamento sazonal ao longo dos anos nos biomas presentes nesse estudo. Ainda, é possível observar que o número das queimadas na Amazonia e Cerrado foi maior do que na Caatinga e Mata Atlântica.

Figura 3 - Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Amazônia.

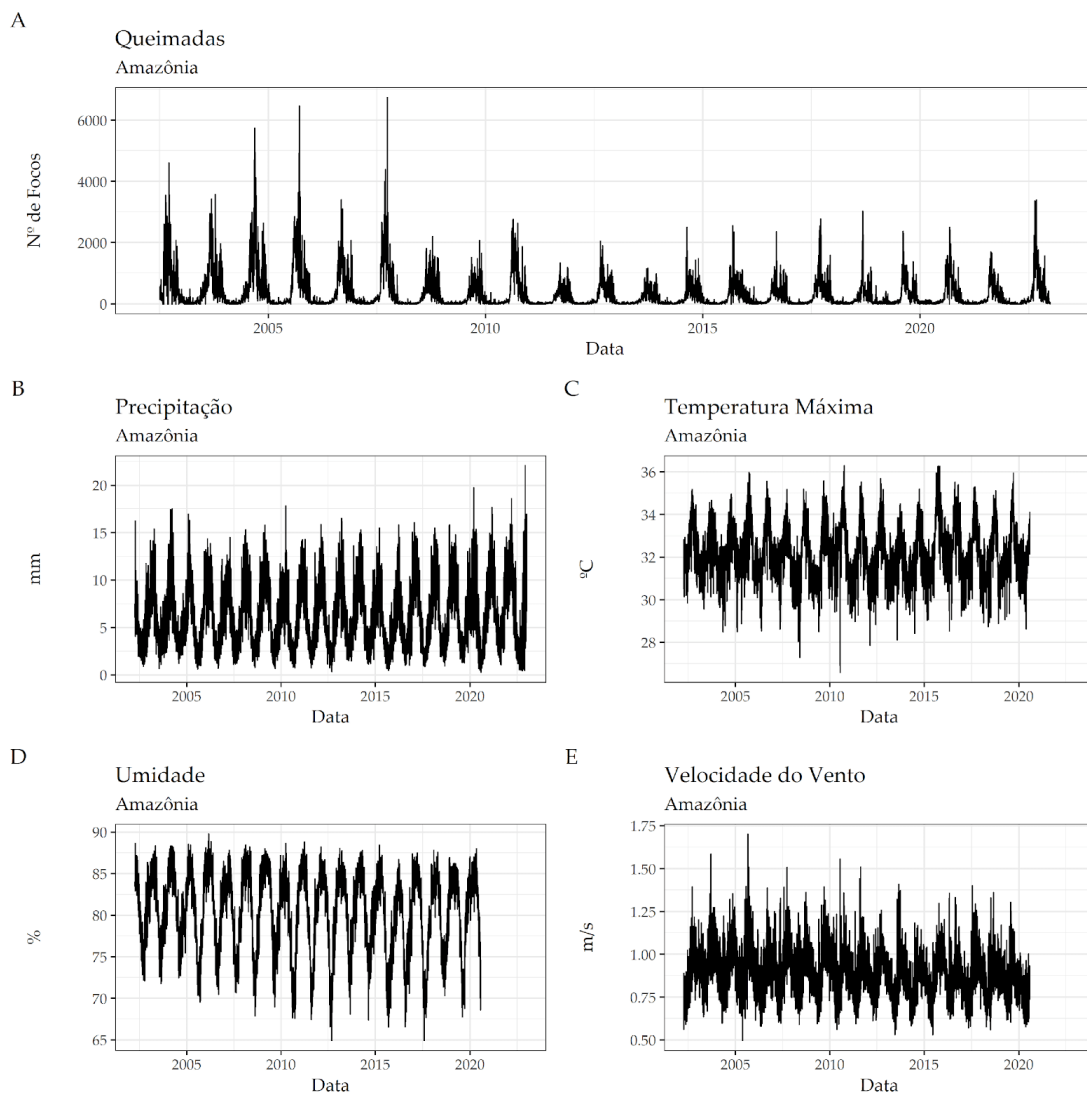


Figura 4 - Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Caatinga.

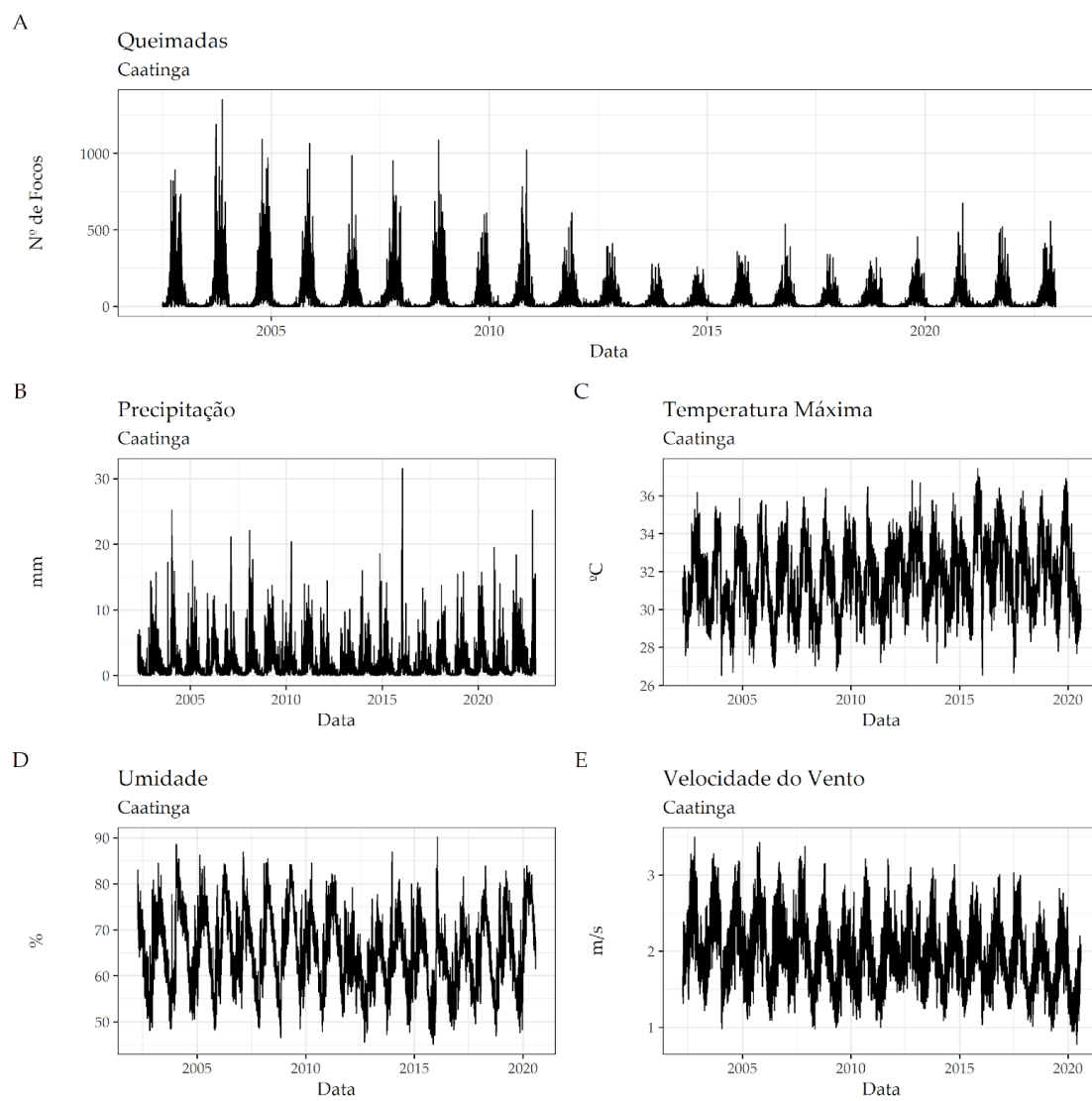


Figura 5 - Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Cerrado.

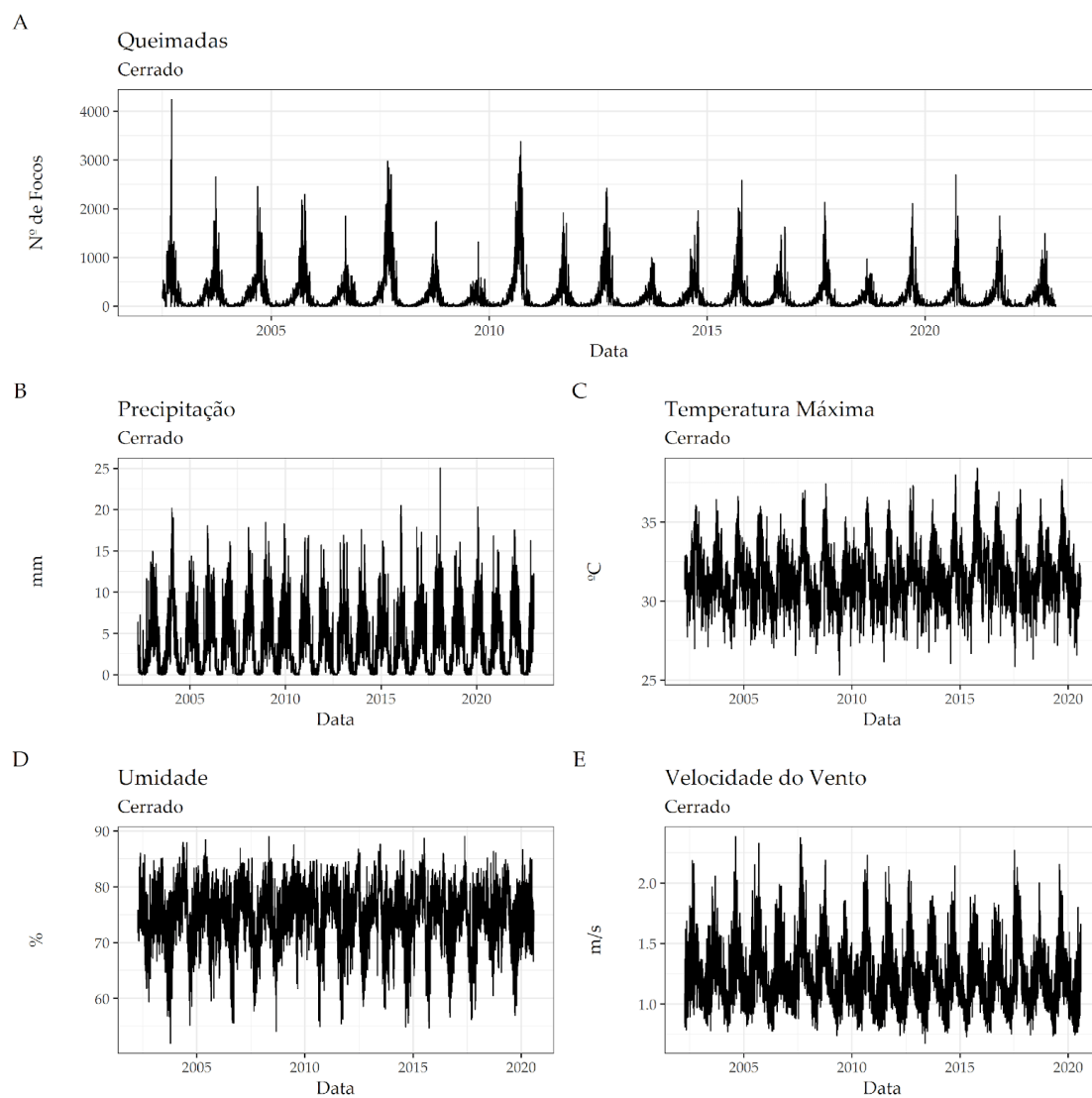
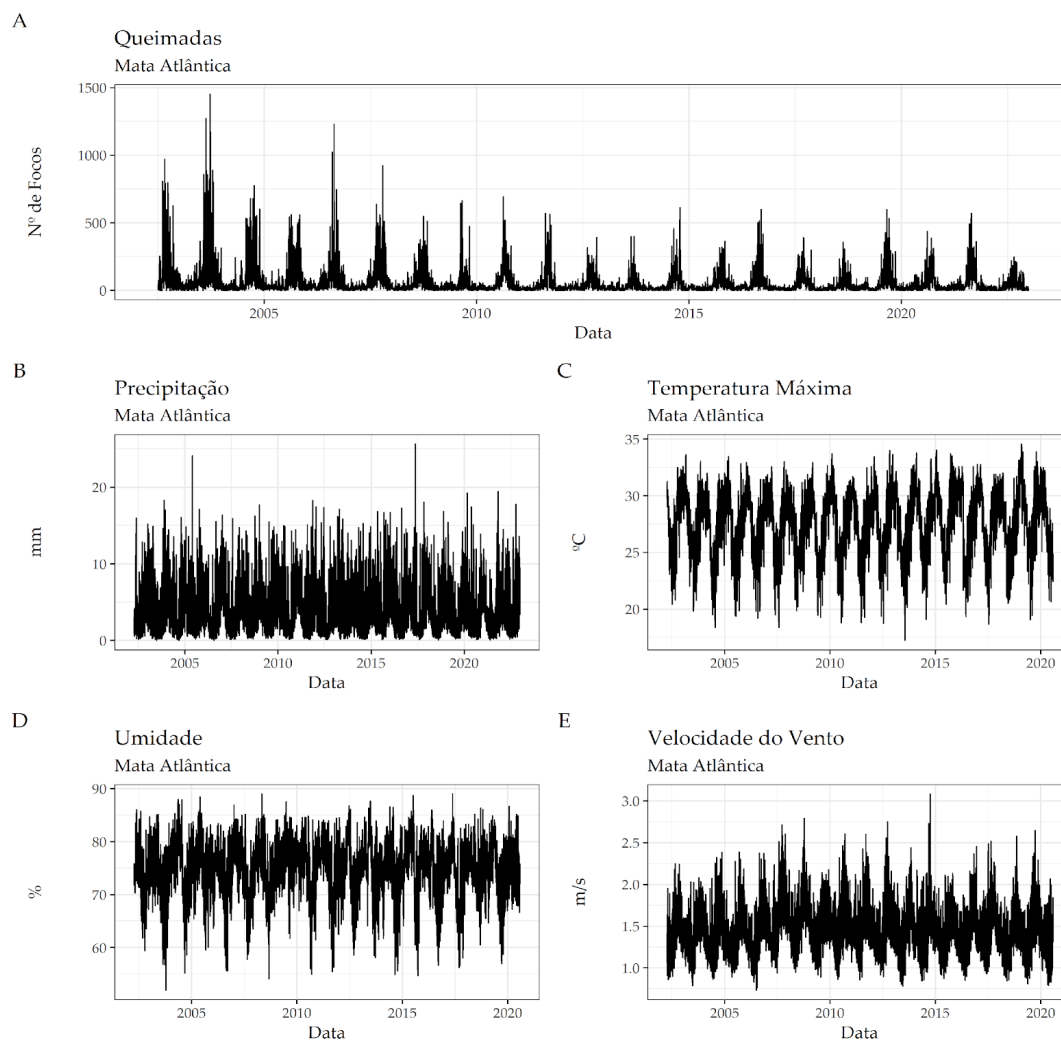


Figura 6- Séries temporais originais das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica.



As medidas de estatística descritiva para queimadas e variáveis climáticas estão apresentadas nas Tabela 1, Tabela 2, Tabela 3, Tabela 4 e Tabela 5 respectivamente.

Tabela 1: Estatística descritiva das séries temporais originais de queimadas para os biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica.

Medida/Bioma	Número de queimadas			
	Amazônia	Caatinga	Cerrado	Mata Atlântica
Média	327,9	52,09	202,3	55,12
Máximo	6738,9	1351	4237	1451
Mínimo	0	0	0	0
Desvio Padrão	553,684	107,454	349,041	97,865
Mediana	87	9	66	21
Curtose	19,493	26,681	20,99	35,637
Assimetria	3,334	4,097	3,651	4,653
N (Obs.)	7486	7486	7486	7486

Fonte: Autoria própria

Tabela 2: Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Amazônia.

Medida/Variável	Precipitação (mm)	Temperatura Máxima (°C)	Umidade (%)	Velocidade do Vento (m/s)
Média	6,17	32,2	80,28	0,891
Máximo	22,047	36,28	89,76	1,702
Mínimo	0,281	26,6	64,92	0,496
Desvio Padrão	3,385	1,315	4,878	0,139
Mediana	5,651	32,1	81,38	0,883
Curtose	2,538	2,851	2,437	3,604
Assimetria	0,53	0,166	-0,613	0,504
N (Obs.)	6691	6691	6691	6691

Tabela 3: Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Caatinga.

Medidas/Variável	Precipitação (mm)	Temperatura Máxima (°C)	Umidade (%)	Velocidade do Vento (m/s)
Média	1,847	31,74	65,09	1,953
Máximo	31,512	37,44	90,07	3,493
Mínimo	0,001	26,52	45,13	0,779
Desvio Padrão	2,733	1,885	8,202	0,437
Mediana	0,78	31,77	64,88	1,925
Curtose	16,027	2,383	3,604	2,719
Assimetria	3,042	0,029	0,11	0,295
N (Obs.)	6691	6691	6691	6691

Fonte: Autoria Própria

Tabela 4: Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Cerrado.

Medidas/Variável	Precipitação (mm)	Temperatura Máxima (°C)	Umidade (%)	Velocidade do Vento (m/s)
Média	3,725	31,56	68,11	1,224
Máximo	25,008	38,42	88,36	2,384
Mínimo	0,001	25,34	37,81	0,675
Desvio Padrão	3,813	1,854	11,129	0,253
Mediana	3,725	31,36	70,31	1,182
Curtose	3,757	3,174	2,401	3,937
Assimetria	1,093	0,42	-0,588	0,899
N (Obs.)	6691	6691	6691	6691

Fonte: Autoria Própria

Tabela 5: Estatística descritiva das séries temporais originais das variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica.

Medidas/Variável	Precipitação (mm)	Temperatura Máxima (°C)	Umidade (%)	Velocidade do Vento (m/s)
Média	1,464	27,52	74,57	1,464
Máximo	3,082	34,55	88,98	3,082
Mínimo	0,733	17,25	51,94	0,733
Desvio Padrão	0,298	2,886	5,579	0,298
Mediana	1,436	27,94	75,23	1,436
Curtose	3,724	2,637	3,361	3,724
Assimetria	0,632	-0,427	-0,618	0,632
N (Obs.)	6691	6691	6691	6691

Fonte: Autoria Própria

Os métodos DFA e Coeficiente de correlação DCCA foram aplicados nas séries diárias de anomalias das queimadas e variáveis climáticas

$$X(t) = \frac{x(t) - \mu_t}{\sigma_t},$$

em que $x(t)$ são séries originais, μ_t é média de $x(t)$ calculada para cada dia do calendário (01 de Janeiro até 31 de Dezembro), usando todos os anos de registro e σ_t é o desvio padrão de $x(t)$, também calculado para cada dia do calendário (KANTELHARDT et al., 2006). As séries das anomalias para os biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica estão apresentadas nas Figura 7, Figura 8, Figura 9 e Figura 10 respectivamente.

Figura 7 - Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Amazônia.

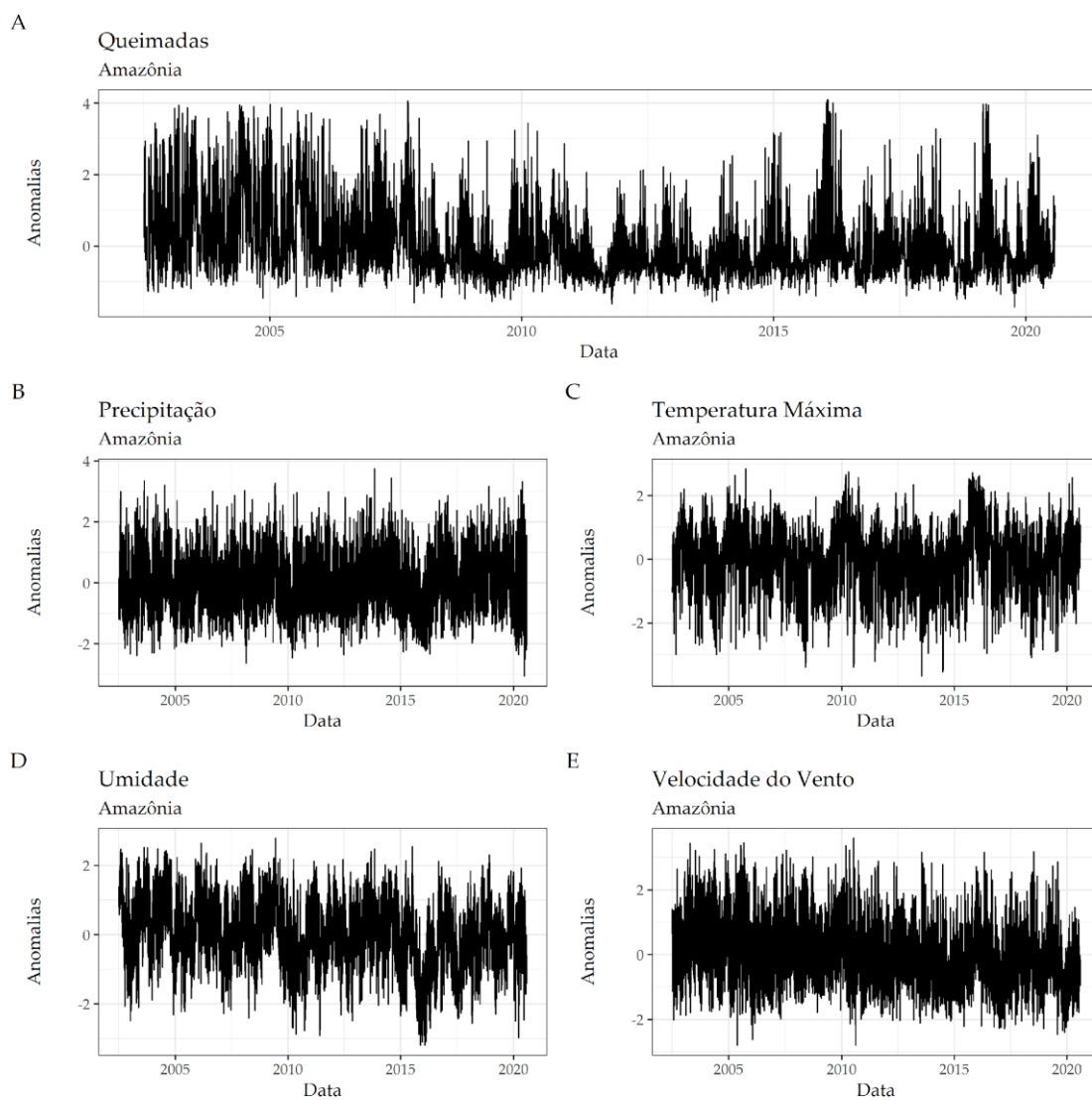


Figura 8 - Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Caatinga.

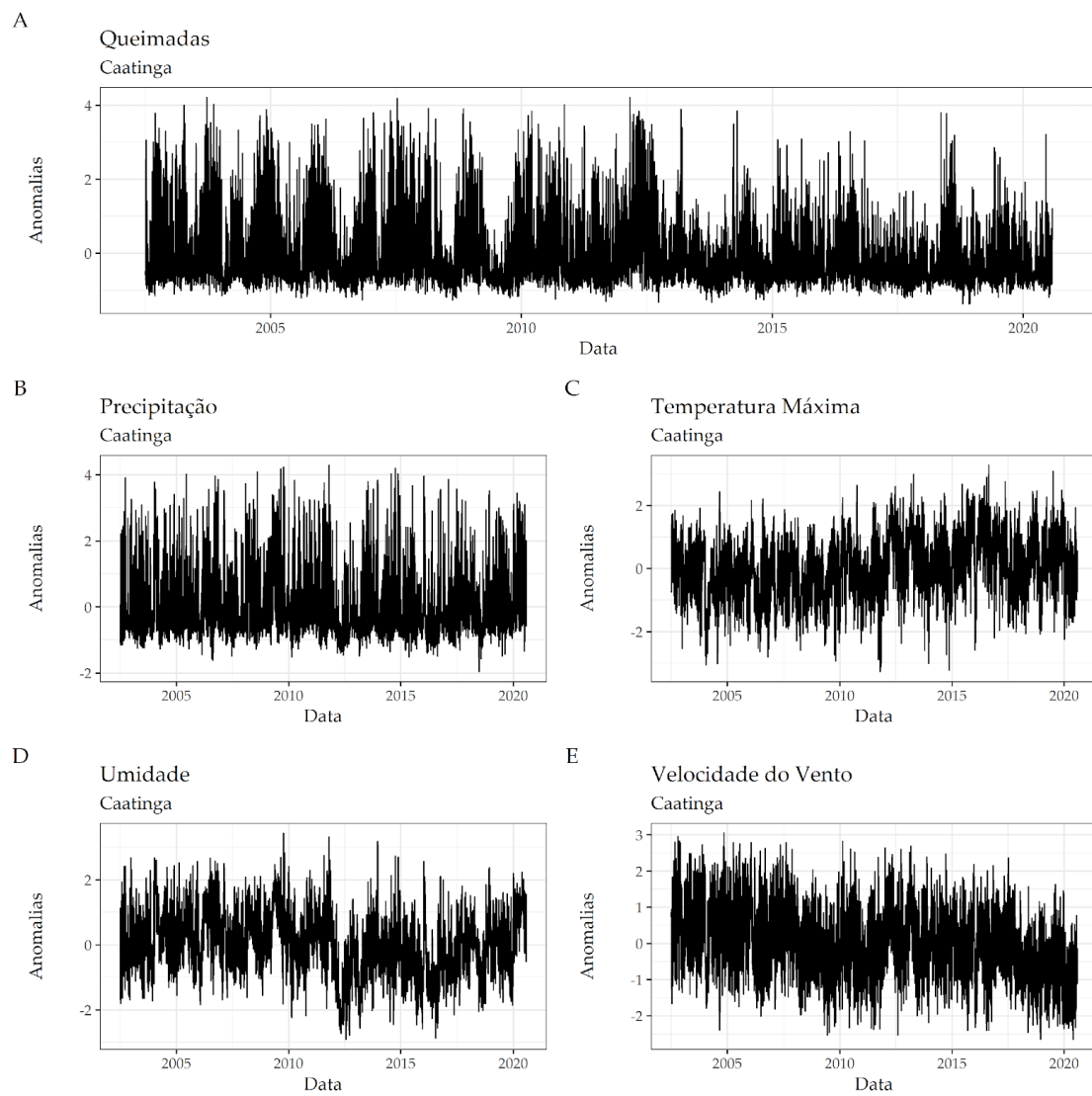


Figura 9 - Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Cerrado.

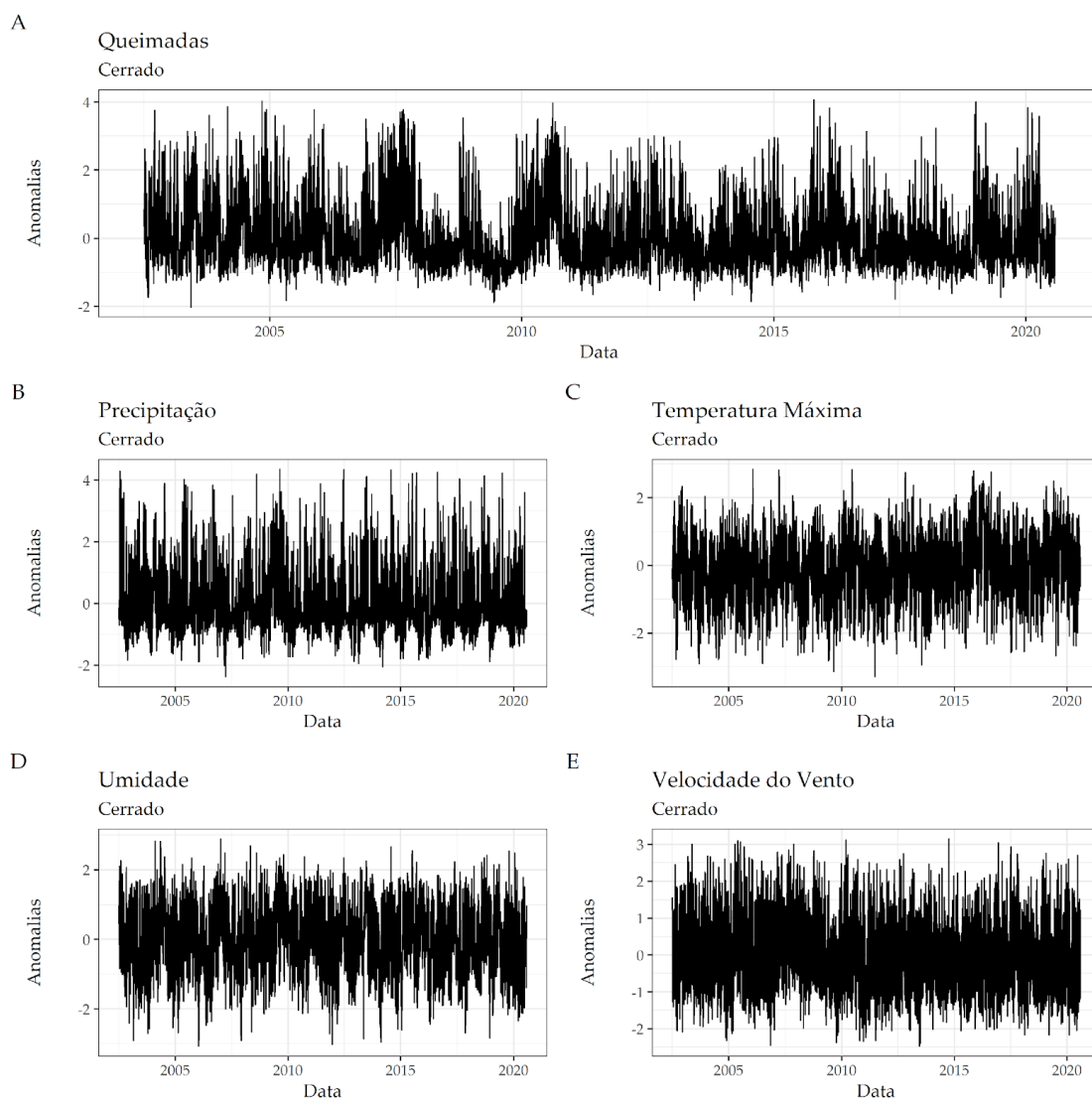
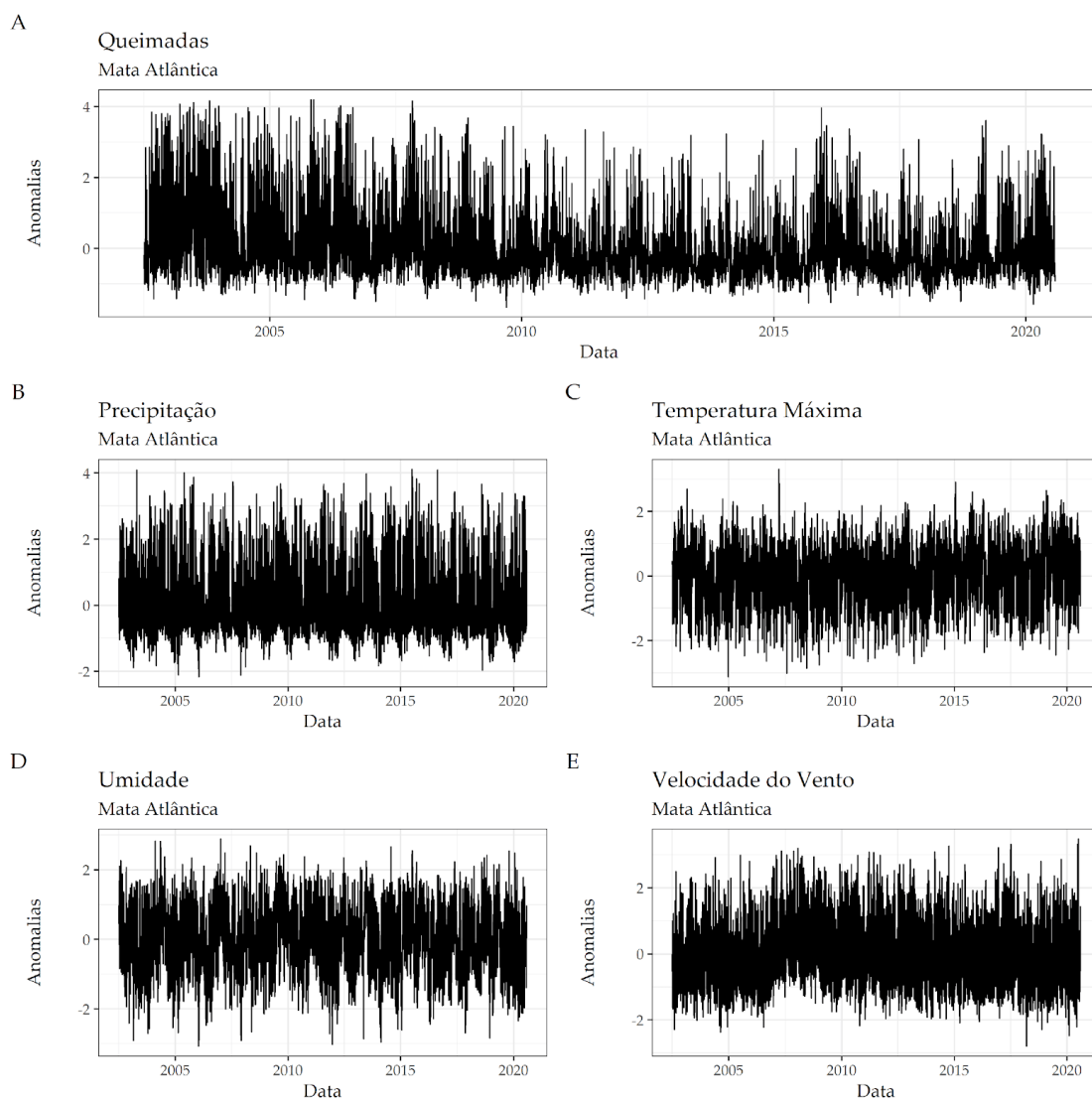


Figura 10 - Séries temporais de anomalias das queimadas e das variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica.

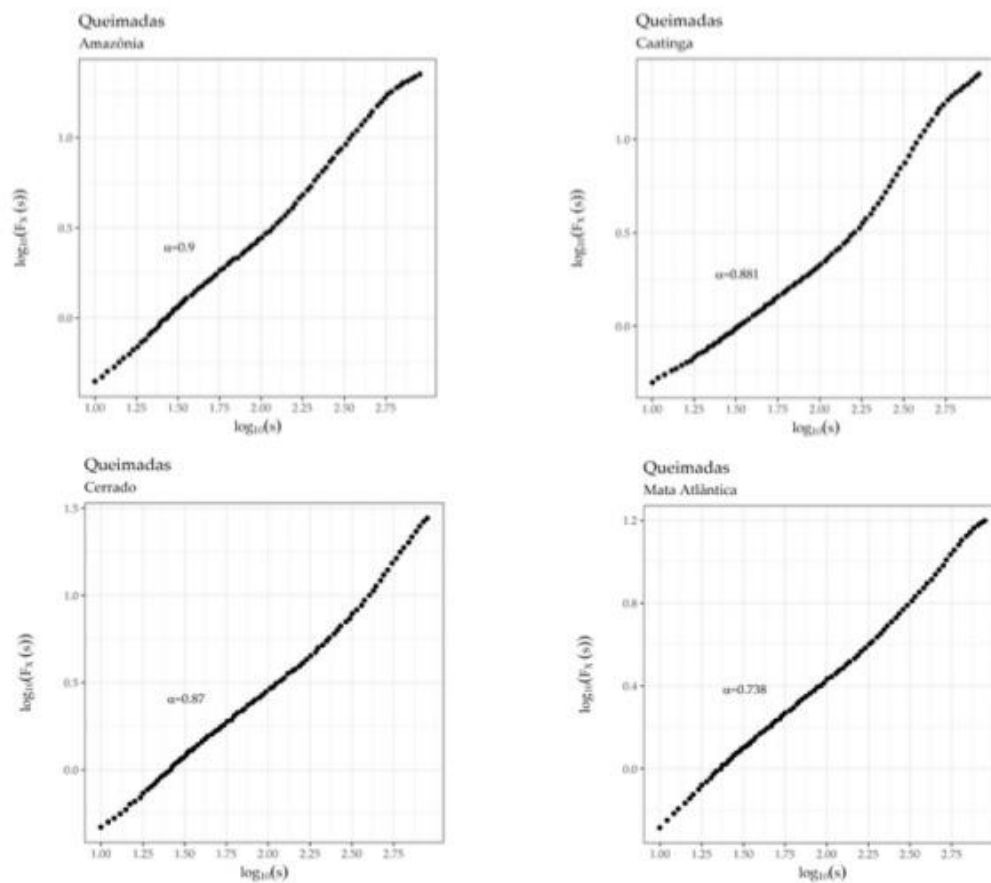


5.1 Detrended fluctuation analysis

O *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) foi utilizado nas séries temporais de anomalias diárias para as queimadas e as variáveis climáticas: precipitação pluviométrica, temperatura, umidade e velocidade do vento. Os gráficos DFA, junto com valores dos expoentes de escala α para anomalias de queimadas são apresentadas na Figura 11. Todos os expoentes escalares α , obtidos como as inclinações das retas que ajustam cada função de flutuação pelo método dos mínimos quadrados, são maiores que 0,5, apontando para presença de

correlações persistentes a longo prazo (LØVSLETTEN, 2017). Entre os biomas, a Amazônia apresentou a persistência das queimadas mais forte (maior valor de expoente de escala $\alpha = 0,9$), enquanto a persistência mais fraca foi observada na Mata Atlântica ($\alpha = 0,738$). As séries temporais de queimadas nos biomas Cerrado e Caatinga também apresentaram a persistência mais forte, indicada pelos valores altos do expoente DFA: 0,87 para o bioma Cerrado e 0,881 para o bioma Caatinga. Apesar dos biomas Amazônia, Cerrado e Caatinga serem afetados pelos fogos de maneira diferente em regime natural (Amazonia – sensível, Cerrado – dependente, Caatinga – independente), estes biomas são fortemente afetados pela atividade humana (DOS REIS et al., 2021; DOS SANTOS et al., 2021; PIVELLO et al., 2021), resultando em uma dinâmica temporal semelhante dos incêndios, caracterizada pelas correlações de longo alcance persistentes e fortes.

Figura 11 - Análise DFA das séries de anomalias de queimadas nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica.



Os gráficos DFA, junto com os valores do expoente de escala α para anomalias das variáveis climáticas nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica são apresentados na Figura 12, Figura 13, Figura 14 e Figura 15, respectivamente.

Observa-se que em todos os biomas, os expoentes escalares α , que são obtidos como as inclinações das retas que ajustam cada função de flutuação pelo método dos mínimos quadrados, são superiores a 0,5, indicando a existência de correlações persistentes a longo prazo. Dentre as variáveis climáticas, umidade e temperatura máxima mostraram a persistência mais forte (maior valor do expoente α) do que precipitação e velocidade de vento (menor valor do expoente α).

Todas as variáveis climáticas são mais persistentes no bioma Caatinga e menos persistentes no bioma Mata Atlântica. A variável Umidade é a variável climática mais persistente em todos os biomas, em que a persistência é mais forte nos biomas Caatinga e Amazônia do que nos biomas Cerrado e Mata Atlântica. A variável Temperatura máxima também apresentou persistência forte, sendo mais forte nos biomas Caatinga e Amazônia do que nos biomas Cerrado e Mata Atlântica.

Entre as variáveis climáticas, a variável Velocidade do Vento mostrou menor persistência nos biomas Mata Atlântica, Cerrado e Amazonia, enquanto em Caatinga, a Precipitação foi a variável climática menos persistente.

Figura 12 - Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Amazônia.

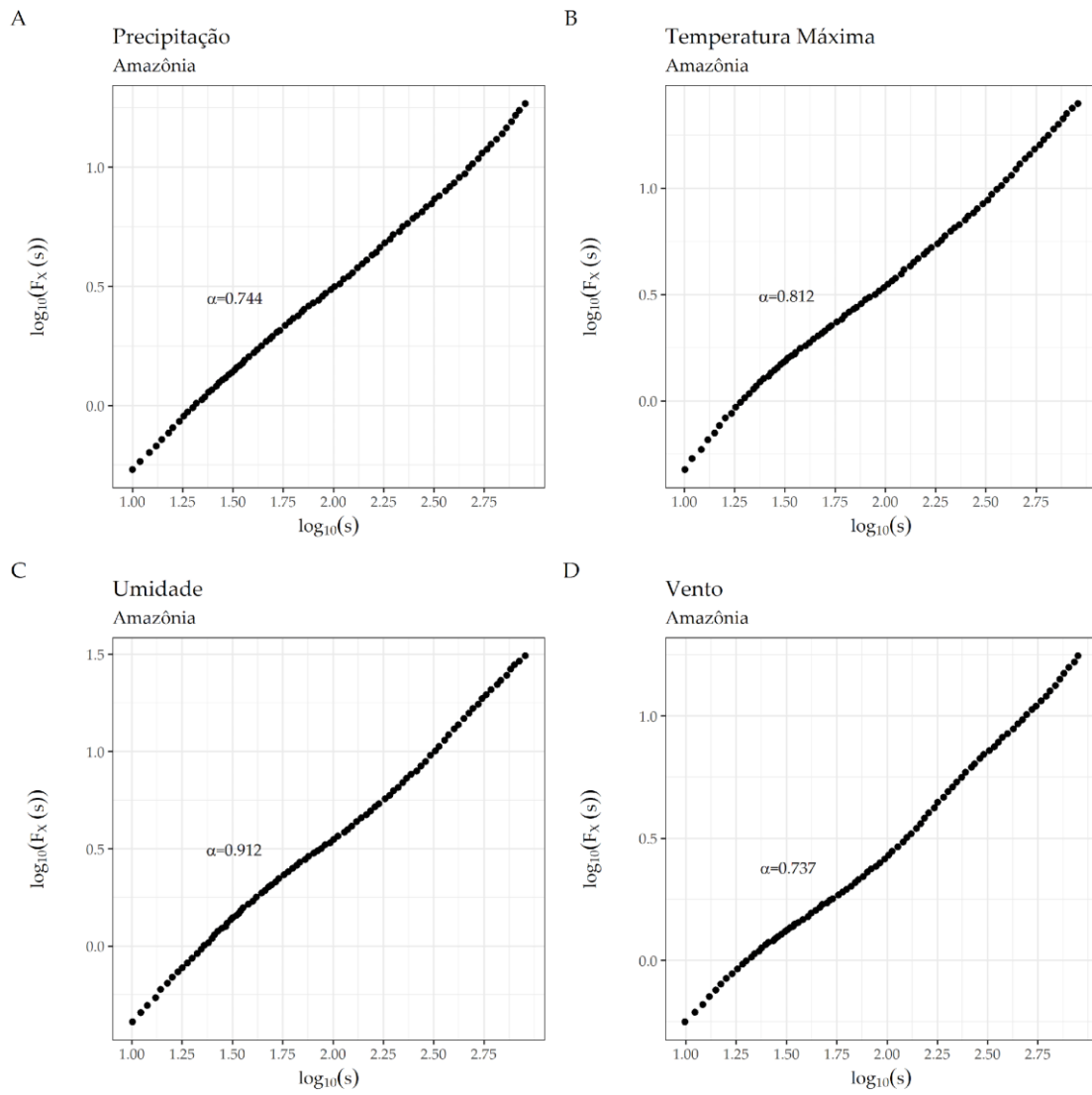


Figura 13 - Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Caatinga.

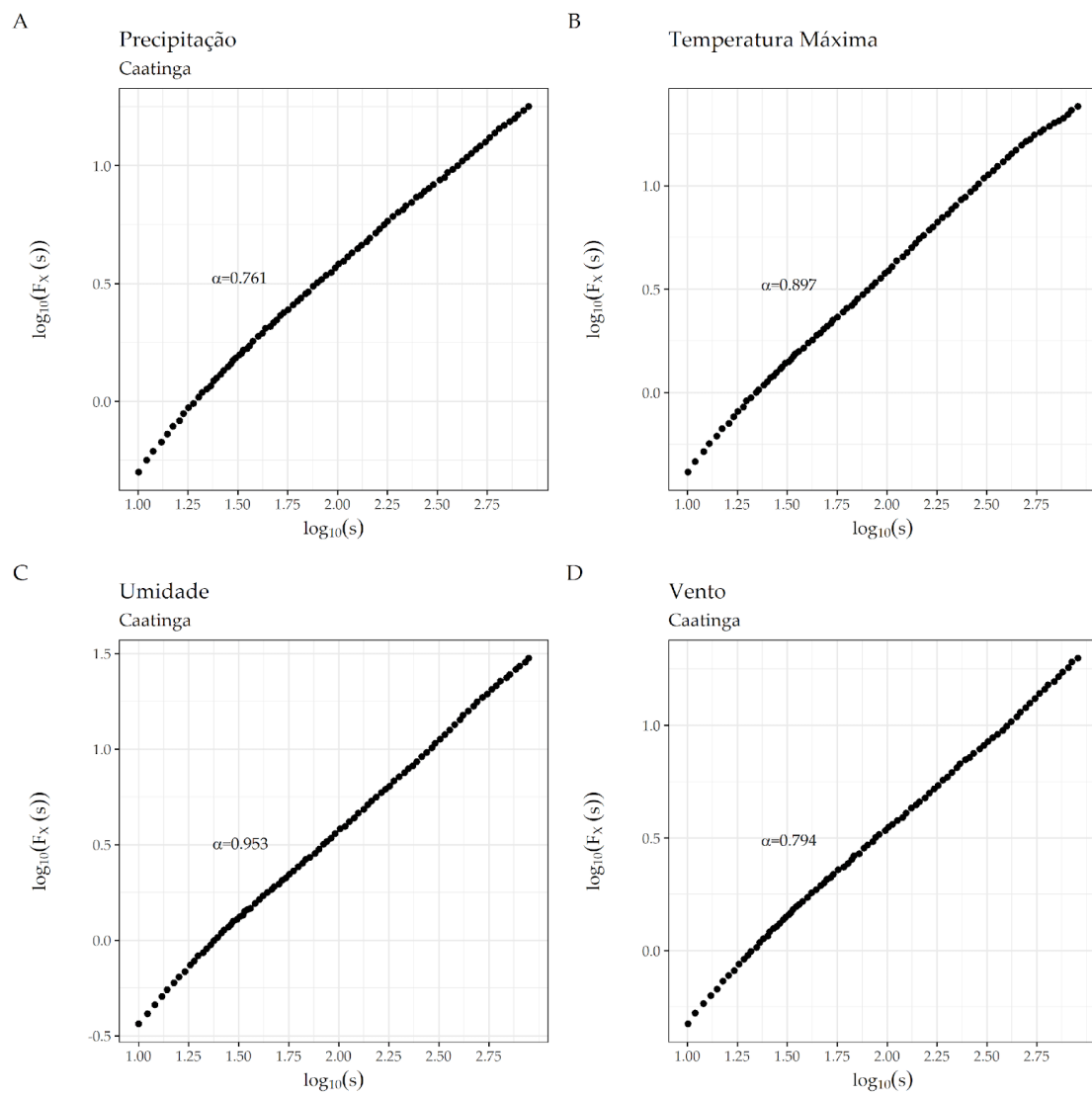


Figura 14 - Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Cerrado.

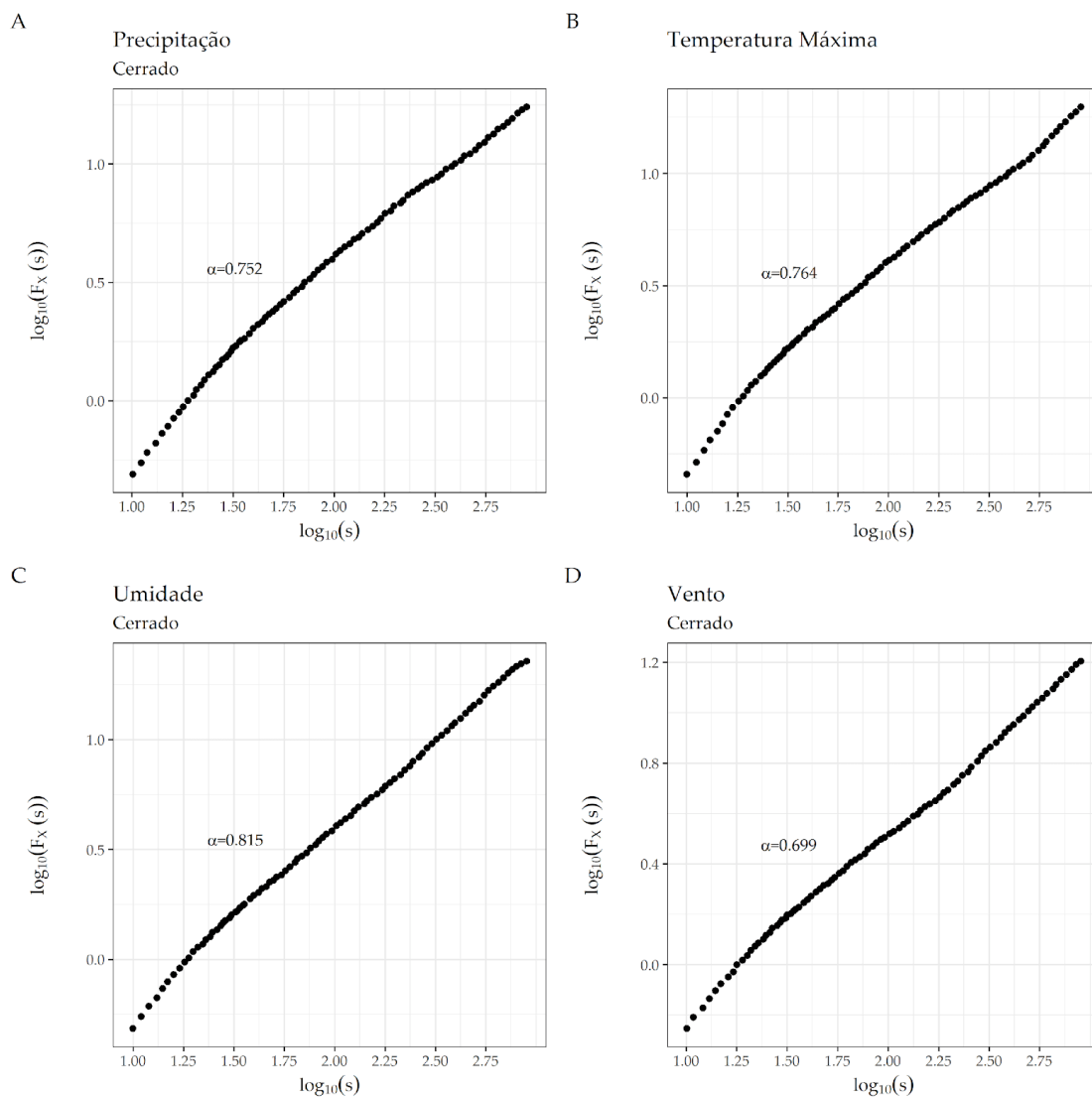
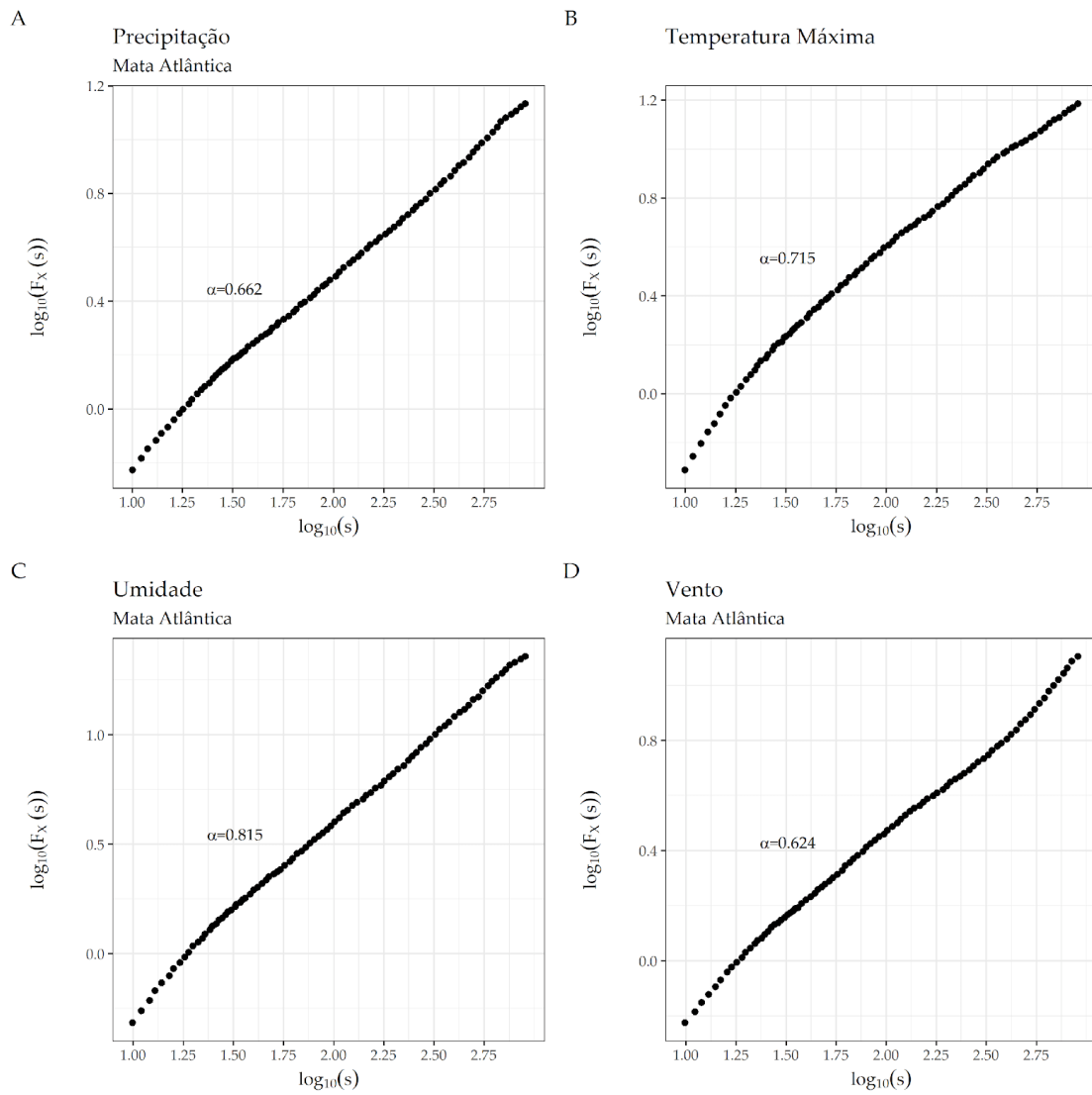


Figura 15 - Análise DFA das séries de anomalias de variáveis climáticas no bioma Mata Atlântica.



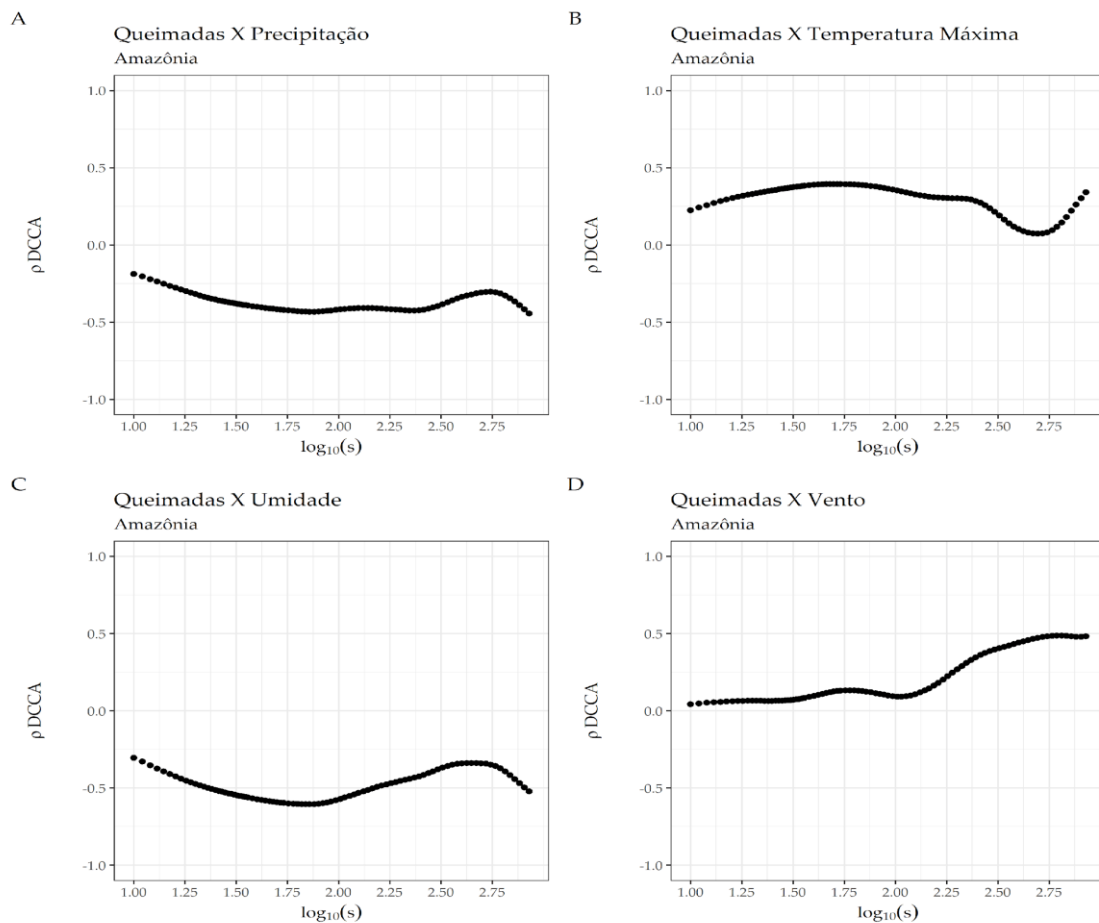
5.2 Detrended cross-correlation coefficient

A metodologia *Detrended Cross-Correlation Coefficient* (ρ_{DCCA}) foi aplicada nas séries temporais de anomalias diárias de queimadas e as variáveis climáticas (temperatura, umidade, velocidade do vento e precipitação) para os biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica.

Bioma Amazônia

Os coeficientes de correlação DCCA das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas estão apresentados nas figuras 16(a) – 16(d). Observa-se uma correlação negativa ($\rho_{DCCA} < 0$), entre as variáveis queimadas e precipitação (Figura 16A) e queimadas e umidade relativa (Figura 16C), sendo mais forte para queimadas e umidade. Para ambas as variáveis, os valores dos coeficientes de correlação diminuem (correlação mais forte) até uma escala temporal de 75 dias ($\log(s) \sim 1,875$), quando começam a aumentar (correlações mais fracas). Para variável Umidade, isso acontece até uma escala temporal de 420 dias ($\log(s) \sim 2,625$) e na relação com a variável precipitação, o aumento dos valores do coeficiente de correlação começa na escala temporal de 240 dias ($\log(s) \sim 2,375$). As correlações se tornam mais fortes novamente (os valores de ρ_{DCCA} diminuem) a partir da escala temporal de 560 dias ($\log(s) \sim 2,75$) para variável precipitação, e 420 dias ($\log(s) \sim 2,625$) para variável umidade. As correlações entre as variáveis queimadas e temperatura máxima são positivas ($\rho_{DCCA} > 0$), aumentam com escala temporal, tornando-se mais forte nas escalas entre 40 dias ($\log(s) \sim 1,625$) e 75 dias ($\log(s) \sim 1,875$), quando os níveis começam a diminuir (correlação mais fraca), até uma escala temporal de 420 dias ($\log(s) \sim 2,625$). Nas escalas maiores, os valores começam a aumentar de novo (Figura 16B). A velocidade de vento também mostrou correlações positivas ($\rho_{DCCA} > 0$) com queimadas, mas muito fracas nas escalas temporais menores (Figura 16D). Com o aumento das escalas temporais, os níveis de correlação tendem a crescer, a partir de 100 dias ($\log(s) \sim 2$). Para escalas a partir de 560 dias ($\log(s) \sim 2,75$), a correlação entre as duas variáveis é a maior dentre as presentes no estudo.

Figura 16 – Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Amazônia.

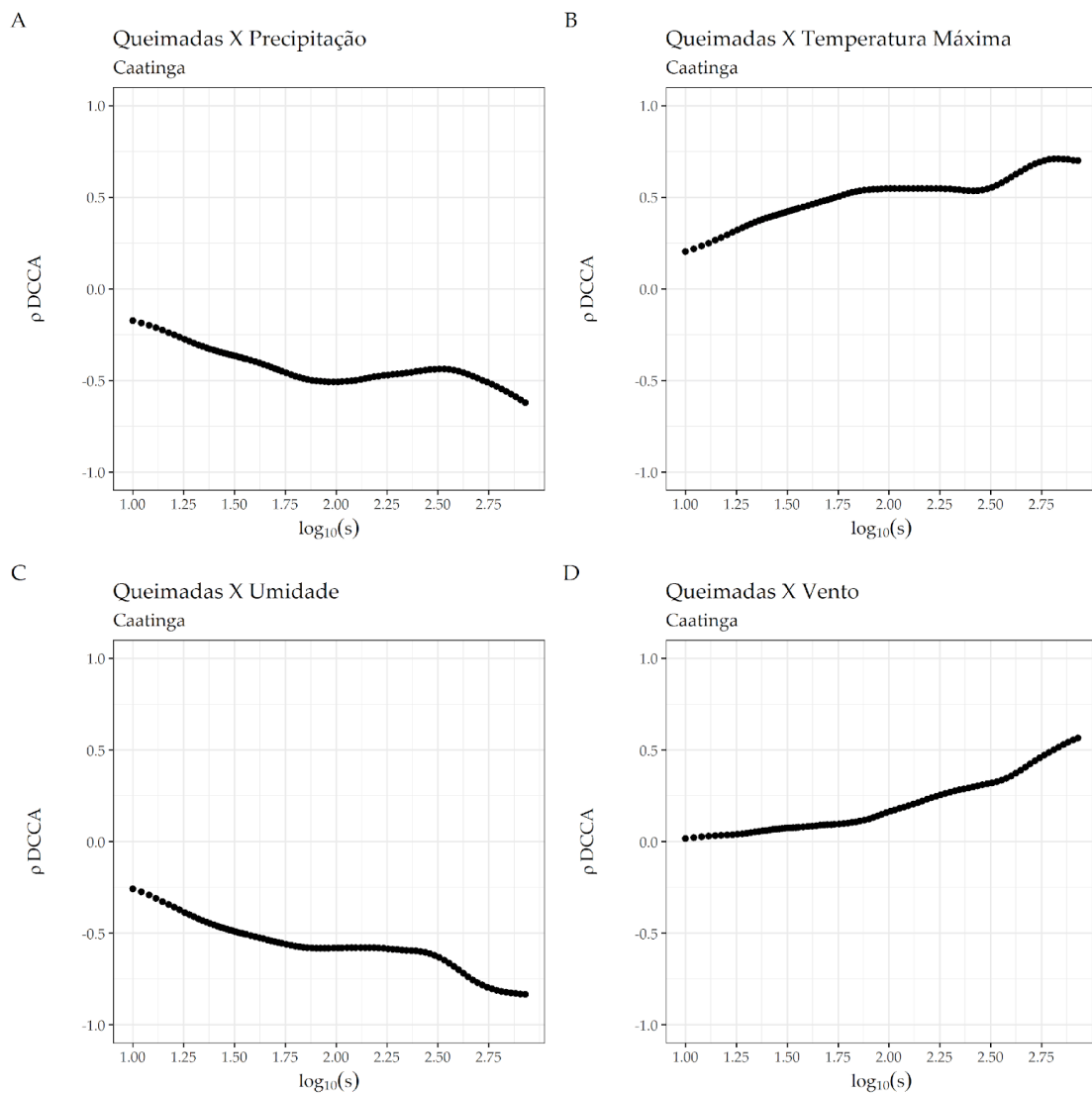


Bioma Caatinga

O coeficiente de correlação DCCA das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para esse bioma está apresentado nas figuras 17(A) – 17(D). Observa-se correlação negativa ($\rho_{DCCA} < 0$), entre queimadas e precipitação (Figura 17A) e queimadas e umidade relativa (Figura 17C), sendo mais forte entre queimadas e umidade. Para ambas as variáveis climáticas, os valores do coeficiente diminuem (correlação mais forte) até a escala temporal de 75 dias ($\log(s) \sim 1,875$). A partir desta escala os níveis das correlações são estáveis até escala temporal de 250 dias ($\log(s) \sim 2,4$) quando os valores de ρ_{DCCA} começam a diminuir de novo, atingindo os valores mínimas (correlações mais fortes) nas escalas temporais acima de 560 dias ($\log(s) \sim 2,75$). A correlação entre as queimadas e temperatura máxima é positiva ($\rho_{DCCA} > 0$), os valores dos coeficientes aumentam (correlação mais forte) até escala temporal de 75 dias

($\log(s) \sim 1,875$), e nas escalas maiores de 250 dias ($\log(s) \sim 2,4$). Nas escalas entre 75 dias e 250 dias, tem valor constante. A correlação é mais forte nas escalas temporais maiores de 500 dias ($\log(s) \sim 2,75$) (Figura 17B). As correlações entre as queimadas e velocidade de vento são positivas ($\rho_{DCCA} > 0$), os níveis de correlação são muito fracos para pequenas escalas temporais e tendem a crescer (os valores de ρ_{DCCA} aumentam), a partir de escala de 100 dias ($\log(s) \sim 2$). Para escalas a partir de 250 dias ($\log(s) \sim 2,4$), a correlação entre as duas variáveis apresenta um crescimento nos níveis de correlação ainda mais acentuado.

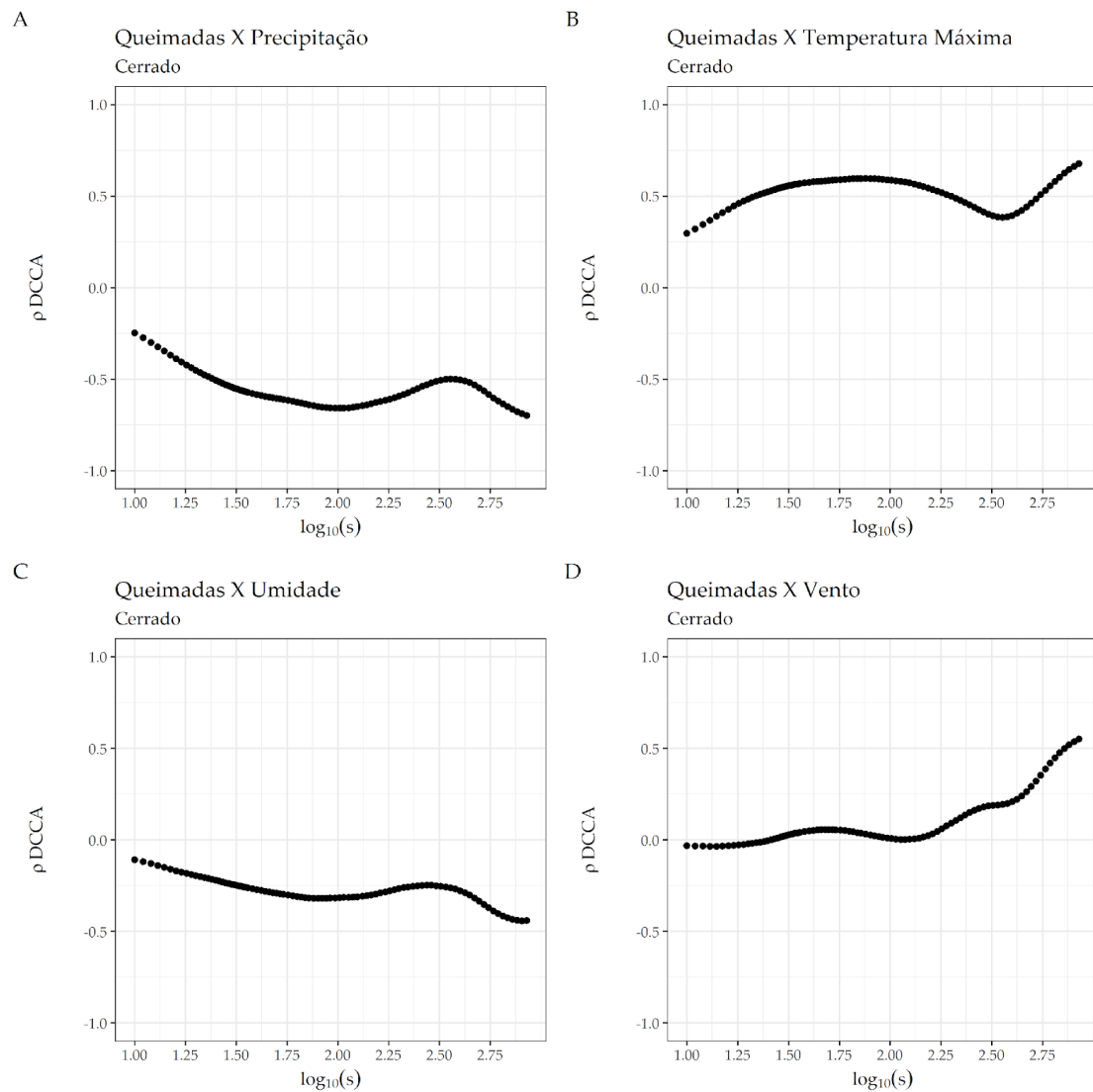
Figura 17 – Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Caatinga.



Bioma Cerrado

O coeficiente de correlação DCCA das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas está apresentado nas figuras 18(A) – 18(D). Observa-se correlação negativa ($\rho_{DCCA} < 0$) entre queimadas e precipitação (Figura 18A) e queimadas e umidade relativa (Figura 18C), sendo mais forte para precipitação. Para ambas as variáveis, o coeficiente mostra comportamento semelhante: os valores de ρ_{DCCA} diminuem (correlações mais forte) até uma escala temporal de 100 dias ($\log(s) \sim 2,0$) para precipitação e 75 dias ($\log(s) \sim 1,875$) para umidade; depois desta escala, os valores de ρ_{DCCA} aumentam (indicando as correlações mais fracas) até escala temporal de 400 dias ($\log(s) \sim 2,6$) para precipitação e até uma escala de 250 dias ($\log(s) \sim 2,4$) para umidade; nas escalas maiores, os valores de ρ_{DCCA} diminuem de novo, e as correlações se tornam mais forte na escala temporal de 750 dias ($\log(s) \sim 2,875$). As correlações entre as queimadas e temperatura máxima são positivas ($\rho_{DCCA} > 0$), são mais fortes nas escalas temporais entre 55 dias ($\log(s) \sim 1,75$) e 100 dias ($\log(s) \sim 2,0$) e para escalas maiores de 560 dias ($\log(s) \sim 2,75$) (Figura 18B). A velocidade de vento não mostrou as correlações com queimadas nas escalas temporais menores de 180 dias ($\log(s) \sim 2,25$). A partir dessa escala, as correlações positivas se tornam mais fortes ($\rho_{DCCA} > 0$). Para escalas a partir de 420 dias ($\log(s) \sim 2,625$), os níveis de correlação apresentam um crescimento ainda mais acentuado (Figura 18D).

Figura 18 – Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Cerrado.

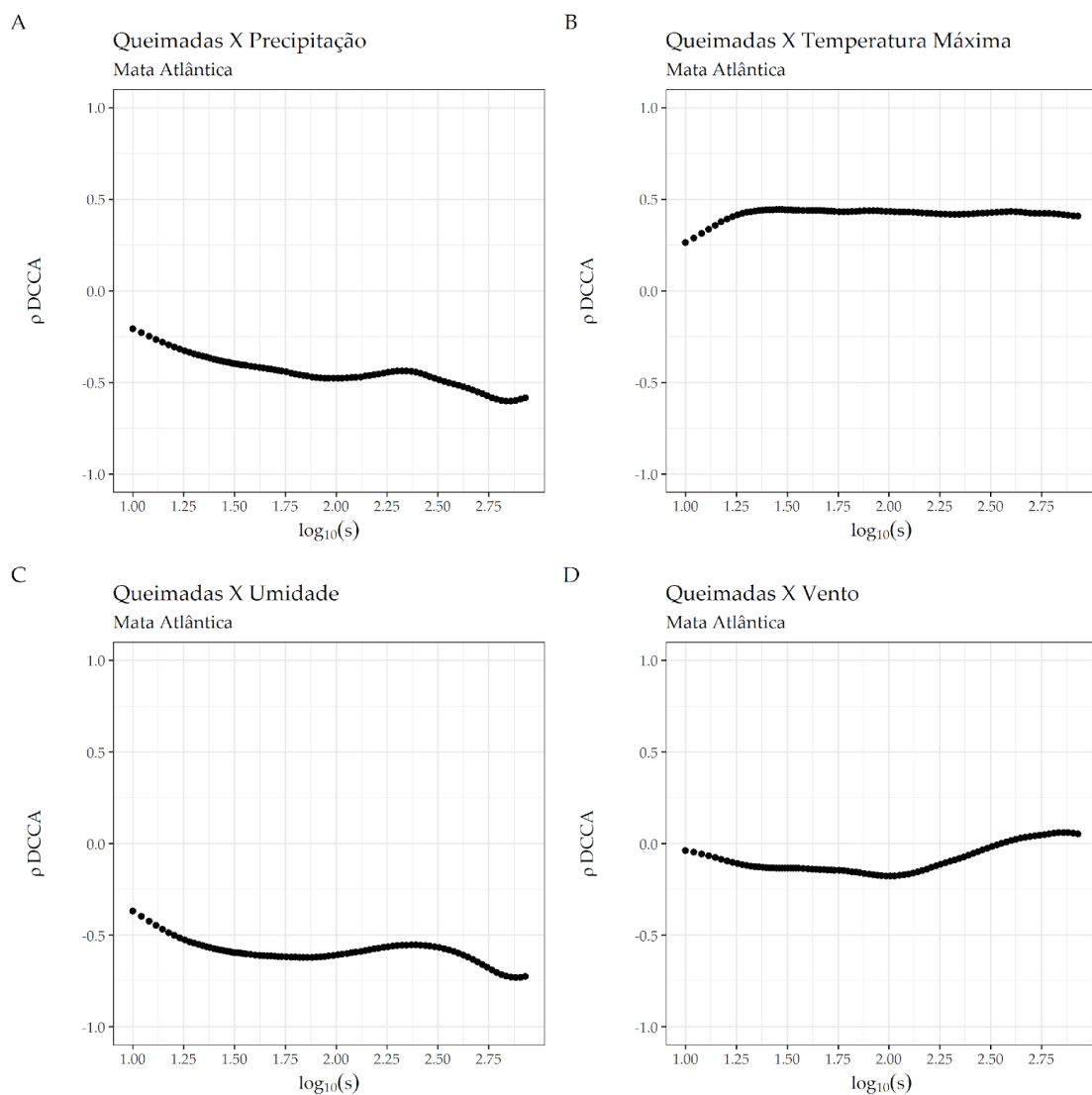


Bioma Mata Atlântica

O coeficiente de correlação DCCA das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas está apresentado nas figuras 19(A) – 19(D). Observa-se uma correlação negativa ($\rho_{DCCA} < 0$) entre queimadas e precipitação (Figura 19A) e queimadas e umidade relativa (Figura 19C), sendo mais forte para umidade. Os valores diminuem (correlações mais fortes) até a escala temporal de 100 dias ($\log(s) \sim 2,0$) para precipitação e 75 dias ($\log(s) \sim 1,875$) para umidade relativa. Depois destas escalas, para ambas as variáveis os valores aumentam indicando

as correlações mais fracas, até escala temporal de 240 dias ($\log(s) \sim 2,375$), quando começam a diminuir de novo atingindo valores mínimas (correlação mais forte) nas escalas temporais maiores de 560 dias ($\log(s) \sim 2,75$). As correlações entre as queimadas e temperatura máxima são positivas ($\rho_{DCCA} > 0$), os valores de ρ_{DCCA} aumentam (indicando as correlações mais forte) até a escala temporal de 20 dias ($\log(s) \sim 1,3$) e depois se mantem estáveis (Figura 19B). A velocidade de vento mostrou as correlações negativas fracas com queimadas ($\rho_{DCCA} < 0$) para escalas temporais até 320 dias ($\log(s) \sim n=2,5$) (Figura 19D).

Figura 19 – Coeficientes de correlação cruzadas das séries de anomalias de queimadas e variáveis climáticas para o bioma Mata Atlântica.



5.3 Discussão

Comparando as correlações cruzadas (valores de coeficiente) entre as séries temporais das queimadas e variáveis climáticas para quatro dos principais biomas Brasileiros (Amazonia, Caatinga, Cerrado e Mata Atlântica), observa-se comportamento semelhante para todos os biomas. As correlações entre queimadas e precipitação e entre queimadas e umidade são negativas ($\rho_{DCCA} < 0$), sendo mais forte para umidade nos biomas Amazonia, Caatinga e Mata Atlântica, enquanto no bioma Cerrado, as correlações são mais fortes entre queimadas e precipitação. As correlações positivas ($\rho_{DCCA} > 0$) observam-se entre queimadas e temperatura máxima nas todas as escalas temporais e entre queimadas e velocidade de vento nas maiores escalas temporais, sendo mais forte para temperatura máxima. A exceção é o bioma Mata Atlântica para qual as correlações entre as queimadas e velocidade de vento são negativas.

Estes resultados estão de acordo com os resultados de outros trabalhos científicos em quais se usaram os métodos estatísticos. Recentemente, Barbosa et al. (2021) investigaram a dinâmica de queimadas na Amazônia Legal e encontraram (utilizando o coeficiente de correlação Spearman) que queimadas foram positivamente correlacionadas com temperatura e velocidade do vento e negativamente correlacionadas com umidade relativa e precipitação. Os resultados obtidos com ρ_{DCCA} mostraram qualitativamente mesma relação entre as queimadas e variáveis climáticas, além disso providenciaram uma informação mais detalhada, analisando as correlações cruzadas nas múltiplas escalas do tempo. MATAVELI et al. (2017) encontraram correlação negativa entre as series de queimadas (dados de focos de calor de satélite AQUA_M-T) e precipitação (dados de satélite TRMM) no bioma Cerrado (estado Maranhão) para o período 2002-2015. SOUTO, FREITAS, MARTINS (2021) analisaram as correlações entre os focos de calor (dados de satélite AQUA_M-T) e variáveis meteorológicas (dados de reanálise ERA5), no estado Minas Gerais, com a cobertura vegetal dos biomas Mata Atlântica e Cerrado, para o período 2015-2019 e encontraram que as queimadas (focos de calor) mostraram correlação predominante negativa com precipitação e umidade do ar e predominante positiva com temperatura do ar e velocidade do vento. VOLPATO et al. (2023)

analisaram a ocorrência de focos de calor (dados de satélite AQUA_M-T) no estado Mato Grosso (biomas Amazonia e Cerrado) e relação com variáveis climáticas (dados de BR-DWGD) no período 2001-2015. Os resultados mostraram correlação negativa com precipitação e umidade e correlação positiva com temperatura do ar e velocidade do vento. MARTINS et al. (2024) usaram Geographically Weighted Regression (GWR) para analisar os fatores que influem a ocorrência das queimadas (área queimada estimada processando imagens LANDSAT com resolução espacial de 30 m) em bioma Caatinga para o período 1985-2022. Os resultados mostraram que os fatores causadores do fogo na Caatinga estavam predominantemente relacionados a características ambientais, principalmente temperatura do ar (correlação positiva) e precipitação (correlação negativa), considerando dados climáticos ERA5-land durante a estação seca.

6 Conclusão

O presente estudo analisou as correlações de longo prazo para séries diárias de queimadas e variáveis climáticas nos principais biomas Brasileiros entre os anos de 2002 e 2022.

Por meio da técnica de *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), pôde-se observar que os expoentes DFA apresentarem valores superiores a 0,5, para todas as séries analisadas (queimadas e variáveis climáticas), indicando que estas séries possuem correlações persistentes de longo prazo. Tais resultados apontam para uma tendência que os aumentos e diminuições que ocorrerem venham a ser acompanhados por outros eventos semelhantes. Entre os biomas, Amazônia apresentou a persistência das queimadas mais forte, enquanto a persistência mais fraca foi observada na Mata Atlântica. Para todos os biomas, umidade e temperatura máxima mostraram a persistência mais forte do que precipitação e velocidade de vento. Todas as variáveis climáticas são mais persistentes em Caatinga e menos persistentes em Mata Atlântica.

Alem disso, foram explorados os níveis de correlação cruzada entre as queimadas e as variáveis climáticas (precipitação, temperatura máxima, umidade e velocidade do vento), por meio dos coeficientes da técnica *Detrended Cross Correlation Analysis* (DCCA), que revelou uma correlação mais forte entre queimadas e umidade.

Os coeficientes de correlação DCCA apontam correlação positiva entre queimadas e as variáveis climáticas temperatura máxima e velocidade do vento, e correlação negativa entre as queimadas e precipitação e queimadas e umidade para os biomas Amazônia, Caatinga e Cerrado. O bioma Mata Atlântica apresentou uma correlação positiva entre as queimadas e a variável temperatura máxima, e correlação negativa para as demais variáveis. Isso reforça a necessidade de um estudo do comportamento das queimadas separado para cada bioma brasileiro.

Este estudo visa, através de técnicas de análise de sistemas complexos (com origem na física estatística), proporcionar novas perspectivas sobre a correlação temporal dos focos de calor, bem como a sua interação com outros

elementos da natureza, corroborando para que a população possua uma compreensão mais abrangente do fenômeno.

Os trabalhos futuros podem incluir outros métodos como método de correlação cruzada multifractal (KWAPIEŃ; OŚWIECIMKA; DROŹDŹ, 2015), métodos baseados na teoria de informação como Cross-Sample Entropy (RICHMAN; MOORMAN, 2000) e métodos de redes complexas como Cross recurrence plot (MARWAN; THIEL; NOWACZYK, 2002) e multivariate visibility graph (LACASA; NICOSIA; LATORA, 2015). Também poderia ser aplicada regressão fractal (KRISTOUFEK, 2015) (DE CARVALHO BARRETO et al., 2021) entre as séries temporais de queimadas e variáveis climáticas.

7 Referências

- ALENCAR, A.; ASNER, G. P.; KNAPP, D.; ZARIN, D. **Temporal variability of forest fires in eastern Amazonia**. *Ecological Applications*, 2011.
- ALVES, G. B. M.; LOVERDE-OLIVEIRA, S. M. **Uso do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) para análise da distribuição e vigor da vegetação no pantanal norte**. *Londrina: Geografia*. V. 29, p. 175-190, 2020.
- BAÏLE, R.; MUZY, J. F.; SILVANI, X. **Multifractal point processes and the spatial distribution of wildfires in French Mediterranean regions**. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2021.
- BARBOSA, M. L. F.; DELGADO, R. C.; DE ANDRADE, C. F.; TEODORO, P. E.; JUNIOR, C. A. S.; WANDERLEY, H. S.; CAPRISTO-SILVA, G. F. **Recent trends in the fire dynamics in Brazilian Legal Amazon: Interaction between the ENSO phenomenon, climate and land use**. *Environmental Development*, 2021.
- BASSINGTHWAIGHTE, J. B.; LIEBOVITCH, L. S.; WEST, B. J. **Fractal physiology**. Springer, 2013.
- BAYMA, A. P.; AMARAL, A.; BARBOSA, B.; OLIVEIRA, C. M. S.; MIRANDA, C. H. B.; PERINA, D. D. P.; Carvalho, V. et al. **Biodiversidade**. 2022.
- BOWMAN, D. M.; BALCH, J.; ARTAXO, P.; BOND, W. J.; COCHRANE, M. A.; D'ANTONIO, C. M.; SWETNAM, T. W. et al. **The human dimension of fire regimes on Earth**. *Journal of biogeography*, v 38, 2011.
- BRITO, A. D. A.; ARAÚJO, H. A. D.; ZEBENDE, G. F. et al. **Detrended multiple cross-correlation coefficient applied to solar radiation, air temperature and relative humidity**. *Scientific reports*, v 9, 2019.
- BUAINAIN, A. M.; FAVARETO, A.; CONTINI, E.; CHAVES, F. T.; HENZ, G. P.; GARCIA, J.; NOGUEIRA, V. D. C. et al. **Desafios para agricultura nos biomas brasileiros**. 2020.
- BUTT, E. W.; CONIBEAR, L.; REDDINGTON, C. L.; DARBYSHIRE, E.; MORGAN, W. T.; COE, H.; SPRACKLEN, D. V. et al. **Large air quality and**

human health impacts due to Amazon forest and vegetation fires. Environmental Research Communications, 2020.

CANO-CRESPO, A.; TRAXL, D.; THONICKE, K. **Spatio-temporal patterns of extreme fires in Amazonian forests.** The European Physical Journal Special Topics, 2021.

CAO, G.; ZHANG, M. **Extreme values in the Chinese and American stock markets based on detrended fluctuation analysis.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2015

CARIC, G. S.; ROCHA, G. F.; BELÉM, F. L.; ARAÚJO, F. M. D. **Desmatamentos e queimadas no estado do Amapá entre os anos de 2001 e 2019.** Revue franco-brésilienne de géographie/Revista franco-brasileira de geografia, 2022.

CASCIO, W. E. **Wildland fire smoke and human health.** Science of the total environment, 2018.

CERQUEIRA, A. F.; BENCHIMOL, M.; SOUSA-SANTOS, C.; BEZERRA, I. M.; DOS SANTOS, M. S.; DALMOLIN, Â. C.; MIELKE, M. S. et al. **Tendências e lacunas na literatura sobre palmeiras nativas da Mata Atlântica Brasileira.** Austral Ecology. 2024.

COSTA, V. P. P.; HOLANDA, A. C.; COSTA, M. P.; LOPES-NUNES, A. L. S. **Estrutura da vegetação como indicador de distúrbio e resiliência em Unidade de Conservação na Mata Atlântica.** Scientia Forestalis, 2022.

DA SILVA JUNIOR, C. A.; TEODORO, P. E.; DELGADO, R. C.; TEODORO, L. P. R.; LIMA, M.; DE ANDRÉA PANTALEÃO, A.; FACCO, C. U. et al. **Persistent fire foci in all biomes undermine the Paris Agreement in Brazil.** Scientific Reports, pg 1-14, 2020.

DATTA, A.; KRISHNAMOORTI, R. **Understanding the Greenhouse Gas Impact of Deforestation Fires in Indonesia and Brazil in 2019 and 2020.** Frontiers in Climate, 2022.

DE ARAÚJO VORMITTAG, E. D. M.; NETO, H. W.; CAMARGO, C. A.; SCHOBA, E.; LEMOS, L. L.; PIRES–UFAC, G.; FLORES–UFAC, W. et al. **Instituto Saúde e Sustentabilidade**. 2021.

DE BENICIO, R. B.; STOŠIĆ, T.; DE FIGUEIRÊDO, P. H.; STOŠIĆ, B. D. **Multifractal behavior of wild-land and forest fire time series in Brazil**. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2013.

DE CARVALHO BARRETO, I. D.; DORE, L. H.; STOSIC, T.; STOSIC, B. D. **Extending DFA-based multiple linear regression inference: Application to acoustic impedance models**. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2021.

DE LIMA, N. F.; FERNANDES, L. H.; JALE, J. S.; DE MATTOS NETO, P. S.; STOŠIĆ, T.; STOŠIĆ, B.; FERREIRA, T. A. **Long-term correlations and cross-correlations in ibovespa and constituent companies**. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018.

DE OLIVEIRA, A. S.; RAJÃO, R. G.; SOARES FILHO, B. S.; OLIVEIRA, U.; SANTOS, L. R.; ASSUNÇÃO, A. C.; DE LIMA, L. S. **Economic losses to sustainable timber production by fire in the Brazilian Amazon**. *The Geographical Journal*, 2019.

DE OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; SHAH, M.; ABBAS, A.; CORREIA FILHO, W. L. F.; DA SILVA JUNIOR, C. A.; DE BARROS SANTIAGO, D.; ATTIA, E. A. **Spatiotemporal analysis of fire foci and environmental degradation in the biomes of Northeastern Brazil**. *Sustainability*, 2022.

DE OLIVEIRA, M. T.; CASSOL, H. L. G.; GANEM, K. A.; DUTRA, A. C.; PRIETO, J. D.; ARAI, E.; SHIMABUKURO, Y. E. **Mapeamento da vegetação do cerrado—uma revisão das iniciativas de sensoriamento remoto**. *Revista Brasileira de Cartografia*, 2020.

DEPOUNTIS, N.; MICHALOPOULOU, M.; KAVOURA, K.; NIKOLAKOPOULOS, K.; SABATAKAKIS, N. **Estimating soil erosion rate changes in areas affected by wildfires**. *ISPRS international journal of geo-information*, 2020.

DIAS, J. C.; DIAS, J. C.; GONÇALVES, J. A. B.; COLAMARIA, G. F. **Emissões Atmosféricas provenientes de Incêndios com Derivados de Petróleo e sua contribuição para o efeito estufa**. Latin American Journal of Development, 2021.

DONG, X.; LI, G.; JIA, Y.; LI, B.; HE, K. **Non-iterative denoising algorithm for mechanical vibration signal using spectral graph wavelet transform and detrended fluctuation analysis**. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021.

DOS REIS, M.; DE ALENCASTRO GRAÇA, P. M. L.; YANAI, A. M.; RAMOS, C. J. P.; FEARNSTIDE, P. M. **Forest fires and deforestation in the central Amazon: Effects of landscape and climate on spatial and temporal dynamics**. Journal of Environmental Management, 2021.

DOS SANTOS, G. L.; PEREIRA, M. G.; DELGADO, R. C.; MAGISTRALI, I. C.; DA SILVA, C. G.; DE OLIVEIRA, C. M. M.; DA SILVA, T. P. **Degradation of the Brazilian Cerrado: Interactions with human disturbance and environmental variables**. Forest Ecology and Management, 2021.

DOS SANTOS, J. F. C.; GLERIANI, J. M.; VELLOSO, S. G. S.; DE SOUZA, G. S. A.; DO AMARAL, C. H.; TORRES, F. T. P.; DOS REIS, M. **Wildfires as a major challenge for natural regeneration in Atlantic Forest**. Science of The Total Environment, 2019.

DOS SANTOS, W. R.; DE SOUZA, L. S. B.; PACHECO, A. N.; DA ROSA, A. M.; JARDIM, F.; DA SILVA, T. G. F. **Eficiência do Uso da Água para Espécies da Caatinga: uma Revisão Para o Período de 2009-2019**. Revista Brasileira de Geografia Física, 2021.

FAGUNDES, R.; DA CRUZ TEIXEIRA, N.; MARCÍLIO, N. D. S. A.; DE MORAIS DANELICHEN, V. H. **Distribuição de focos de calor na bacia hidrográfica do rio Coxipó, no município de Cuiabá (Mato Grosso)**. Tecnologia e Ambiente, 2022.

FEDER, J. **Fractals**. Springer Science & Business Media. 2013.

FENG, X.; MEROW, C.; LIU, Z.; PARK, D. S.; ROEHRDANZ, P. R.; MAITNER, B.; ENQUIST, B. J. **How deregulation, drought and increasing fire impact Amazonian biodiversity**. Nature, pg 516-521, 2021.

FREZZA, M.; BIANCHI, S.; PIANESE, A. **Fractal analysis of market (in) efficiency during the COVID-19**. Finance Research Letters, 2021.

GANEM, K. A.; DUTRA, A. C.; DE OLIVEIRA, M. T.; DE FREITAS, R. M.; CRISTINA, R. **Mapeamento da vegetação da caatinga a partir de dados ópticos de observação da terra—oportunidades e desafios**. Revista Brasileira de Cartografia, 72(esp.), pg 829-854, 2020.

HANTSON, S.; ARNETH, A.; HARRISON, S. P.; KELLEY, D. I.; PRENTICE, I. C.; RABIN, S. S.; YUE, C. **The status and challenge of global fire modelling**. Biogeosciences, 2016.

HELENO, M.; DE FÁTIMA MARCÍLIO, M.; CASTRO, G. **O Aumento Das Queimadas Em Relação À Flora E Fauna Na Região Sul De Minas**. 15º Jornada Científica E Tecnológica E 12 º Simpósio De Pós-Graduação Do Ifsuldeminas, 2022.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2023. Disponível em <<https://educa.ibge.gov.br/jovens/conheca-o-brasil/territorio/18307-biomas-brasileiros.html>>

JACOBI, P. R.; GRANDISOLI, E.; LAUDA-RODRÍGUEZ, Z. L.; MILZ, B. **O que indicam os incêndios na Austrália-Reflexões sobre seus alcances**. Ambiente & Sociedade, 2020.

JÚNIOR, P. A. P.; DA COSTA ESCARELA, V. A.; ALVES, R. S.; BARBOZA, T. O. C.; DE OLIVEIRA MATOSO, A. **Manejo Agroecológico de Pragas**. Cadernos de Agroecologia, 2022.

KANEVSKI, M.; PEREIRA, M. G. **Local fractality: The case of forest fires in Portugal**. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, p. 400-410, 2017.

KANTELHARDT, J. W. **Fractal and multifractal time series**. In Meyers, R. A. **Encyclopedia of Complexity and Systems Science**. Springer, Berlin, vol. LXXX, p. 3754–3778, 2009.

KANTELHARDT, J. W.; KOSCIELNY-BUNDE, E.; REGO, H. H. A.; HAVLIN, S.; BUNDE, A. **Detecting long-range correlations with detrended**

fluctuation analysis. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 295, n. 3-4, p. 441-454, 2001.

KANTELHARDT, J. W.; KOSCIELNY-BUNDE, E.; RYBSKI, D.; BRAUN, P.; BUNDE, A.; HAVLIN, S. **Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records.** Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2006.

KATO, A.; THAU, D.; HUDAK, A. T.; MEIGS, G. W.; MOSKAL, L. M. **Quantifying fire trends in boreal forests with Landsat time series and self-organized criticality.** Remote Sensing of Environment, 2020.

KIM, T.; HWANG, S.; CHOI, J. **Characteristics of spatiotemporal changes in the occurrence of forest fires.** Remote Sensing, 2021.

KRISTOUFEK, L. **Detrended fluctuation analysis as a regression framework: Estimating dependence at different scales.** Physical Review E, 2015.

KWAPIEŃ, J.; OŚWIECIMKA, P.; DROŹDŹ, S. **Detrended fluctuation analysis made flexible to detect range of cross-correlated fluctuations.** Physical Review E, 2015.

LACASA, L.; NICOSIA, V.; LATORA, V. **Network structure of multivariate time series.** Scientific reports, 2015.

LI, S.; BANERJEE, T. **Spatial and temporal pattern of wildfires in California from 2000 to 2019.** Scientific reports, 2021.

LIU, W.; CHEN, W.; ZHANG, Z. **A novel fault diagnosis approach for rolling bearing based on high-order synchrosqueezing transform and detrended fluctuation analysis.** IEEE Access, 2020.

LI, X.; LANORTE, A.; LASAPONARA, R.; LOVALLO, M.; SONG, W.; TELESKA, L. **Fisher–Shannon and detrended fluctuation analysis of MODIS normalized difference vegetation index (NDVI) time series of fire-affected and fire-unaffected pixels.** Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2017.

LØVSLETTEN, O. **Consistency of detrended fluctuation analysis.** Physical Review e, v. 96, n. 1, 2017.

LU, J.; ZHOU, T.; LI, B.; WU, C. **Scale analysis and correlation study of wildfire and the meteorological factors that influence.** Mathematical Problems in Engineering, 2018.

MANDELBROT, B. B.; MANDELBROT, B. B. **The fractal geometry of nature.** New York: WH freeman, v. 1, p. 25-74. 1982.

MARINHO, E. B. S.; SOUSA, A. M. Y. R.; ANDRADE, R. F. S. **Using detrended cross-correlation analysis in geophysical data.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013.

MARTINS, S. F. S.; DOS SANTOS, A. M.; DA SILVA, C. F. A.; RUDKE, A. P.; ALVARADO, S. T.; DA SILVA MELO, J. L. **The drivers of fire in the Caatinga Biome in Brazil.** Forest Ecology and Management, 2024.

MARWAN, N.; THIEL, M.; NOWACZYK, N. R. **Cross recurrence plot based synchronization of time series.** Nonlinear processes in Geophysics, 2002.

MATAVELI, G. A. V.; SILVA, M. E. S.; PEREIRA, G.; KAWAKUBO, F. S.; BERTANI, G.; OLIVEIRA, B. S. **Análise das queimadas e da precipitação em áreas de Cerrado do Maranhão a partir de dados do sensor MODIS e do satélite TRMM para o período 2002-2015.** Boletim Paulista de Geografia, 2017.

MA, Y.; SHI, W.; PENG, C. K.; YANG, A. C. **Nonlinear dynamical analysis of sleep electroencephalography using fractal and entropy approaches.** Sleep medicine reviews, v. 37, p. 85-93, 2018.

MEIRA CASTRO, A. C.; NUNES, A.; SOUSA, A.; LOURENÇO, L. **Mapping the causes of forest fires in portugal by clustering analysis.** Geosciences, 2020.

MORET, M. A.; ZEBENDE, G. F.; NOGUEIRA JR, E.; PEREIRA, M. G. **Fluctuation analysis of stellar x-ray binary systems.** Physical Review E, 2003.

NAKATA, A.; KANEKO, M.; TAKI, C.; EVANS, N.; SHIGEMATSU, T.; KIMURA, T.; KIYONO, K. **Assessment of long-range cross-correlations in cardiorespiratory and cardiovascular interactions.** Philosophical Transactions of the Royal Society A, 2021.

OKORIE, D. I.; LIN, B. **Stock markets and the COVID-19 fractal contagion effects.** Finance Research Letters, 2021.

PAVLOV, A. N.; DUBROVSKY, A. I.; KORONOVSKII JR, A. A.; PAVLOVA, O. N.; SEMYACHKINA-GLUSHKOVSKAYA, O. V.; KURTHS, J. **Extended detrended fluctuation analysis of sound-induced changes in brain electrical activity.** Chaos, Solitons & Fractals, 2020.

PENG, C.-K; BULDYREV, S. V.; HAVLIN, S.; SIMONS, M.; STANLEY, H. E.; GOLDBERGER, A. L. **Mosaic organization of DNA nucleotides.** Physical Review, v. 49, n. 2, p. 1685-1689, 1994.

PERESTRELO, S.; GRÁCIO, M. C.; RIBEIRO, N. A.; LOPES, L. M. **Modelling forest fires using complex networks.** Mathematical and Computational Applications, 2021.

PETERS, E. E. **Fractal structure in the capital markets.** Financial Analysts Journal, v. 45(4), p. 32-37, 1989.

PHILLIPS, C. A.; ROGERS, B. M.; ELDER, M.; COOPERDOCK, S.; MOUBARAK, M.; RANDERSON, J. T.; FRUMHOFF, P. C. **Escalating carbon emissions from North American boreal forest wildfires and the climate mitigation potential of fire management.** Science advances, 2022.

PIVELLO, V. R.; VIEIRA, I.; CHRISTIANINI, A. V.; RIBEIRO, D. B.; DA SILVA MENEZES, L.; BERLINCK, C. N.; OVERBECK, G. E. **Understanding Brazil's catastrophic fires: Causes, consequences and policy needed to prevent future tragedies.** Perspectives in Ecology and Conservation, v. 19(3), p. 233-255, 2021.

PODOBNIK, B.; Stanley, H. E. **Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series.** Physical Review Letters, v. 100, 2008.

QIN, Y.; XIAO, X.; WIGNERON, J. P.; CIAIS, P.; CANADELL, J. G.; BRANDT, M.; MOORE III, B. **Large loss and rapid recovery of vegetation cover and aboveground biomass over forest areas in Australia during 2019–2020.** Remote Sensing of Environment, 2022.

RAVI, D. K.; MARMELAT, V.; TAYLOR, W. R.; NEWELL, K. M.; STERGIOU, N.; SINGH, N. B. **Assessing the temporal organization of walking variability: a systematic review and consensus guidelines on detrended fluctuation analysis.** Frontiers in physiology, 2020.

REBOREDO, J. C.; RIVERA-CASTRO, M. A.; ZEBENDE, G. F. **Oil and US dollar exchange rate dependence: A detrended cross-correlation approach.** Energy Economics, v. 42, p. 132-139, 2014.

RICHMAN, J. S.; MOORMAN, J. R. **Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy.** American journal of physiology-heart and circulatory physiology, 2000.

RIBEIRO, C. L.; DE PAULA, J. A. M.; DE CASTRO PEIXOTO, J. **Propriedades farmacológicas de espécies dos gêneros: Myrcia, Eugenia e Psidium–Myrtaceae-, típicas do Cerrado: Uma revisão de escopo.** Research, Society and Development, 2022.

ROCHA, M. I. S., & NASCIMENTO, D. T. F. **Distribuição espaço-temporal das queimadas no bioma Cerrado (1999/2018) e sua ocorrência conforme os diferentes tipos de cobertura e uso do solo.** Revista Brasileira de Geografia Física, v. 14(3), p. 1220-1235, 2021.

SAHILA, A., ZEKRI, N., CLERC, J. P., KAISS, A., & SAHRAOUI, S. **Fractal analysis of wildfire pattern dynamics using a Small World Network model.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2021.

SALGADO RODRIGUES, B. **Estudo Dos Recursos Naturais Estratégicos Da Amazônia Sul-Americana: Um Mapeamento Para O Desenvolvimento.** Amazônia, Organizações e Sustentabilidade, 2020.

SERRÃO, M.; ALMEIDA, A.; CARESTIATO, A. **Sustentabilidade: uma questão de todos nós.** Editora Senac São Paulo. 2020.

SKORDAS, E. S.; CHRISTOPOULOS, S. R. G.; SARLIS, N. V. **Detrended fluctuation analysis of seismicity and order parameter fluctuations before the M7. 1 Ridgecrest earthquake.** *Natural Hazards*, v. 100, p. 697-711, 2020.

SONG, W.; WEICHENG, F.; BINGHONG, W.; JIANJUN, Z. **Self-organized criticality of forest fire in China.** *Ecological Modelling*, v. 145(1), p. 61-68, 2001.

SONODA, F. A.; DA SILVA, P. B. A.; RIBEIRO, L. R.; TOCANTINS, N.; TORRECILHA, S. **A efetividade das áreas protegidas na conservação das espécies de mamíferos do bioma Pantanal.** *Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi-Ciências Naturais*, v. 16(3), p. 371-440, 2021.

SOULIS, K. X.; GENERALI, K. A.; PAPADAKI, C.; THEODOROPOULOS, C.; PSOMIADIS, E. **Hydrological response of natural mediterranean watersheds to forest fires.** *Hydrology*, 2021.

SOUTO, C. A.; FREITAS, A.C.V.; MARTINS, G. **Influência das Condições Meteorológicas Atuais e Futuras na Ocorrência de Queimadas e Incêndios Florestais no Estado de Minas Gerais.** *Revista Brasileira de Geografia Física*, 2021.

SUKPITAK, J.; HENGPUNYA, V. **Efficiency of Thai stock markets: Detrended fluctuation analysis.** *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 458, p. 204-209, 2016.

TARIQ, A.; SHU, H.; SIDDIQUI, S.; MOUSA, B. G.; MUNIR, I.; NASRI, A.; BAQA, M. F. **Forest fire monitoring using spatial-statistical and Geo-spatial analysis of factors determining forest fire in Margalla Hills, Islamabad, Pakistan.** *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, v. 12(1), p. 1212-1233, 2021.

TATLI, H.; MENTEŞ, Ş. S. **Detrended cross-correlation patterns between North Atlantic oscillation and precipitation.** *Theoretical and Applied Climatology*, v. 138(1), p. 387-397, 2019.

TELESCA, L.; AMATULLI, G.; LASAPONARA, R.; LOVALLO, M.; SANTULLI, A. **Identifying spatial clustering properties of the 1997–2003 Liguria**

(Northern Italy) forest-fire sequence. Chaos, Solitons & Fractals, 2007.

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

TELESCA, L.; SONG, W. **Time-scaling properties of city fires.** Chaos, Solitons & Fractals, v. 44(7), p. 558-568, 2011.

TELESCA, L.; THAI, A. T.; CAO, D. T.; CAO, D. T.; DINH, Q. V.; MAI, X. B. **Fractal and Spectral Analysis of Seismicity in the Lai Chau Area (Vietnam).** Fractal and Fractional, 2023.

TRENTIN, C. B.; TRENTIN, A. B.; MOREIRA, A.; RIGHI, E. **Características da Vegetação dos Biomas Pampa e Cerrado Monitorados por NDVI.** Revista Geoaraguaia, v. 11(Especial), p. 69-84, 2021.

TULPPO, M. P.; HUGHSON, R. L.; MÄKIKALLIO, T. H.; AIRAKSINEN, K. J.; SEPPÄNEN, T.; HUIKURI, H. V. **Effects of exercise and passive head-up tilt on fractal and complexity properties of heart rate dynamics.** American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 2001.

TURCOTTE, D. L.; MALAMUD, B. D. **Landslides, forest fires, and earthquakes: examples of self-organized critical behavior.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 340(4), p. 580-589, 2004.

VAN DER WERF, G. R.; RANDERSON, J. T.; COLLATZ, G. J.; GIGLIO, L. **Carbon emissions from fires in tropical and subtropical ecosystems.** Global Change Biology, v. 9(4), p. 547-562, 2003.

VARGAS, G. K. D.; FRANGIPANI, M. A.; MÜLLER, S. C.; JARENKOW, J. A. **Estrutura, diversidade e contingentes fitogeográficos do componente arbóreo de uma floresta ribeirinha no Planalto da Campanha, bioma Pampa.** Iheringia. série botânica. v. 77, 2022.

VOLPATO, M.; ANDRADE, C. F.; SILVA, E. L.; BARBOSA, M. L.; ANDRADE, M. D.; ROCHA, P. V.; PEREIRA, M. G. **Fire foci and their spatiotemporal**

relations to weather variables and land uses in the state of Mato Grosso. Environment, Development and Sustainability, 2023.

WANG, J.; ZHAO, D. Q. (2012). **Detrended cross-correlation analysis of electroencephalogram.** Chinese Physics B, 2012.

WANG, X.; LU, X.; LI, Q.; ZHOU, H.; LI, C.; ZOU, X. **Study of the Characteristics of the Long-Term Persistence of Hourly Wind Speed in Xinjiang Based on Detrended Fluctuation Analysis.** Atmosphere, 2023.

ZEBENDE, G. F.; DA SILVA, M..F.; MACHADO FILHO, A. **DCCA cross-correlation coefficient differentiation: theoretical and practical approaches.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 392, n. 8, p. 1756-1761, 2013.

ZEBENDE, G. F. **DCCA cross-correlation coefficient: quantifying level of cross-correlation.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 390, n. 4, p. 614-618, 2011.

ZHENG, H.; SONG, W.; WANG, J. **Detrended fluctuation analysis of forest fires and related weather parameters.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2008.