

HÉRICA SANTOS DA SILVA

Análise das propriedades multifractais das séries climáticas no Brasil

Recife – PE

Outubro/2018.



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

Análise das propriedades multifractais das séries climáticas no Brasil

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

Área de Concentração: **Estatística Aplicada e Experimental**

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Tatijana Stosic

Coorientador: Prof^o. Dr^o. Borko Stosic

Recife – PE

Outubro/2018.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Biblioteca Central, Recife-PE, Brasil

S586a Silva, Hérica Santos da.
Análise das propriedades multifractais das séries climáticas no
Brasil / Hérica Santos da Silva. – Recife, 2018.
108 f.: il.

Orientador(a): Tatijana Stosic.
Coorientador(a): Borko Stosic
Tese (Doutorado) – Universidade Federal Rural de
Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e
Estatística Aplicada, Recife, BR-PE, 2018.
Inclui referências e apêndice(s).

1. Climatologia 2. Análise de séries temporais 3. Fractais 4.
Meteorologia I. Stosic, Tatijana, orient. II. Stosic, Borko, coorient. III.
Título

CDD 574

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

Análise das propriedades multifractais das séries climáticas no Brasil

Hérica Santos da Silva

Tese julgada adequada para obtenção do título de doutor em Biometria e estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 11/10/2018 pela Comissão Examinadora.

Orientadora:

Profª. Drª. Tatijana Stosic (DEINFO)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca examinadora:

Prof. Dr. Lázaro de Souto Araújo (DCFS)
Universidade Federal da Paraíba

Prof. Dr. Lucian Bogdan Bejan (DEINFO)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho (DEINFO)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Borko Stosic (DEINFO)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Dedico aos meus pais, José Antônio e Helenice.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, que me deu forças em todos os momentos de minha vida.

Aos meus pais, José Antônio e Helenice, pela confiança, compreensão, carinho, apoio, pelas cobranças e pelos exemplos ao longo de toda minha vida. Sem os quais, esse momento não seria possível. Tudo que sou devo a eles. Ao meu irmão Hérico pela torcida em todos os momentos. Amo vocês!!!!

Ao meu companheiro Rodrigo Silva pelo carinho, apoio e pela paciência. Mesmo com muitos contratemplos, sempre esteve presente, fazendo a minha vida mais feliz. Você foi fundamental para que eu chegasse aqui.

Meus sinceros agradecimentos a professora Dr^a. Tatijana Stosic pela paciência com que me orientou, disponibilidade em auxiliar-me, pelas críticas e sugestões.

A todos os colegas da Biometria pelo companheirismo, estudo, amizade e momentos de alegria, em especial, Nathielly, Kerolly, Edyniesky, Albaro e Rodrigo.

A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada pela grande contribuição no meu conhecimento. Ao professor Samuel, pelo companheirismo e amizade.

A Evelyn e a Lêda pelos anos de convivência desde a graduação, pelo companheirismo, amizade e momentos de alegria.

À CAPES pelo apoio financeiro. Ao secretário Marcos, sempre pronto a ajudar, minha gratidão e reconhecimento.

“O sábio nunca diz tudo o que pensa, mas
pensa sempre tudo o que diz”

Aristóteles

RESUMO

A investigação da dinâmica de variáveis climáticas pode fornecer informações importantes sobre a sua variabilidade espaço-temporal. O entendimento sobre esses processos é fundamental para o desenvolvimento de modelos preditivos climáticos. As variáveis climáticas dependem de uma diversidade de processos naturais e mostram flutuações aleatórias em diferentes escalas temporais e espaciais, e os métodos estatísticos lineares são insuficientes para uma análise completa de séries temporais. Desta forma, a fim de compreender a complexidade temporal dos elementos climáticos (temperatura do ar (máxima, mínima, média), umidade relativa média do ar e velocidade média do vento) no Brasil, utilizou-se a análise multifractal das flutuações destendenciada (*Multifractal detrended fluctuation analysis* - MF-DFA) para analisar as propriedades multifractais de séries históricas dessas variáveis, fornecidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), em 265 estações meteorológicas distribuídas no Brasil. Os resultados apontam que o processo que gera a variabilidade dessas variáveis climáticas segue a dinâmica multifractal, com maior influência do componente sazonal sobre as séries. Observou-se uma autocorrelação persistente apenas nas variáveis temperatura média, máxima e mínima, e essa persistência é mais forte na proximidade da linha do Equador. O grau de multifractalidade indicado pela largura do espectro multifractal varia entre as regiões, visto que, para as variáveis temperatura média e mínima, observou-se um padrão espacial no qual as regiões próximas da linha do Equador apresentaram um menor grau. Já em relação ao parâmetro de assimetria, verificou-se uma distribuição espacial homogênea, em que todas as variáveis estudadas a multifractalidade é mais influenciada pelas pequenas flutuações. Além disso, investigou-se a causa de multifractalidade, analisando as séries randomizadas. Para a maioria das variáveis meteorológicas estudadas, a multifractalidade deve-se à função de densidade de probabilidade e/ou à ação conjunta da função de densidade de probabilidade e de correlações de longo alcance. Os resultados observados indicam que a modelagem da memória longa em séries temporais de variáveis climáticas deveria ser feita por meio de um

modelo multifractal e pode contribuir para o desenvolvimento de modelos preditivos mais confiáveis.

Palavras-chave: Variáveis climáticas, séries temporais, multifractal, MF-DFA.

ABSTRACT

Research on the dynamics of climate variables can provide important information about their spatio-temporal variability. The understanding of these processes is fundamental for the development of predictive climate models. Climatic variables depend on a variety of natural processes and show random fluctuations at different time and space scales, and linear statistical methods are insufficient for a full time series analysis. Thus, in order to understand the temporal complexity of climatic elements (air temperature (maximum, minimum, average), mean air humidity and mean wind velocity), we used the multifractal detrended fluctuation analysis (MF-DFA) to analyze the multifractal properties of historical series of these variables, provided by the National Institute of Meteorology (INMET), for 265 meteorological stations distributed in Brazil. The results indicate that the process that generates the variability of these climatic variables follows the multifractal dynamics, with greater influence of the seasonal component on the series. It was observed a persistent autocorrelation only in the variables average, maximum and minimum temperature, and this persistence is stronger in the proximity of the line of the Equator. The degree of multifractality indicated by the width of the multifractal spectrum varies between regions, since, for the variables average and minimum temperature, a spatial pattern was observed in which the regions near the equator line presented a lower degree. Regarding the parameter of asymmetry, a homogeneous spatial distribution was observed, and for all variables studied multifractality is more influenced by the small fluctuations, indicating that the temporal component with the greatest influence on these variables was the seasonality. In addition, we investigated the cause of multifractality by analyzing the randomized series. For most meteorological variables studied, multifractality is due to the probability density function and/or to the joint action of the probability density function and long-range correlations. The results indicate that the modeling of long memory in time series of climatic variables should be done through a multifractal model and may contribute to the development of more reliable predictive models.

Keyword: Climatic variables, time series, multifractal, MF-DFA.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1: (A) Regiões geográficas e (B) Zonas climáticas do Brasil.....	6
Figura 3.2: Disposição espacial da altimetria do Brasil.	13
Figura 3.3: Distribuição das massas de ar atuantes no Brasil, segundo suas fontes, direcionamento e estações do ano.	14
Figura 3.4: Caracterização do relevo do Brasil.....	15
Figura 3.5: Cobertura vegetal dos biomas brasileiros.	17
Figura 3.6: Ilustração de fractais. (A) árvore, (B) samambaia, (C) brócolis e (D) nuvens.....	19
Figura 3.7: Ilustração de fractal determinístico o tapete de Sierpinski. Para se obter o tapete de Sierpinski, divide-se um quadrado em 9 partes iguais e retira-se o quadrado central. Repete-se a operação em cada um dos 8 quadrados restantes até o infinito.	20
Figura 4.1: Disposição espacial das estações meteorológicas do INMET localizadas no Brasil, conforme as diferentes regiões.....	35
Figura 4.2: Comportamento de escala da função de flutuação para séries com comportamento multifractais (A) e fractal (B).	38
Figura 4.4: Representação esquemática dos parâmetros multifractais extraídos a partir do espectro multifractal.	40
Figura 5.1: Função de flutuação das séries temporais de anomalias de (A) temperatura média, (B) amplitude, (C) temperatura máxima, (D) temperatura mínima, (E) umidade do ar e (F) velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.	45
Figura 5.2: (A) Expoente generalizado de Hurst $h(q)$, (B) Expoente de Rényi $\tau(q)$ e (C) Espectro Multifractal $f(\alpha)$ das séries temporais de anomalias de temperatura média, amplitude, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.....	46
Figura 5.4: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass}	49
Figura 5.5: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura média diária do ar do Brasil, no período de 1990 a 2017.	51
Figura 5.6: Índice de complexidade normalizado da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	52
Figura 5.7: Média (A) e desvio padrão (B) da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	52

Figura 5.8: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS} .	53
Figura 5.9: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	54
Figura 5.10: Índice de complexidade normalizado da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	55
Figura 5.11: Média (A) e desvio padrão (B) da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	55
Figura 5.12: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS} .	57
Figura 5.13: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	57
Figura 5.14: Índice de complexidade normalizado da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	58
Figura 5.15: Média (A) e desvio padrão (B) da Amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	58
Figura 5.16: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da Amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS} .	59
Figura 5.17: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	60
Figura 5.18: Índice de complexidade normalizado da Amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	61
Figura 5.19: Média (A) e desvio padrão (B) da Umidade relativa diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	62
Figura 5.22: Índice de complexidade normalizado da umidade relativa diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.	64
Figura 5.23: Média (A) e desvio padrão (B) da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017.	65
Figura 5.24: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS} .	66
Figura 5.25: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017.	67

Figura 5.26: Índice de complexidade normalizado da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017.	67
Figura 1: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	79
Figura 2: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	80
Tabela 3: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	80
Figura 3: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	81
Figura 4: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	82
Figura 5: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	83
Figura 6: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	84
Figura 7: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da Amplitude diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	85
Figura 8: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da amplitude diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	86
Figura 9: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da umidade diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{ASS}	87
Figura 10: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da umidade diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo	

do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} 88

Figura 11: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da velocidade do vento diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} 89

Figura 12: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da velocidade do vento diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} 90

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Parâmetros multifractais e índice de complexidade das séries temporais de anomalias de temperatura média, amplitude, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.....	47
Tabela 2: Largura do espectro multifractal das séries temporais originais e randomizadas de temperatura média, amplitude, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.....	48
Tabela 3: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass}	80
Tabela 4: Comparações dois a dois entre parâmetros multifractais (α_0 e $\Delta\alpha$) nas regiões da temperatura média diária do ar no Brasil.....	81
Tabela 5: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass}	82
Tabela 6: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) nas regiões da temperatura máxima diária do ar no Brasil.	83
Tabela 7: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass}	84
Tabela 8: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 e $\Delta\alpha$) nas regiões da temperatura mínima diária do ar no Brasil.....	85
Tabela 9: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da amplitude diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass}	86
Tabela 10: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) nas regiões da amplitude diária do ar no Brasil.....	87
Tabela 11: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da umidade diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass}	88
Tabela 12: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) nas regiões da umidade diária do ar no Brasil.	89
Tabela 13: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da velocidade do vento diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto	

máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de
assimetria Δ_{Ass} 90

Tabela 14: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 e Δ_{Ass})
nas regiões da velocidade do vento diária do ar no Brasil. 91

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS	4
2.1. Geral	4
2.2. Específicos	4
3. REVISÃO DE LITERATURA.....	5
3.1. Clima e Tempo	5
3.1.1. Principais Elementos Climáticos	7
3.1.1.1. Temperatura do ar.....	7
3.1.1.2. Umidade do ar	8
3.1.1.3. Vento	10
3.1.2. Principais Fatores Climáticos	11
3.1.2.1. Latitude.....	12
3.1.2.2. Altitude	12
3.1.2.3. Massas de ar	13
3.1.2.4. Relevo	14
3.1.2.5. Continentalidade e maritimidade.....	16
3.1.2.6. Vegetação	16
3.1.2.7. Correntes Marítimas.....	18
3.2. Fractais e Multifractais	18
3.2.1. Fractais	18
3.2.2. Multifractais	22
3.2.3. Uso de MF-DFA em dados climáticos	24
3.2.3.1. Precipitação.....	24
3.2.3.2. Vento	26
3.2.3.3. Temperatura.....	29
3.2.3.4. Umidade relativa	33
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....	35
4.1. Dados.....	35
4.2. Análise Multifractal de Flutuações Destendenciada (MF-DFA)	36
4.2.1. Índice de complexidade normalizado (IC)	42
4.3. Interpolação dos parâmetros multifractais.....	43
4.3.1. Inverso da distância ponderada (IDW).....	43
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	45
5.1. Temperatura média do ar.....	48
5.2. Temperatura máxima do ar	52

5.3. Temperatura mínima do ar.....	55
5.4. Amplitude térmica.....	58
5.5. Umidade relativa do ar	61
5.6. Velocidade do vento.....	64
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	68
7. REFERÊNCIAS	70
APÊNDICE.....	78
APÊNDICE A – Diferença dos parâmetros multifractais por região.	79

1. INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas são um dos grandes desafios da humanidade para o século XXI. Ultimamente, tais mudanças têm sido alvo de grandes discussões pelo mundo, as quais evidenciaram, com muita pertinência e relevância, o papel do clima como um dos principais elementos de interação entre a natureza e o homem, principalmente devido aos riscos e aos impactos ambientais (PBMC, 2012).

Na avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudança do Clima (IPCC), existe a probabilidade de que mais de 95% das mudanças climáticas sejam ocasionadas pelo aumento de Gases de Efeito Estufa (GEE), provenientes de ações humanas (IPCC, 2014). Além disso, essa avaliação indica a intensificação do aquecimento global e o aumento do nível do mar. Essas alterações já podem ser verificadas através dos registros sobre os eventos extremos, como secas, enchentes, ondas de calor e de frio, furacões e tempestades, que têm afetado diferentes partes do planeta e têm produzido enormes perdas econômicas e de vidas (IPCC, 2014). Como exemplos, cita-se a onda de calor na Europa, em 2003; os furacões Katrina, Wilma e Rita, em 2005; e os furacões Irmã, Harvey e Maria, em 2017, no Atlântico Norte. Também o inverno extremo na Europa e na Ásia, em 2006. Na China, a inundação da Bacia do rio Yangtze, em 2017. No Brasil, o furacão Catarina, em março de 2004; a seca na Amazônia, em 2005, 2007 e 2010; as secas já observadas no Sul do Brasil, em 2004, 2005 e 2006; e a seca no Sudeste, em 2014 a 2016, responsável pela crise hídrica em São Paulo. Há ainda impactos relacionados, como alterações na biodiversidade, impactos na saúde, agricultura e geração de energia hidrelétrica, que já podem estar afetando o Brasil, assim como o restante do planeta (SANTOS, 2000; TOLMASQUIM, 2000; PATZ et al., 2005; JUNIOR et al., 2007; ASSAD et al., 2013; SANTOS et al., 2014; GALVÃO; BERMANN, 2015).

O Brasil é um país onde há uma grande diversidade de regimes climáticos, devido à sua extensão territorial (8,5 milhões de km²)(IBGE, 2015), à diversidade de formas de relevo, à altitude e à dinâmica das correntes e massas de ar. Estudos feitos pelo Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas (PBMC) indicaram que o Brasil ficará mais quente, com um aumento gradativo

da temperatura média em todas regiões, entre 1°C a 6°C até 2100, e o regime de chuvas também vai mudar: as precipitações diminuirão significativamente em grande parte das regiões central, Norte e Nordeste do país, e aumentarão nas regiões Sul e Sudeste (PBMC, 2012), trazendo grandes consequências ao meio ambiente e à vida dos seres humanos.

Diante dessas mudanças climáticas, o interesse pela modelagem do clima temporal e pela variabilidade espacial aumentou nos últimos anos (BARANOWSKI et al., 2015). A modelagem da variabilidade climática através da análise de dados empíricos é de grande importância, e como se trata de um fenômeno extremamente complexo, tornou-se um grande desafio para a ciência moderna. A caracterização estatística de séries temporais de dados climáticos contribui para a identificação de evidências científicas que explicam as mudanças do clima, pois estudar as alterações climáticas ocorridas no passado possibilita compreender melhor as variabilidades inferidas no presente, além de subsidiar elementos para melhor averiguação do comportamento do clima futuro (PENEREIRO; ORLANDO, 2013; JOSÉ et al., 2015).

Os dados meteorológicos históricos são os principais recursos de insumos para os modelos de mudanças climáticas. A questão de não-estacionariedade das séries tem uma influência profunda nos estudos de mudanças climáticas (LI et al., 2010). A abordagem padrão para detectar mudanças climáticas consiste em medir tendências e oscilações em dados meteorológicos (BALLING et al., 1998). Porém, os parâmetros meteorológicos dependem de uma diversidade de processos naturais e mostram flutuações aleatórias em diferentes escalas temporais e espaciais, e os métodos estatísticos lineares são insuficientes para uma análise completa de séries temporais (KALAMARAS et al., 2017). Portanto, outros métodos estão sendo desenvolvidos para analisar fenômenos complexos, podendo revelar, assim, propriedades importantes de séries temporais meteorológicas que não podem ser detectadas usando técnicas lineares (MALI, 2016; KALAMARAS et al., 2017). Um desses métodos, que foi introduzido pela primeira vez por Peng et al. (1994) é o método de Análise de Flutuação Destendenciada (Detrended Fluctuation Analysis – DFA), e tem sido usado para detectar correlações de longo alcance em séries não estacionária, característica dos processos fractais em que as

flutuações aumentam com a escala de observação, seguindo uma lei de potência (PENG et al., 1994). No entanto, em casos mais complexos, o comportamento das séries temporais não pode ser caracterizado por apenas um expoente de escala, ou seja, não apresentam um comportamento monofractal e requerem o uso de diferentes expoentes de escala para diferentes partes da série. Esses processos são conhecidos como multifractais e é necessária uma hierarquia de expoentes de escala para uma descrição completa do comportamento das flutuações. Então, o método DFA é insuficiente para descrever completamente as propriedades multifrateriais (KANTELHARDT et al., 2001; HU et al., 2001). Para superar esse problema, Kantelhardt et al., (2002) propuseram uma generalização do método DFA para as séries temporais multifractais não estacionárias. Tal método é chamado de Análise Multifractal de Flutuações Destendenciada (*Multifractal Detrended Fluctuation Analysis - MF-DFA*).

Diversos trabalhos indicaram natureza fractal e multifractal em dados climáticos, como distribuição das nuvens (SCHERTZER; LOVEJOY, 1988), velocidade do vento (KAVASSERI; NAGARAJAN, 2005; FENG et al., 2009), temperatura do ar (KIRÁLY; JÁNOSI, 2005; LIN; FU, 2008; YUAN et al., 2013; FIGUEIRÊDO et al., 2014; MALI, 2016), temperatura do oceano (FRAEDRICH; BLENDER, 2003), precipitação (LOVEJOY et al., 2012), umidade do ar (LI-HAO; ZUN-TAO, 2013). Nesse contexto, a fim de obter informações acerca do processo estocástico subjacente que gera a variabilidade temporal dos elementos climáticos (temperatura do ar (máxima, mínima, média), umidade relativa média do ar e velocidade média do vento) no Brasil, avaliaram-se, neste trabalho, as propriedades multifractais das séries temporais desses elementos climáticos, utilizando metodologia MF-DFA (KANTELHARDT et al., 2002). Foram realizadas estimativas para 265 estações meteorológicas e, posteriormente, interpoladas, utilizando o método de interpolação Inverso da Distância Ponderada (*Inverse Distance Weighting – IDW*) (SHEPARD, 1968), ampliando a estimação para todo território brasileiro, para avaliar o comportamento dessas estatísticas no espaço.

2. OBJETIVOS

2.1. Geral

Fornecer informações que possam aprimorar modelos de previsão climática, através do estudo das propriedades multifractais da temperatura do ar (máxima, mínima, média), umidade relativa média do ar e velocidade média do vento, no Brasil, utilizando o MF-DFA.

2.2. Específicos

- Obter as estimativas dos parâmetros do espectro multifractal (posição do máximo, largura e assimetria) para variáveis climáticas temperatura do ar (máxima, mínima, média), umidade relativa média do ar e velocidade média do vento, em cada uma das 265 estações meteorológicas;
- Realizar interpolação espacial dos parâmetros multifractais estimados, utilizando o método IDW;
- Avaliar possíveis associações entre o comportamento espacial dos parâmetros multifractais estimados com os principais fatores climáticos (bioma, altitude, latitude, massas de ar, relevo e maritimidade).

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1. Clima e Tempo

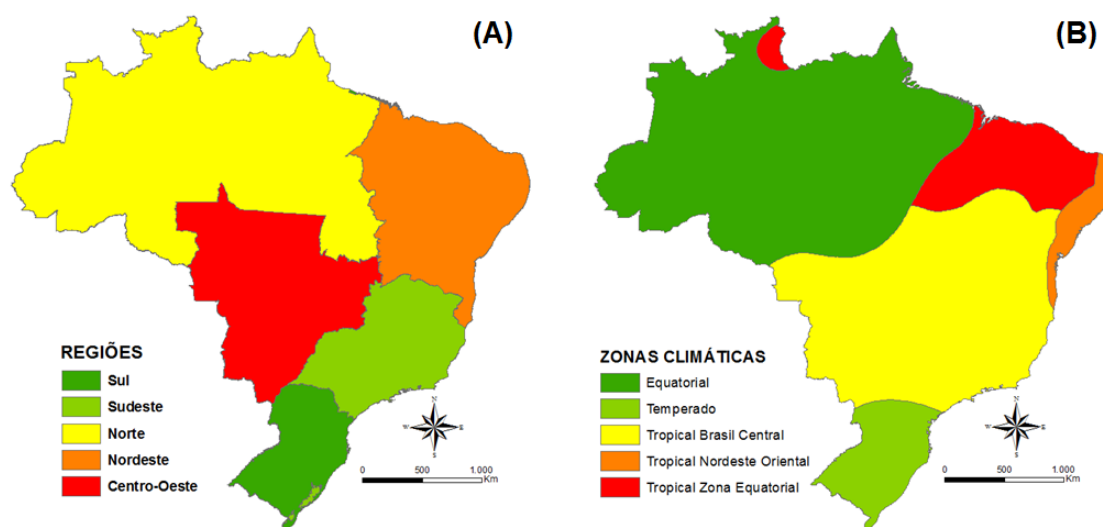
O tempo e o clima descrevem o sistema climático. No entanto, referem-se às escalas temporais diferentes (ANDRADE; BASCH, 2012). O tempo refere-se às condições meteorológicas em um dado instante e lugar (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007); enquanto que o clima é o conjunto das condições meteorológicas predominantes em uma região ou em um local durante um longo intervalo de tempo, com uma duração mínima de três décadas (ANDRADE; BASCH, 2012). Segundo Ayoade (2003), o tempo e clima podem ser considerados como uma consequência e uma demonstração da ação dos processos complexos na atmosfera, nos oceanos e na terra.

O clima é considerado elemento condicionador na dinâmica ambiental por fornecer calor e umidade e, principalmente, por ser responsável pelo desencadeamento de uma série de processos, tais como na formação de solos, das formas de relevo, dos recursos hídricos, no desenvolvimento e distribuição das plantas e animais, podendo refletir nas atividades econômicas, especialmente na agricultura e na vida dos seres vivos (SANTOS, 2000). Por outro lado, o clima, particularmente perto da superfície, é influenciado pelos elementos da paisagem, da vegetação e do homem através de suas atividades (AYOADE, 2003). Devido à sua importância, o clima é um tema vastamente estudado em diversas áreas tais como na agricultura (DIAS et al., 1999; MAULE et al., 2001), atividade marítima (RODRIGUES et al., 2004), estudos sobre incêndios florestais (FIEDLER et al., 2004; BENICIO et al., 2013), geração de energia eólica (ROVEDDER; ELTZ, 2008).

O tempo e o clima de uma região são caracterizados pelos valores médios dos diferentes elementos meteorológicos (radiação solar, temperatura do ar, chuva, velocidade e direção do vento, pressão atmosférica e umidade relativa do ar) (AYOADE, 2003; ANDRADE; BASCH, 2012). No entanto, o clima abrange um maior número de dados e eventos possíveis das condições de tempo para uma determinada região ou local. Inclui considerações sobre a variabilidade climática, condições extremas e frequências de eventos que ocorrem em determinada condição do tempo (AYOADE, 2003).

O Brasil é considerado um país tropical por sua maior parte estar situada entre os trópicos (de câncer e de capricórnio) e em zonas de latitudes baixas, nas quais prevalecem os climas quentes e úmidos, com temperaturas médias anuais em torno de 20° C (ARAUJO, 2007; OPAS, 2009). Desse modo, uma região, quanto mais longe da linha do Equador for, mais fria ela é (e vice-versa), esfriando conforme se afasta da linha do equador em direção aos polos, esquentando na direção contrária (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). Com uma área de aproximadamente 8.5 milhões de km² (IBGE, 2015), o Brasil é formado por cinco regiões geográficas (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul) (Figura 3.1 A) e cinco zonas climáticas, definidas por clima Equatorial, Temperado, Tropical Brasil Central, Tropical Nordeste Oriental e Tropical Zona Equatorial (Figura 3.1 B) (IBGE, 2016).

Figura 3.1: (A) Regiões geográficas e (B) Zonas climáticas do Brasil.



Fonte: IBGE (2016), adaptada pela autora.

O Sul do Brasil é caracterizado pelo clima temperado, apresentando um inverno fresco e frio, e um verão quente e úmido. Acima do Trópico de Capricórnio, as regiões litorâneas passam a apresentar outras tipologias sendo: no Sudeste, predomina o Clima Tropical Brasil; no Central, estiagem ou pouca chuva no inverno e verões quentes e chuvosos; no litoral do Nordeste, o Clima Tropical; Nordeste Oriental, estiagem ou pouca chuva no verão e inverno chuvoso; e parte do litoral nordestino e norte, predomina o Clima Tropical Equatorial, com invernos secos ou com pouca chuva (em algumas áreas) e verões chuvosos, temperaturas elevadas e com baixa variação. Na região Centro-Oeste, prevalece

o clima Tropical Brasil Central e, no Norte, o clima Equatorial, como altas temperaturas, umidade elevada durante todo o ano (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007; CAVALCANTI et al., 2009).

A variabilidade climática do Brasil deve-se à dimensão do território, extensão da faixa litorânea, variação de altitude e, principalmente, à dinâmica das diferentes massas de ar (equatoriais, tropicais e polares) que modificam as condições de temperatura e os índices pluviométricos nas diferentes regiões do país (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007).

3.1.1. Principais Elementos Climáticos

Os elementos climáticos são aquelas grandezas meteorológicas que comunicam ao meio atmosférico suas propriedades e características peculiares (VIANELLO; RAINIER, 2000), interferindo e caracterizando as condições do tempo. Os principais elementos são temperatura, umidade, precipitação pluvial (chuva), vento, nebulosidade, pressão atmosférica e radiação solar. Esses elementos variam no tempo e no espaço e são influenciados por fatores climáticos, agentes causais que condicionam os elementos climáticos (VIANELLO; RAINIER, 2000; AYOADE, 2003).

Neste trabalho, foi estudado o comportamento de três elementos climáticos em escalas diárias, a saber: temperatura do ar (máxima, mínima, média e amplitude térmica), umidade relativa do ar (média diária), e vento (velocidade média diária).

3.1.1.1. Temperatura do ar

Temperatura do ar é a quantidade de energia absorvida pela atmosfera após a propagação do calor absorvido pelo planeta nas porções líquidas e sólidas (VIANELLO; RAINIER, 2000). Tal temperatura é frequentemente dada em graus Celsius ou Fahrenheit e é medida por termômetros.

Ainda é importante destacar que a temperatura do ar varia com o decorrer do tempo em uma determinada localidade (AYOADE, 2003). Em geral, as áreas continentais e desérticas apresentam amplitudes e extremos térmicos mais pronunciados, contrastando com as regiões marítimas e vegetadas, onde as temperaturas oscilam menos (VIANELLO; RAINIER, 2000). O relevo tem um

efeito atenuador sobre a temperatura, porque a temperatura do ar diminui com o aumento da altitude e um outro fator que merece destaque na variação da temperatura é a latitude, pois, de um modo geral, a amplitude térmica cresce com o seu aumento (VIANELLO; RAINIER, 2000; AYOADE, 2003).

A mais elevada e a mais baixa temperatura observadas em um dado intervalo de tempo (que constituem as temperaturas extremas nesse dado intervalo) são conhecidas como a temperatura máxima e mínima. Quando o intervalo é de 24 horas (diário), tem-se apenas uma máxima e mínima. Nesse caso, é comum obter também os correspondentes valores médios, chamados de temperatura máxima média e temperatura mínima média (VAREJÃO-SILVA, 2006). A amplitude térmica é definida como a diferença entre as temperaturas extremas.

A temperatura média deveria referir-se à média aritmética de todas as temperaturas observadas em um dado período em intervalos regulares ou curtos, como, por exemplo, durante um dia, e poderia ser calculada a partir de valores observados a cada hora. No entanto, no Brasil, assim como em quase todos os países, a temperatura média diária do ar é estimada através da temperatura compensada, cujo valor é calculado através da fórmula desenvolvida por Serra em 1938 (VAREJÃO-SILVA, 2006). Neste trabalho, foi utilizada a temperatura do ar compensada média diária, obtida nas estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) é dada por

$$T = \frac{T_{9h} + 2 T_{21h} + T_{máx} + T_{mín}}{5},$$

em que T_{9h} é a temperatura do ar registrada às 9 horas; T_{21h} é a temperatura do ar registrada às 21 horas; $T_{máx}$ é a maior temperatura do ar registrada ao longo do dia; e $T_{mín}$ é a menor temperatura do ar registrada ao longo do dia.

3.1.1.2. Umidade do ar

A umidade de ar é o termo utilizado para representar a quantidade de vapor de água presente na atmosfera, não levando em consideração a água em estados líquidos (gotículas de água) e sólidos (gelo) (AYOADE, 2003). Dessa forma, ela origina-se da evaporação da água das superfícies terrestres e hídricas e da evapotranspiração de animais e vegetais. Portanto, depende do calor e,

logicamente, necessita de água para ser evaporada. O deserto, por exemplo, tem calor suficiente para promover o processo de evaporação, mas não dispõe de água para ser evaporada e a umidade do ar permanece baixa (TORRES; MACHADO, 2008).

Segundo Vianello & Rainer (2000), a umidade do ar é um dos constituintes atmosférico mais importantes, pois a sua presença, em maior ou menor grau, influência nas temperaturas, no regime de chuvas, na sensação térmica e até mesmo na nossa saúde. O excesso ou a baixa umidade, por exemplo, causa diversos problemas para a agricultura (colheita, conservação do produto, etc.), a pecuária e para a saúde humana (problemas respiratórios, etc.). Uma Outra questão grave são os incêndios florestais e a prática das queimadas, muito comuns nos períodos secos. Com a diminuição da umidade do ar, a vegetação torna-se seca e suscetível a incendiar-se, trazendo grandes consequências para o meio ambiente.

Há várias maneiras de medir quantitativamente a umidade atmosférica. Os índices de umidade geralmente utilizados são (AYOADE, 2003):

1. Umidade absoluta - é a massa do vapor d'água existente na unidade de volume de ar, sendo expressa em g/m^3 .
2. Umidade específica – é a massa de vapor d'água por quilograma de ar.
3. Índice de massa ou índice de umidade - é a massa de vapor d'água por quilograma de ar seco.
4. Umidade relativa – é a relação entre a umidade absoluta (a quantidade de vapor de água do ar) e o ponto de saturação de vapor no ar, e é expressa em porcentagem (%). Em outras palavras, ela mostra, em termos percentuais, o quanto o vapor está presente no ar em relação à quantidade máxima de vapor que poderia haver na mesma temperatura.
5. Temperatura do ponto de orvalho – é a temperatura que ocorrerá a saturação se o ar esfriar a uma pressão constante, sem aumento ou diminuição do vapor de água.

6. Pressão vaporífica – é a pressão exercida pelo vapor contido na atmosfera em milibares.

Neste trabalho, foi utilizada apenas a umidade relativa, pois é a medida de umidade de ar mais popularmente usada, por ser facilmente obtida e computada, usando-se o psicrômetro (constituído por dois termômetros de mercúrio: um de bulbo seco e o outro de bulbo úmido). Além disso, ela indica o grau de saturação do ar. A umidade relativa do ar é dada por:

$$UR = \frac{v}{pvs} \times 100$$

em que v (usualmente em gramas) é o vapor existente e pvs é a pressão saturada do vapor (em gramas) para dada temperatura do ar.

A umidade relativa pode variar de 0 a 100%, assumindo o valor máximo quando a atmosfera estiver saturada, ou seja, a partir desse momento pode ocorrer a condensação (formação de nuvens) e a precipitação (chuva, neve ou granizo) (VIANELLO; RAINIER, 2000). Segundo Ayoade (2003), as variações da umidade relativa do ar estão diretamente relacionadas com a temperatura, pois seu valor pode variar se houver mudança na temperatura do ar, mesmo que não tenha aumentado ou diminuindo a umidade.

3.1.1.3. Vento

O movimento do ar é ocasionado pela diferença na pressão atmosférica decorrente das variações de temperatura do ar aquecido pela energia solar. Segundo Ayoade (2003), o vento é o movimento do ar em relação à superfície terrestre, movimento este que se processa tanto no sentido horizontal (nas direções leste/oeste e norte/sul, intensidade (ou velocidade do vento)), quanto no sentido vertical (movimento ascendente e descendente). A causa básica e fundamental do movimento atmosférico, horizontal ou vertical é o desequilíbrio na radiação líquida, na umidade e no momentum (quantidade de movimento) entre as baixas e altas latitudes e entre a superfície da terra e a atmosfera (AYOADE, 2003). Outros fatores que influenciam a circulação atmosférica são a topográfica, a distribuição das superfícies continentais e oceânicas e as correntes oceânicas. Tais fatores fazem com que o vento seja muito variável,

tanto geograficamente quanto temporalmente (VIANELLO; RAINIER, 2000; AYOADE, 2003).

A movimentação horizontal do ar é importante para o mecanismo termodinâmico da atmosfera, pois é um eficiente transportador de calor, massa e “momentum”, por exemplo. Já a movimentação vertical, quando ocorre, é extremamente importante para a formação de nuvens e precipitações (VIANELLO; RAINIER, 2000). O vento se desloca das áreas de alta pressão para as áreas de baixa pressão, mantendo, em geral, as características térmicas e higrométricas (Umidade) do ambiente de onde vieram (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007).

A velocidade e a direção dos ventos são medidas pelo anemômetro, sendo que a primeira é comumente dada em nós, Km/h ou m/s e a segunda é expressa em termos do azimute, isto é, do ângulo que o vetor velocidade do vento forma com norte geográfico (0°), medido no mesmo sentido do movimento dos ponteiros de um relógio analógico. Por exemplo, o vento que vem do Leste tem direção de 90° , aquele que procede do Sul tem direção de 180° , etc. (VAREJÃO-SILVA, 2006).

A velocidade do vento aumenta com a altura em relação à superfície da Terra, pois a rugosidade do solo é um fator redutor da velocidade dos ventos em superfície, uma vez que desempenha um efeito de fricção. Assim, os oceanos favorecem a formação de ventos velozes, enquanto os continentes, devido à heterogeneidade da cobertura de suas superfícies (vegetação, construções, relevo montanhoso, etc.) e às suas características geomorfológicas, tendem a reduzi-la (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007).

3.1.2. Principais Fatores Climáticos

Os fatores climáticos são características físicas ou geográficas que condicionam o clima interagindo nas condições atmosféricas (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). Eles são os responsáveis pelas características ou modificações dos elementos do clima, e podem ser classificados como permanentes (destacando-se latitude, altitude, relevo, maritimidade, continentalidade, distribuição de oceanos e continentes e movimentos da Terra) e variáveis (as correntes oceânicas, os centros de alta e baixa pressões

semipermanentes, as grandes massas de ar e as variações da composição atmosférica), no espaço e no tempo (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007; PEREIRA et al., 2007)

3.1.2.1. Latitude

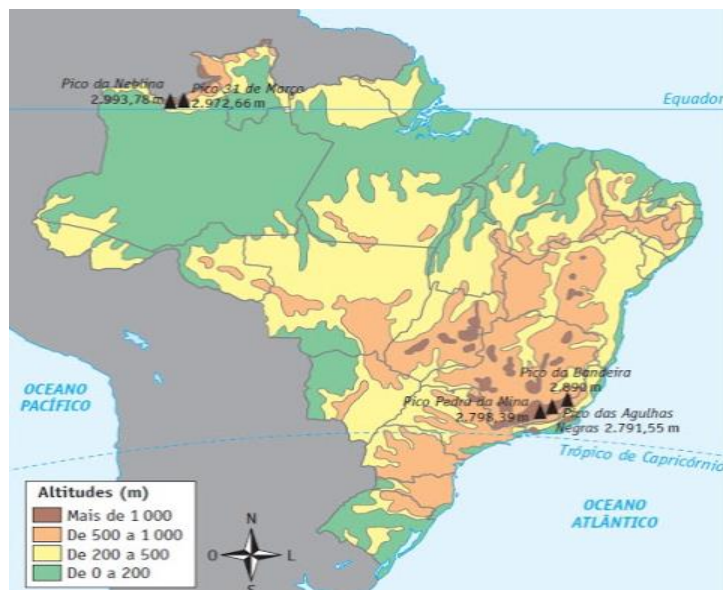
Refere-se à distância medida (em graus) de um ponto qualquer da Terra em relação à linha do equador. A latitude influencia na quantidade de insolação que um determinado local recebe, então, quanto maior for a latitude de um local, ou seja, quanto mais se afasta do Equador, menor será a quantidade de radiação solar recebida, uma vez que quanto maior a inclinação em que os raios incidem na superfície da Terra, maior é a área aquecida e, portanto, as temperaturas do ar tenderão a ser menos elevadas (FROTA; SCHIFFER, 2001). Quanto mais próximo do Equador, menor é a inclinação com que os raios solares incidem na superfície terrestre, assim maior é a temperatura.

3.1.2.2. Altitude

A altitude de um local é a diferença de nível deste local em relação ao nível médio do mar (VAREJÃO-SILVA, 2006). A altitude tem influência direta na temperatura, pois, aumentando-se a altura, o ar está menos carregado de partículas sólidas e líquidas, e são justamente estas partículas que absorvem as radiações solares e as difundem aumentando a temperatura do ar (BARBIRATO et al., 2016). Segundo Romero (2001), o gradiente termométrico do ar é de aproximadamente 1°C para cada 200 m de altura, com pouca variação em relação à latitude e às estações.

No Brasil, as baixas altitudes são predominantes (Figura 3.2), como consequência da antiga formação do seu relevo e da ausência de dobramentos modernos (IBGE, 2002; ROSS, 2005). O ponto mais alto do país tem aproximadamente 3 mil metros (pico da Neblina), perto da fronteira do Amazonas com a Venezuela. Cerca de 41% do território nacional tem, no máximo, 200m de altitude; 78% tem até 500m; e 92,7% até 900m de altitude (VESENTINI, 2006).

Figura 3.2: Disposição espacial da altimetria do Brasil.



Fonte: IBGE (2002).

3.1.2.3. Massas de ar

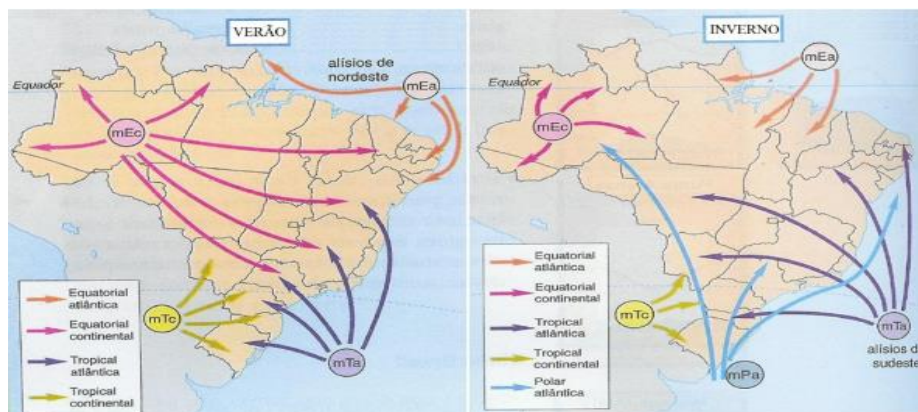
As massas de ar são grandes blocos de ar que se deslocam pela superfície terrestre, levando consigo as condições de tempo local e umidade por onde se originaram, e à medida que se deslocam vão se descaracterizando pela influência de outras massas com as quais trocam calor (AYOADE, 2003). Segundo Mendonça & Danni-Oliveira (2007), para a formação de massas de ar, são necessárias três condições básicas, a saber: superfície considerável (planura e extensão), baixa altitude e homogeneidade quanto às características superficiais, fazendo com que elas se formem somente nos oceanos, mares e planícies continentais.

De acordo com Vianello & Rainier (2000), quando ocorre o encontro de duas massas de ar com características diferentes, elas não se misturam imediatamente. A massa mais quente (menos densa) sobrepõe-se à massa mais fria (mais densa), formando uma zona de transição entre elas, onde ocorrem variações bruscas nos campos de temperatura, vento e pressão. Essa zona de transição é denominada frente ou zona frontal.

O Brasil sofre as variações de cinco massas de ar diferentes, sendo elas: a massa Equatorial continental (mEc), Equatorial atlântica (mEa), Tropical continental (mTc), Tropical atlântica (mTa) e a Polar atlântica (mPa). Observa-

se na Figura 3.3 as fontes e direcionamentos das massas de ar atuantes no Brasil, discriminadas de acordo com as estações de inverno e verão.

Figura 3.3: Distribuição das massas de ar atuantes no Brasil, segundo suas fontes, direcionamento e estações do ano.



Fonte: IBGE (2002)

Dentre as massas atuantes no Brasil durante o verão, apenas a mTc é completamente seca, isso porque as outras massas de ar vêm de ambientes úmidos (a Floresta Amazônica e os oceanos). Diante disso, o verão no Brasil acaba herdando as características dessas massas, quais sejam: elevada umidade e altas temperaturas, tornando o clima quente e chuvoso durante esse período. Já durante o inverno, a massa Polar atlântica (mPa) passa a exercer maior influência sobre o espaço brasileiro, restringindo a mEc à Amazônia, sendo as demais empurradas para fora do país, embora a mEa continue atuando no litoral nordestino e a mTa no litoral sudeste. Tal dinâmica deixa o inverno mais frio, de forma que as menores temperaturas são registradas na região Sul e as maiores ao norte, principalmente em razão da proximidade com a Linha do Equador.

3.1.2.4. Relevo

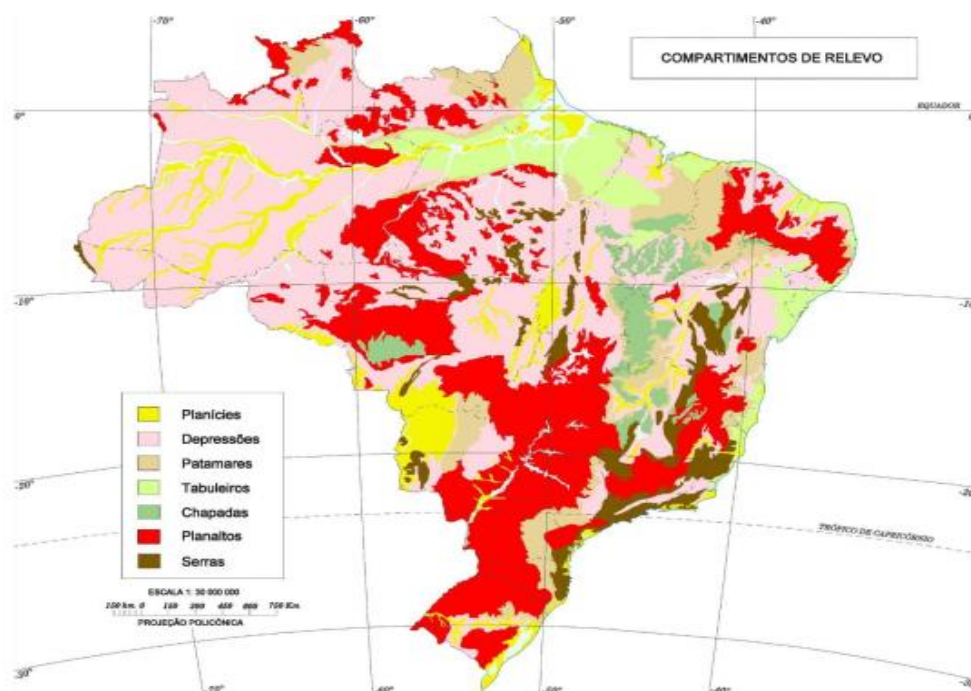
O relevo está associado à altitude, pois influência assim na temperatura e na umidade, ao facilitar ou dificultar a circulação das massas de ar (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). Um relevo acidentado pode atuar como uma barreira para os ventos, modificando, muitas vezes, as condições de umidade e de temperatura do ar em relação à escala regional (BARBIRATO et al., 2016).

Segundo os autores Mendonça e Danni-Oliveira (2007), o relevo apresenta três atributos importante para a definição do clima, os quais são: posição, orientação de suas vertentes e declividade. A posição do relevo favorece ou dificulta os fluxos de calor e umidade entre áreas próximas. Já a orientação do relevo em relação ao sol irá definir as vertentes mais aquecidas e mais secas, e aquelas mais frias e úmidas. E, por fim, a declividade do relevo que modifica a relação superfície/radiação incidente.

Regiões localizadas próximas ou entre montanhas possuem um clima que é influenciado pelo relevo. As montanhas dificultam o deslocamento de massas de ar, influenciando a umidade e o índice pluviométrico da região. Numa cidade localizada entre montanhas, por exemplo, pode fazer mais calor do que em outra próxima que não sofra esse fator climático. Isso ocorre, pois, o vento tem maior dificuldade para dispersar o ar quente em áreas cercadas por montanhas. As montanhas também podem ser barreiras para a chegada de massas de ar úmidas em determinadas regiões, deixando-as mais secas.

No Brasil, o relevo é constituído predominantemente por planaltos, planícies e depressões, embora outros conjuntos, como serras, chapadas, tabuleiros e patamares, também possam ser observados (Figura 3.4) (ROSS, 2005).

Figura 3.4: Caracterização do relevo do Brasil.



Fonte: IBGE (2017).

3.1.2.5. Continentalidade e maritimidade

Continentalidade e maritimidade traduzem a influência causada pelos oceanos e mares. O primeiro é normalmente expressa pela distância do mares e oceanos; já o segundo, a maritimidade é a proximidade de mares e oceanos (VAREJÃO-SILVA, 2006) . Esses dois fatores exercem grande influência sobre o clima de uma região, determinando a umidade e também a variação de temperatura (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). A água possui a característica de reter calor dos raios solares por mais tempo que o solo, e como consequência disso, a água demora a se aquecer, enquanto os continentes aquecem-se rapidamente. Por outro lado, a água retém calor por mais tempo e demora a irradiar a energia absorvida, e os continentes esfriam com maior rapidez. Isso se deve ao efeito da continentalidade e da maritimidade (PEREIRA et al., 2007; STEINKE, 2012; GUERRA; ARANHA, 2014).

Segundo os autores Torres & Machado (2008), o efeito da Maritimidade atenua as diferenças térmicas, homogeneizando as temperaturas costeiras. Já o efeito da Continentalidade é oposto, ou seja, quanto mais distante o lugar estiver do litoral, menor será a umidade e maior será a variação da temperatura, fazendo com que as amplitudes térmicas diárias, sazonais e anuais tendem a ser maiores.

3.1.2.6. Vegetação

Entre o clima e a vegetação, existe uma relação estreita, pois o clima exerce influência marcante e decisiva na vida vegetal, sobretudo através de seus elementos, sendo eles: umidade, precipitação, temperatura, radiação solar, insolação e ventos (SANDOURNY, 1994; TORRES; MACHADO, 2008). Tal relação é evidenciada pela coincidência entre zonas climáticas e biomas (Figura 3.1 B (ver pág. 6) e Figura 3.5). Bioma é um conjunto de diferentes ecossistemas, que possuem certo nível de homogeneidade. A variedade de paisagens vegetais do Brasil acompanha a diversidade de climas, que proporcionam a temperatura, a luminosidade e a umidade adequada para o desenvolvimento de determinados tipos de vegetação. As formações vegetais do país fazem parte dos biomas Amazônia, Cerrado, Caatinga, Mata Atlântica, Campos, Pantanal (Figura 3.5). A variedade de biomas reflete a enorme riqueza da flora e da fauna brasileiras,

tornado o país com maior biodiversidade do planeta (mais de 20% do número total de espécies da Terra) (MMA, 2018).

Figura 3.5: Cobertura vegetal dos biomas brasileiros.



Fonte: (IBGE, 2017), adaptada pela autora.

A vegetação desempenha um papel regulador da temperatura de extrema importância, visto que impede a incidência direta dos raios solares na superfície, amenizando o aquecimento (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). Além disso, a vegetação também tem impacto no ciclo hidrológico devido à emissão de vapor de água no ar, influenciando também a umidade relativa do ar.

A cobertura vegetal, quando por florestas tropicais, afeta o clima de grandes regiões. Por exemplo, com sua enorme evapotranspiração, aumenta a umidade do ar, facilitando a produção de chuvas, provoca a diminuição da temperatura média e da amplitude térmica local. Já em ambientes sem cobertura vegetal, a umidade do ar é menor devido aos raios solares que atingem diretamente o solo, tornando o local mais seco e, com isso, a precipitação diminui (MILLER, 1982; MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007; BARBIRATO et al., 2016).

3.1.2.7. Correntes Marítimas

Correntes Marítimas são as massas de água que se deslocam pelo oceano. De acordo com os autores Torres & Machado (2008), as causas principais das correntes marítimas são agrupadas em duas categorias, as intrínsecas à água do mar e as extrínsecas. A primeira, as causas intrínsecas são representadas pela temperatura e salinidade, fatores que alteram a densidade da água, tornando-a mais pesada ou mais leve. Quanto às causas extrínsecas, consideram-se os ventos, as diferenças de pressão e a força das marés. Elas exercem grande influência nas massas de ar que se formam acima delas, pois podem acumular uma grande quantidade de calor. O contorno dos continentes impõe direção à movimentação das correntes oceânicas.

As correntes frias originam-se de áreas polares e migram em sentido às regiões equatoriais, e essas correntes resultam da condensação e do resfriamento do ar no oceano e são associadas à existência de regiões desérticas nas costas que banham, pois chegam secas aos continentes. No caso das correntes quentes, as massas de ar originam-se nas áreas próximas ao Equador e deslocam-se com destino a zonas polares, elevando a temperatura e os índices pluviométricos de uma região (PEREIRA et al., 2007).

3.2. Fractais e Multifractais

3.2.1. Fractais

No cotidiano, observam-se casas, edifícios, barracões e outras construções que seguem o modelo da geometria euclidiana. Tais construções podem ser modeladas pela representação de quadrados, triângulos, círculos, cubos, esferas, entre outros. No entanto, ao observar o galho de uma árvore, folhas de uma planta, montanhas, raios, nuvens, neurônios, ramificações de músculos cardíacos e até mesmo alguns alimentos como couve-flor e brócolis, verificam-se algumas formas irregulares que não podem ser modeladas perfeitamente com formas da geometria euclidiana. Devido a isso, surgiu a Geometria Fractal para descrever essas estruturas geometricamente complexas e infinitamente variadas. A Figura 3.6 ilustra alguns exemplos de objetos fractais.

Figura 3.6: Ilustração de fractais. (A) árvore, (B) samambaia, (C) brócolis e (D) nuvens.



Fonte: Internet, adaptada pela autora.

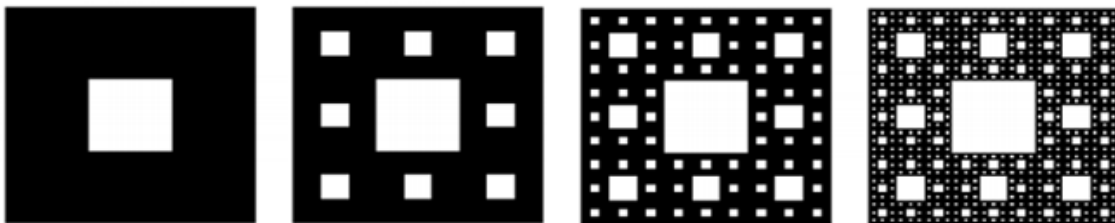
Em 1975, o matemático Benôit Mandelbrot popularizou o conceito de geometria fractal, mas somente em 1977 publicou seu primeiro trabalho sobre esse tema (MANDELBROT, 1977), permitindo a representação de certos elementos naturais que possuem características irregulares. Com essa nova geometria, tornou-se possível a criação de modelos mais próximos da realidade. Posteriormente, Feder (1988) definiu fractal como uma forma cujas partes se assemelham ao seu todo sob alguns aspectos.

O termo fractal deriva do adjetivo em Latim *fractus*, do verbo latino correspondente *frangere* que significa “quebrar”. Assim, o termo fractal aplica-se a objetos encontrados na natureza e a objetos que podem ser obtidos geometricamente, aleatoriamente ou através de processos iterativos, possuindo propriedade que não são comuns na natureza. Os fractais possuem duas propriedades características, sendo elas: auto similaridade (pedaços do objeto assemelham-se ao todo) e sua dimensão não é necessariamente uma quantidade inteira, menor que a dimensão do espaço euclidiano, no qual se encontra o fractal (FEDER, 1988).

Durante as últimas décadas, a geometria fractal vem se consolidando com o desenvolvimento da tecnologia computacional e com o auxílio de novas teorias em diferentes áreas da física, biologia e astronomia, que buscam entender o comportamento de sistemas naturais simples, tais como: estruturas moleculares e fenômenos complexos, como terremotos.

Os exemplos de fractais citados anteriormente pertencem à classe dos fractais aleatórios gerados por processos estocásticos que possuem a propriedade de auto similaridade em sentido estatístico, ou seja, possuem medidas numéricas ou estatísticas que são preservadas em diferentes escalas. Uma outra classe são os fractais determinísticos que podem ser construídos utilizando um processo iterativo e possuem propriedade de auto similaridade em todas as escalas (FEDER, 1988), tendo como exemplo o tapete de Sierpinski (MANDELBROT, 1982) (Figura 3.7).

Figura 3.7: Ilustração de fractal determinístico o tapete de Sierpinski. Para se obter o tapete de Sierpinski, divide-se um quadrado em 9 partes iguais e retira-se o quadrado central. Repete-se a operação em cada um dos 8 quadrados restantes até o infinito.



Fonte: Mandelbrot (1982), adaptada pela autora.

Dentre as características que definem um fractal, a mais importante é a dimensão dos fractais, sendo uma ferramenta útil na comparação de duas formas fractais (COSTA; JR., 2000). Diferente do que acontece com a geometria Euclidiana, em que o valor da dimensão representa a dimensionalidade do espaço em que um certo objeto está inserido, a dimensão fractal representa o nível de irregularidade de um fractal e não é, necessariamente, uma quantidade inteira, podendo ser uma quantidade fracionária (MANDELBROT, 1982; FEDER, 1988).

Em fractais determinísticos, a dimensão fractal pode ser obtida usando o procedimento seguinte: se $N(l)$ é o número de unidades da estrutura (ex. quadrados no caso do fractal tapete Sierpinski como mostrado na Figura 3.7) em escala l a diminuição da escala b vezes gera um novo número de unidades estruturais,

$$N\left(\frac{l}{b}\right) = N(l)b^{D_f} \quad (3.1)$$

e a dimensão fractal D_f pode ser calculada usando a expressão

$$D_f = \frac{\log \frac{N(\frac{l}{b})}{N(l)}}{\log b} \quad (3.2)$$

No exemplo do fractal geométrico tapete Sierpinski (Figura 3.7), a sua dimensão fractal é dada por

$$D_f = \frac{\log 8}{\log 3} \approx 1,89 \quad (3.3)$$

Em fractais estocásticos, a dimensão fractal pode ser obtida pela expressão:

$$V(R) \propto R^{D_f} \quad (3.4)$$

em que $V(R)$ é o volume da região de dimensão linear R e D_f a dimensão fractal, um número não inteiro e menor do que a dimensão euclidiana D do espaço em que o fractal se encontra ($D_f < D$) (VICSEK, 1989).

As séries temporais também apresentam características fractais (FEDER, 1988; KANTELHARDT, 2012). Em séries temporais, o conceito de fractal pode ser entendido como flutuações em múltiplas escalas de tempo. Essas flutuações temporais são caracterizadas pela auto-similaridade estatística da mesma maneira em que os objetos fractais possuem a auto-similaridade nas várias escalas espaciais. Têm-se como exemplos de processos fractais os intervalos de batimentos cardíacos (PERKIÖMÄKI et al., 1993; MEYER; STIEDL, 2003), dados climáticos (OÑATE RUBALCABA, 1997; BENICIO et al., 2013).

Uma série temporal $y(t)$ possui auto-similaridade com parâmetro α se

$$y(t) = b^\alpha y\left(\frac{t}{b}\right), \quad (3.5)$$

em que “=” significa a igualdade de propriedades estatísticas. Essa igualdade surge após mudanças de escalas de t e $y(t)$ usando fatores diferentes: b para t ($t \rightarrow \frac{t}{b}$) e b^α para $y(t)$ ($y(t) \rightarrow b^\alpha y(t)$). O expoente α chama-se parâmetro de auto-similaridade (VICSEK, 1989).

Numa série temporal que possui auto-similaridade com um parâmetro $\alpha > 0$, as flutuações dentro de um intervalo (subconjunto da série) aumentam seguindo uma lei de potência, de acordo com o tamanho desse intervalo. A partir desta propriedade, é possível mensurar correlações de longo alcance em séries temporais, utilizando técnicas que tem como base propriedades fractais (GRABBE, 1999).

3.2.2. Multifractais

Multifractal pode ser visto como uma extensão dos fractais (LOPES; BETROUNI, 2009). Em um sistema fractal, um único expoente (dimensão fractal) é suficiente para descrever a sua dinâmica. No entanto, em um sistema multifractal, é necessário um conjunto de expoentes (HARTE, 2001). Assim, o objeto multifractal é caracterizado pelas diferentes dimensões fractais. Para testar um objeto geométrico tratado como um multifractal, o primeiro passo é calcular a dimensão de capacidade (calculada usando o método contagem de caixas) (VOSS, 1986) e a dimensão de correlação (calculada usando o método de função de correlação) (GRASSBERGER; PROCACCIA, 1983a, 1983b), e se essas dimensões forem distintas, deve-se realizar a análise multifractal, usando o cálculo de espectro multifractal para descrever as propriedades geométricas do objeto.

No caso de um multifractal geométrico, analisa-se o número de partículas dentro de uma região (TÉL et al., 1989; THEILER, 1990). O cálculo da dimensão multifractal generalizada consiste em cobrir a estrutura analisada com caixas de aresta de tamanho l , variando posteriormente os valores de l , e registrando os valores de M_i (número da massa) dentro da i -ésima caixa, sendo M_o é a massa total e L é a dimensão linear do sistema. A dimensão generalizada D_q para distribuição de massa é definida por (TÉL et al., 1989; VICSEK, 1990)

$$\sum_i \left(\frac{M_i}{M_o} \right)^q \sim \left(\frac{l}{L} \right)^{(q-1)D_q} \quad (3.6)$$

em que q é uma variável contínua que torna possível enfatizar as propriedades fractais em diferentes escalas. As dimensões generalizadas D_0 , D_1 e D_2

representam a dimensão de capacidade (ou contagem de caixas), a dimensão de informação e a dimensão de correlação, respectivamente. Finalmente, $D_{-\infty}$ e $D_{+\infty}$ representam os limites do espectro de dimensões generalizadas, em que a medida de interesse é a mais diluída e mais densa, respectivamente. Em monofractais, todas as dimensões generalizadas são iguais, dando um único valor de dimensão fractal, ou seja, a dimensão fractal é independente de q .

A relação entre a função $D(q)$ e o espectro $f(\alpha)$ é feita via transformação de Legendre (FEDER, 1988):

$$f[\alpha(q, \ell)] = q\alpha(q) - \tau(q) \quad (3.7)$$

em que

$$\alpha(q) = \frac{\partial \tau(q)}{\partial q} \quad (3.8)$$

e

$$\tau(q) \equiv (1 - q)D_q \quad (3.9)$$

No caso de monofractal, a dimensão fractal não depende de q , $D_q \equiv D$ e usando as equações (3.8) e (3.9) tem-se $f(\alpha) = D$ e o espectro $f(\alpha)$ consiste em um único ponto, em que $f(\alpha)$ é igual à dimensão fractal do sistema. Em estruturas multifractais são caracterizadas por um espectro $f(\alpha)$ e esse espectro pode ser entendida como a dimensão fractal.

Nas últimas décadas, a análise multifractal tem sido aplicada com sucesso para caracterizar a complexa organização temporal e espacial de diversos fenômenos naturais. Por exemplo, marcha humana (WEST; SCAFETTA, 2005), fluxo sanguíneo cerebral (WEST et al., 2003), dinâmica de pulsação (IVANOV et al., 1999), contorno das partículas de cinzas vulcânicas (DELLINO; LIOTINO, 2002).

3.2.3. Uso de MF-DFA em dados climáticos

A dinâmica do clima depende de uma diversidade de processos naturais e mostra flutuações aleatórias em diferentes escalas temporais e espaciais. Diante disso, os métodos estatísticos lineares são insuficientes para uma análise completa das séries meteorológicas. Foram desenvolvidas ferramentas não-lineares poderosas para analisar fenômenos tão complexos e revelar propriedades interessantes de séries temporais meteorológicas que não podem ser detectadas usando técnicas lineares. Uma dessas ferramentas é a Análise Multifractal de Flutuação Destendenciada (MF-DFA). Nos últimos anos, tornou-se uma técnica amplamente utilizada para a determinação de propriedades multifractais e a detecção de correlações de longo alcance em dados climáticos.

3.2.3.1. Precipitação

Os autores Kantelhardt et al. (2003) utilizaram seis séries diárias de precipitação registradas em Arhangel'sk (Rússia), Hamburgo (Alemanha), Winnemucca (EUA), Cheyenne (EUA), Viena (Áustria), com o objetivo de estudar suas propriedades multifractais e comparar os métodos MF-DFA com o módulo de transformada wavelet (WTMM) e verificaram resultados semelhantes, dentro de uma margem de erro e que os registros de precipitação apresentaram um baixo grau de multifractalidade.

Du et al. (2013) utilizaram esse método para determinar os limiares de eventos extremos. Em seu estudo, foram usadas as séries temporais de precipitação de uma rede de 90 estações meteorológicas no Nordeste da China e para o período de 1961-2009. Ao comparar os resultados de MF-DFA com três métodos (limiar fixo, desvio padrão e método baseado em percentil), verificaram que o MF-DFA é mais objetivo, rigoroso e científico do que os outros métodos.

As propriedades multifractais das séries diárias de precipitação também foi alvo de estudo de Yu et al. (2014). Eles usaram a abordagem Modelo Multifractal Universal (UMM), baseada no modelo de cascata multiplicativo e no MF-DFA nas séries diárias de precipitação nas estações da bacia do Rio Pérola (China) durante períodos de até 45 anos. Os resultados desses dois tipos de análises multifractais mostram que as séries diárias de precipitação nessa bacia

têm comportamento multifractal em dois intervalos de escala de tempo diferentes. Além disso, após a remoção da tendência sazonal dos dados da precipitação, os valores estimados do expoente do MF-DFA indicam que as séries diárias de precipitação na bacia do rio Pearl não apresentaram correlações a longo prazo.

Baranowski et al. (2015) estudaram em seu estudo as propriedades temporais de séries diárias de precipitação e outras variáveis climáticas (temperatura do ar, velocidade do vento, umidade do ar e radiação global) de estações localizadas na Finlândia, Alemanha, Polônia e Espanha. Os espectros de singularidade indicaram estruturas multifractais. Eles verificaram que o espectro multifractal de precipitação desvia significativamente espectros de outras variáveis climáticas e que a precipitação é a mais vulneráveis a mudanças na dinâmica do clima devido à multifractalidade resultante principalmente da função de densidade de probabilidade e não de correlações de longo alcance.

Krzyszczak et al. (2017a), verificaram, em seu estudo, se as mudanças na dinâmica climáticas podem ser observadas usando o MF-DFA. Para tal, dividiram as séries diárias de precipitação e outras variáveis (temperatura do ar e radiação global) em dois subconjuntos (1980 a 2001 e 2002 a 2010) da Finlândia, Alemanha e Espanha com diferentes zonas climáticas. Nos dois subconjuntos, verificaram propriedades multifractais nas séries de precipitação. No entanto, os espectros multifractais diferem principalmente entre ambos os subperíodos para todas as estações e que multifractalidade é resultante principalmente da função de densidade de probabilidade, fazendo com que a precipitação seja mais vulnerável a mudanças na dinâmica do clima do que outras variáveis climáticas analisadas.

Afim de entender melhor o complexo comportamento das secas na China, os autores Hou et al. (2017) usaram o MF-DFA. Para isso, eles analisaram séries diárias de precipitação no período de 1961 a 2012 das setes subdivisões da China, sendo que cada zona climática e vegetação diferem uma da outra. Os resultados mostram propriedades multifractais nas sete regiões, mas seu grau varia entre as áreas, bem como a sua estacionariedade e persistência.

Krzyszczak et al. (2017b) buscaram, em seu estudo, comparar as propriedades multifractais das séries temporais meteorológicas horárias e diárias de precipitação. Para tal, utilizaram o método MF-DFA. Eles verificaram que o espectro das séries temporais de precipitação difere de outras variáveis climáticas. De acordo com eles, a multifractalidade de precipitação tem duas fontes, as quais são a função de densidade de probabilidade e as correlações de longo alcance, com o domínio de um dependente na escala de tempo. Além disso, a mudança da escala horária para a escala diária teve efeito nas correlações de longo alcance e na amplitude da função de densidade de probabilidade. Nas séries diárias, a contribuição desses dois componentes para multifractalidade foi menor do que na série horária. Isso significa a perda de características multifractais na escala de tempo diária em comparação com as séries temporais por hora.

3.2.3.2. Vento

O primeiro artigo que investigou a multifractalidade usando a metodologia MF-DFA na velocidade do vento foram de Kavasseri e Nagarajan (2005). Analisaram registros horários de velocidade de vento obtidos em quatro locais de grandes potenciais de geração eólica em Dakota do Norte, nos EUA, a uma altura de 20 m acima do nível do solo. Em 2006, esses autores fizeram um novo estudo da velocidade do vento medidas a uma altura de 10m, em 28 estações localizadas em Dakota do Norte. Os resultados desses trabalhos sugerem que a velocidade do vento possui correlações de longo alcance e certas características quantitativas como o espectro ($f(\alpha)$) e as larguras multifractais ($\Delta\alpha$) mantiveram-se independentemente da localização geográfica e da topografia.

Feng et al. (2009) investigaram os registros diários da velocidade do vento em quatro estações meteorológicas selecionadas sobre a China. Os resultados indicaram que a velocidade do vento é caracterizada por correlações de longo alcance. Porém, o comportamento multifractal não é universal sobre a China, apresentando diferentes larguras do espectro ($\Delta\alpha$). De acordo com os autores, tal diferença reflete os diferentes padrões e processos de circulação atmosférica que controlam a área em torno de estações representativas. Já os autores Telesca & Lovallo (2011) analisaram séries horárias medidas em diferentes

alturas do solo, entre 50 m e 213 m em uma estação no norte da Itália. Eles encontraram que a multifractalidade, em todos os casos, é devido às diferentes correlações de longo alcance de pequenas e grandes flutuações. Além disso, os resultados apontam para uma dependência na altura do sensor do vento.

A fim de analisar a dinâmica da velocidade do vento em Petrolina-PE, no Brasil, Figueirêdo et al. (2014) analisaram quatro séries temporais horárias da velocidade média e máxima do vento. Descobriram que ambas as séries exibem propriedades multifractais, com correlações de longo alcance persistentes para pequenas e grandes flutuações. Ademais, a velocidade máxima do vento apresentou maior multifractalidade em relação à velocidade média do vento, devido à maior largura do espectro multifractal. Após randomizar as séries, verificaram que, para a velocidade máxima, a largura do espectro permanece inalterado, indicando que a multifractalidade é devida a uma função de densidade de probabilidade, enquanto que, para a velocidade média do vento, a largura do espectro diminui, indicando que a multifractalidade surge de uma função de densidade de probabilidade e correlações temporais de longo alcance.

Fortuna et al. (2014) aplicaram o MF-DFA em séries temporais de velocidade do vento em diferentes estações nos EUA e na Itália. Todos eles foram caracterizados por valores semelhantes da largura multifractal ($\Delta\alpha$), variando entre 0,39 e 0,59, com largura média $\Delta\alpha = 0,47$.

Os autores Baranowski et al. (2015), em seu estudo, também avaliaram propriedades multifractais de séries diárias de velocidade do vento de seis estações localizadas na Finlândia, Alemanha, Polônia e na Espanha. Os espectros de singularidade indicaram estruturas multifractais nessas estações e a principal fonte da multifractalidade são as correlações de longo alcance. A diferença mais alta na largura dos espectros ($\Delta\alpha$) é observada para a velocidade do vento (0,14), entre locais poloneses. O parâmetro α_0 é quase indistinguível entre todas as estações. Apenas o parâmetro de assimetria (Δ_{Ass}) difere muito entre as duas estações poloneses (Lublin e Grabow). Isso pode ser explicado pelo fato de Lublin estar situado dentro da área da cidade, enquanto Grabow é um campo. O último está localizado perto do rio Vístula, que influencia a circulação de ar nessa área. Essa influência é especialmente refletida na

diferença de sinal no parâmetro de assimetria da velocidade do vento na estação de Grabow, indicando ventos extremos dominantes.

Telesca et al. (2016) investigaram as características de séries temporais de médias de 10 min de velocidade de ventos em seis estações meteorológicas na Suíça, localizadas em locais com diferentes altitudes e condições geomorfológicas. Verificaram que todas as séries temporais da velocidade do vento são moduladas por períodos de componentes de 1 dia e 12 h, ligados à variação diária de temperatura e pressão devido ao pôr do sol e ao nascer do sol. Além disso, em todos os casos examinados, eles descobriram que a velocidade do vento é persistente e multifractal em prazos maiores e antipersistentes e monofractal (ou fracamente multifractal) em prazos menores. Tais características encontradas não parecem depender da altitude, porque todas as séries de velocidade do vento compartilham das mesmas características.

Diferente de muitos estudos, em que investigam as características de séries horárias ou diárias da velocidade do vento, os autores Zeng et al. (2016), estudaram a velocidade do vento amostradas em diferentes frequências, entre 0,5 a 50 hertz. As séries temporais de velocidade apresentaram uma multifractalidade, que está relacionada a correlações de longo alcance. Além disso, a partir dos parâmetros multifractais (expoente generalizado de Hurst $h(q)$, a largura do espectro multifractal $(\Delta\alpha)$ e o máximo (α_0)), verificou-se que, quando a frequência de amostragem é superior a 2 hertz, o grau de multifractalidade não é afetado pela frequência de amostragem, já quando é inferior a essa frequência, o grau de multifractalidade torna-se significativamente fraco. O máximo (α_0) diminui com a diminuição da frequência de amostragem, sendo assim, a frequência mais baixa parece mais regular em relação à frequência mais alta.

Weerasinghe et al. (2016), analisaram a variação sazonal da velocidade do vento e da direção do vento registrada em intervalos de 10 min. As medidas foram realizadas em Hambanthota, um local localizado no cinturão costeiro do sul do Sri Lanka, que possui um alto potencial de geração de energia eólica. Observaram que a mudança sazonal da direção do vento exhibe diferentes comportamentos de escala. Já em relação às alturas, não foram observadas

nenhuma diferença no comportamento da escala. O grau de multifractalidade é mais alto para a direção do vento quando comparado com a velocidade do vento para cada estação.

Os autores Laib et al. (2018) investigaram as propriedades da velocidade do vento em 119 estações meteorológicas distribuídas pelo território da Suíça usando essa metodologia. Seus resultados apontaram para um comportamento persistente de quase todas as séries (indicada por um expoente de Hurst maior que 0,5), e o alto de grau multifractalidade com uma dominância relativa das grandes flutuações na dinâmica da velocidade do vento, especialmente no planalto suíço, que é compreendido entre as cordilheiras Jura e Alpes.

3.2.3.3. Temperatura

Lin & Fu (2008) estudaram os registros diários de temperatura em 191 estações meteorológicas sobre a China. Verificaram que os registros de temperatura demonstram a presença de comportamento multifractal. Mas o grau de multifractalidade não é universal em relação à China. Para as estações no sul da China e no norte da China, os registros de temperatura exibem um comportamento multifractal muito forte; já nas estações no noroeste da China, no sudoeste da China, no nordeste da China e nas áreas entre o rio Yangtze e o rio Huanghe, a multifractalidade quase desaparece. Tal diferença reflete os diferentes processos dinâmicos do clima que controlam a área em torno de diferentes estações meteorológicas.

A aplicação de MF-DFA nos registros diários da temperatura da superfície do solo de quatro estações meteorológicas da China revelou diferenças consideráveis dos expoentes de Hurst generalizados entre as estações (JIANG et al., 2013). Esses resultados indicam que o comportamento multifractal da temperatura da superfície do solo não é universal e depende da localização geográfica da estação.

Os autores Yuan et al. (2013), analisaram o comportamento multifractal da amplitude diária da temperatura de 100 estações sobre a China durante o período de 1956 a 2010 usando o MF-DFA. No entanto, não utilizaram a abordagem mencionada por Kantelhardt et al. (2006), para estimar os espectros de singularidade. Em vez disso, usaram simulações de Monte-Carlo, com as

quais obtiveram dois critérios que podem ser usados para decidir se uma série temporal é significativamente multifractal ou não: amplitude de $h(q)$, definida como Δ_σ , é dado pela diferença do maior valor $h(q) + \sigma_q$ e o menor valor de $h(q) - \sigma_q$, (σ_q é o desvio padrão). Além disso, definiram outro critério $\Delta_{0,95}$ que pode ser usado para determinar se o comportamento multifractal é significativo ou não, dentro do nível de confiança de 0,95. A partir das simulações de Monte Carlo, determinaram os critérios $\Delta_\sigma = 0,032$ e $\Delta_{0,95} = 0,06$, o que significa que se a largura do espectro ($\Delta\alpha$) é maior que 0,032, a série é multifractal e se $\Delta\alpha > \Delta_{0,95}$ o comportamento multifractal é considerado significativo. Caso contrário, se $\Delta\alpha < \Delta_\sigma$ não existem comportamentos multifractal ou pode haver um fraco comportamento multifractal. Com esses critérios, foi possível observar uma dependência geográfica dos comportamentos multifractal, ao longo da região sul e norte da China, e o rio Yangtze é aproximadamente a linha divisória. No norte do rio Yangtze, quase todas as séries não são consideradas multifractais, enquanto, ao Sul do rio Yangtze, os resultados são completamente o oposto.

A correlação de longo alcance em séries mensais de anomalias da temperatura do ar perto da superfície, sobre a Terra global, Hemisfério Norte e Sul foi alvo de estudo de Luo & Wang (2014). Os resultados sugerem que a anomalia de temperatura global é correlacionada a longo prazo e que a correlação de longo alcance no Hemisfério Norte é mais forte do que no Hemisfério Sul. Em comparação com regiões continentais, a ilha e as áreas costeiras mostram uma correlação mais forte a longo prazo ou a persistência a longo prazo. Além disso, verificaram que as séries de temperatura é multifractal e o grau de multifractalidade é distribuído de forma heterogênea sobre a terra global.

As propriedades multifractais de séries de temperatura extrema (mínima e máxima) foram estudadas por Burgueño et al. (2014). Eles aplicaram o MF-DFA em de séries diárias, obtidas de 65 estações localizadas na Catalunha (NE Espanha), no período de 1950 a 2004. A partir dessa metodologia, foram extraídos parâmetros multifractais (H , α_0 , Δ_{ASS} , $\Delta\alpha$), com o objetivo de encontrar padrões espaciais da multifractalidade. Sem perder informações relevantes, utilizaram a análise de componentes principais a partir desses quatro parâmetros. Além disso, a fim de quantificar a complexidade da série diária de

temperatura extrema, os autores propuseram um índice de complexidade normalizado (IC), definido a partir de parâmetros α_0 , Δ_{ASS} e $\Delta\alpha$, descartando o expoente de Hurst devido à sua forte relação linear com α_0 . Os autores não encontraram padrões espaciais claros dos parâmetros do espectro multifractal, os escores dos fatores deduzidos da análise do Componente Principal indicaram alguns sinais de gradientes espaciais. De acordo com os autores, mesmo que a distribuição espacial desses parâmetros e do IC não apresentem padrão espaciais, não se deve descartar que esses possam depender de variáveis topográficas, como altitude acima do nível do mar e inclinação orográfica, direção do vento e tipo de terreno (árido, semiárido ou molhado).

Os autores Das & Ghosh (2014) propuseram uma abordagem de previsão a curto prazo para a temperatura da superfície terrestre de Kolkata, na Índia, usando a análise multifractal. Inicialmente, é capturada as regularidades naturais na dinâmica das séries temporais da temperatura da superfície terrestre, estimando as dimensões multifractais generalizadas, usando o método MF-DFA, e então, prevê a futura série com base nas regularidades. E essa abordagem foi comparada com alguns métodos populares de previsão estatística, tais quais: o modelo auto-regressivo integrado de médias móveis (ARIMA) e o modelo exponencial. Todos os métodos foram comparados com base em duas métricas de erro padrão para predição: erro quadrático médio (RMSE) e erro absoluto médio (MAE). Os resultados mostraram que a abordagem proposta prevê mais precisamente do que as outras técnicas de predição.

As propriedades multifractais de séries mensais de anomalias da temperatura global no período de 1850 a 2012 foram investigadas por Mali (2015). Eles verificaram que as séries de anomalias possuem propriedades multifractais, e essa multifractalidade nessas séries é desenvolvida a partir da correlação de longo alcance e a função de densidade de probabilidade.

Baranowski et al. (2015) também estudaram as propriedades da temperatura do ar de estações localizadas na Finlândia, Alemanha, Polônia e Espanha. Verificaram propriedades multifractais nas séries diárias de temperatura do ar, e sua multifractalidade é devido, principalmente, às correlações de longo alcance para pequenas e grandes flutuações. Dentre as variáveis estudadas neste trabalho, o valor mais alto do parâmetro α_0 pode ser

observado para radiação solar e temperatura do ar ($\alpha_0 \geq 0,83$), o que significa que a radiação solar e a temperatura do ar são caracterizadas por uma estrutura mais fina do que a precipitação ($0,57 \leq \alpha_0 \leq 0,62$).

O comportamento espacial e temporal das séries de anomalias diárias da temperatura do ar e da superfície da China foram estudados por Jiang et al. (2016). Para tal, eles analisaram séries diárias de 417 estações meteorológicas. Eles descobriram que os registros da temperatura do ar e da superfície exibem diferentes comportamentos fractal e multifractal, enquanto que a força dos comportamentos multifractal parece não universal em relação à China. No total, 81% das estações de temperatura da superfície e 93% das estações da temperatura do ar apresentaram comportamento multifractais. As características multifractais para a temperatura do ar diminuem com o aumento da latitude no sul da China e são fortes ao longo do litoral. Não há regularidades óbvias para a temperatura da superfície. Comparando o comportamento multifractal dessas variáveis, existem diferenças de escala em diferentes estações meteorológicas, e tais diferenças podem ser causadas pelo diferente terreno, diferença terra-mar e condições climáticas.

Kalamaras et al. (2017), examinaram as propriedades de escala das séries temporais diárias de temperaturas do ar (média, máximas e mínimas), obtidas da estação meteorológica do aeroporto de Souda, localizada na parte ocidental da ilha de Creta, na Grécia. Verificaram que, em geral, todas as três séries temporais exibem um comportamento multifractal, e possuem correlações positivas a longo prazo, a multifractalidade é mais fraca para grandes flutuações (valores q positivos) e que sua estrutura multifractal é insensível às flutuações locais com grandes magnitudes. E ainda foi verificado que a multifractalidade é devido a diferentes correlações de longo alcance para pequenas e grandes flutuações.

Krzyszczak et al. (2017a), verificaram que as séries meteorológicas de temperatura do ar, divididas em dois subconjuntos (1980 a 2001 e 2002 a 2010), também apresentaram propriedades multifractais nos dois subperíodos. Tal multifractalidade é devido, principalmente, às correlações de longo alcance. Os espectros multifractais também diferem principalmente entre ambos os subperíodos para todas as estações.

Santos et al. (2018), analisaram as propriedades multifractais da temperatura máxima no Nordeste brasileiro. Os resultados apontaram que o processo que gera a variabilidade da temperatura média do ar segue a dinâmica multifractal, com maior influência da componente sazonal sobre as séries. Observaram uma autocorrelação persistente, com persistência mais forte na proximidade da linha do Equador. O grau de multifractalidade varia conforme a classificação climática local, em que as maiores larguras do espectro estão localizadas nas regiões de Zona da Mata e Agreste, e as menores, nas regiões do Sertão Nordestino e Meio Norte.

3.2.3.4. Umidade relativa

Os autores Li-Hao & Zun-Tao (2013), utilizaram o método MF-DFA para estudar o comportamento multifractal de séries diárias da umidade relativa obtidas de 191 estações meteorológicas espalhadas pela China, no período de 1951 a 2000. Para quantificar esse comportamento, extraíram três parâmetros do espectro de singularidade (largura do espectro ($\Delta\alpha$), assimetria (Δ_{Ass}) e o expoente de correlação de longo alcance (α_0)). Os resultados mostraram que, na maioria das estações, os registros diários de umidade apresentaram multifractalidade e é principalmente devido à função de distribuição da densidade de probabilidade. A partir do parâmetro $\Delta\alpha$, verificaram que aproximadamente 30% a 40% dos registros totais estão dentro de $\Delta\alpha < 0,3$, e estes podem ser considerados como registros com comportamento fractal ou um fraco comportamento multifractal. Os registros com $\Delta\alpha > 0,3$, no entanto, são multifractal e é principalmente causada por diferentes correlações de longo alcance pequenas e grandes flutuações de umidade relativa ou a complexidade dos processos físicos que determinam a variação de umidade relativa na natureza. O comportamento multifractal mais forte foram observadas em algumas estações no Yunnan, Guangdong e as províncias da Mongólia. Em relação ao parâmetro Δ_{Ass} , encontraram mais espectros singulares simétricos, porém, alguns exibem assimetria esquerda, o que reflete as correlações de longo alcance de pequenas flutuações que são mais complexas do que grandes flutuações, e os espectros exigem uma maior escala de expoentes para caracterizar sua variação. No geral, a assimetria dos registros de umidade relativa é fraca, com exceção de um pequeno número de estações no extremo

leste e oeste da China, onde o espectro de singularidade é distorcido; já nas grandes regiões, entre 100° E e 115° E, os espectros de singularidade dessas estações são simétricos, o que reflete a regularidade das flutuações da umidade relativa. Ao analisarem o parâmetro α_0 , as correlações de longo alcance no norte da China são mais fortes do que as do sul da China, o que indica uma melhor previsibilidade no norte da China.

Com o objetivo de analisar o comportamento multifractal da umidade relativa do ar, Baranowski et al. (2015) aplicaram o método MF-DFA em séries diárias da umidade relativa do ar de seis estações localizadas na Finlândia, Alemanha, Polônia e Espanha, no período de 1980 a 2010. Eles verificaram propriedades multifractais nas séries e é devido, principalmente, às correlações de longo alcance para pequenas e grandes flutuações. Para determinar se as mudanças na dinâmica de séries meteorológicas os dados foram divididos em 2 conjuntos de dados, sendo o primeiro de 1980 a 1995 e o segundo de 1996 a 2010. Comparando os parâmetros multifractais (largura do espectro ($\Delta\alpha$), assimetria (Δ_{Ass}) e o expoente de correlação de longo alcance (α_0)), observaram diferenças consideráveis entre os períodos analisados, especialmente para Δ_{Ass} e $\Delta\alpha$, entre várias estações. As diferenças mais baixas foram observadas para α_0 , indicando que a estrutura de todos os sinais estudados foi preservada nos dois períodos estudados. Diante dos resultados, os autores concluíram que as propriedades multifractais podem ser consideradas como bons indicadores de mudanças na dinâmica dos sinais meteorológicos.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Dados

Os dados utilizados são séries históricas diárias de temperatura do ar, (mínima, média e máxima) umidade relativa média do ar e velocidade média do vento, obtidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), em 265 estações meteorológicas distribuídas no Brasil, localizadas em diferentes regiões. Destas estações, 35% estão localizadas no Nordeste, 26% no Sudeste, 15% no Norte, 12% no Sul e 11% no Centro Oeste. A série de amplitude térmica foi obtida pela diferença entre as séries de temperaturas do ar máximas e mínimas. As séries são compostas por observações diárias realizadas entre os anos de 1990 a 2017.

Figura 4.1: Disposição espacial das estações meteorológicas do INMET localizadas no Brasil, conforme as diferentes regiões.



Fonte: elaborada pela autora.

Para eliminar o efeito da variação sazonal dos dados, foram utilizadas medidas de anomalia das séries diárias em estudo. As séries temporais de anomalias y_i são obtidas através de uma normalização diária das séries (KANTELHARDT et al., 2006),

$$y_{di} = \frac{x_{di} - \bar{x}_{di}}{s_{di}}, \quad (4.1)$$

em que x_{di} é cada valor observado em determinado dia, \bar{x}_{di} é a média e s_{di} é o desvio padrão correspondente à data do calendário em que ocorreu a observação. Por exemplo, na normalização da observação da temperatura do ar média em 1º de janeiro de 2017, deve-se subtrair dessa observação a média da temperatura do ar média de todos os dias 1º de janeiro do período estudado, e após, dividir o resultado pelo desvio padrão de todos os dias 1º de janeiro do mesmo período.

4.2. Análise Multifractal de Flutuações Destendenciada (MF-DFA)

O método MF-DFA foi introduzido por Kantelhardt (2002), para quantificar correlações em séries temporais multifractais não estacionárias. Basicamente, o algoritmo de aplicação desse método consiste em calcular a função de flutuação $F_q(n)$, o expoente de Hurst generalizado $h(q)$, o expoente de escala multifractal $\tau(q)$ (expoente de Rényi), expoente de Holder α e o espectro multifractal $f(\alpha)$, bem como analisar as relações entre esses parâmetros. O algoritmo consiste em cinco passos, dos quais os três primeiros são idênticos aos do método DFA.

Seja uma série temporal $y_i, i = 1, 2, \dots, N$, então:

- i) Inicialmente, a série temporal original y_i é integrada, ou seja, calcula os desvio da série ajustada (excluindo a média), transformando-a em uma espécie de passeio aleatório. Tem-se que:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y}), \quad k = 1, \dots, N \quad (4.2)$$

em que $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(i)$ representa a média da série $y(i)$.

- ii) Em seguida, a série integrada $y(k)$ é dividida em $N_s = \text{int}[N/s]$ segmentos (intervalos) não sobrepostos de comprimentos iguais a s .
- iii) Por conseguinte, para cada um dos segmentos N_s calcula a tendência local $y_{s,v}(k)$ pelo ajuste linear ou polinomial, de modo que suas

variâncias por segmentos $v = 1, \dots, N_s$ são estimados através da equação (4.3):

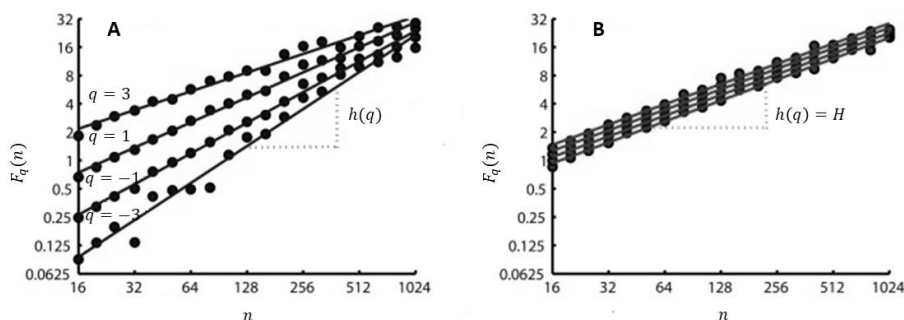
$$F^2(s, v) = \frac{1}{n} \sum_{i=(v-1)s+1}^{sv} [y(k) - y_{n,s}(k)]^2 \quad (4.3)$$

- iv) Calcular-se o valor médio sobre todos os segmentos para obter a função de flutuação de ordem q :

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{N_n} \sum_{v=1}^{N_n} [F^2(s, v)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}} \quad (4.4)$$

em que q pode assumir qualquer valor real, exceto zero ($q \neq 0$). Para $q = 0$, $F_q(n)$ é calculada como $[F_\varepsilon(n) - F_{-\varepsilon}(n)]/2$, em que $\varepsilon \rightarrow 0$ (na prática, pode ser utilizado um valor pequeno, como e.g. $\varepsilon = 0,001$). Esse cálculo se repete para diferentes tamanhos dos segmentos, fornecendo a relação entre a função de flutuação e o tamanho do segmento n . Em aplicações na prática, o valor de q é truncado em valores positivos e negativos. No presente estudo, o q varia de -10 a 10 . Para $q = 2$, o procedimento é DFA. Na Figura 4.2 observa-se a dependência entre a função de flutuação e os valores diversos de q para duas séries, sendo uma com o comportamento multifractal, em que há mudança da inclinação das retas quando se muda o valor de q , gerando diversos coeficientes angulares, os quais representam os valores do expoente generalizado $h(q)$, indicando que um só expoente não é suficiente para caracterizar seu comportamento (Figura 4.2 A) e a outra com o comportamento fractal, a inclinação é a mesma para todas as retas, indicando que o expoente de Hurst independe de valores de q , ou seja, é constante (Figura 4.2 B).

Figura 4.2: Comportamento de escala da função de flutuação para séries com comportamento multifractal (A) e fractal (B).



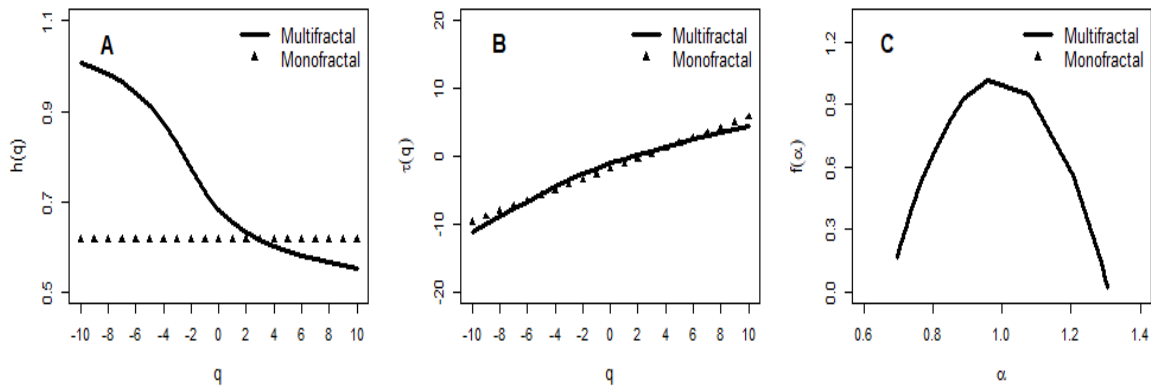
Fonte: Ihlen (2012) adaptada pela autora.

- v) E por fim, determina o comportamento de escala da função de flutuação, analisando o gráfico $\log F_q(n)$ versus $\log n$ para cada valor de q . Se a série y_i possui as correlações de longo alcance, a função de flutuação $F_q(n)$ aumenta com n , como uma lei de potência,

$$F_q(n) \sim n^{h(q)} \quad (4.5)$$

em que $h(q)$ é o expoente generalizado de Hurst (KANTELHARDT et al., 2002). A série apresenta não estacionariedade quando o expoente dessa lei de potência apresenta dependência em q . Quando $q = 2$, este expoente é semelhante ao expoente padrão de Hurst, ou seja, $h(2) \sim H$ (HURST, 1965). Para valores positivos de q , $h(q)$ descreve a invariância escalar dos segmentos com grandes flutuações e, para valores negativos de q , $h(q)$ descreve a invariância escalar dos segmentos com pequenas flutuações. Em processos monofractal, o valor do expoente $h(q)$ independente de q , sendo que $F^2(n, s)$ é idêntico para todos os segmentos n , de modo que $h(q) = H$ (Figura 4.3 A). No entanto, em processos multifractal, $h(q)$ é uma função decrescente de q , significando existência de uma hierarquia de expoentes de correlação e uma maior complexidade de organização temporal.

Figura 4.3: Análise multifractal.



Fonte: elaborada pela autora.

Os expoentes de Hurst generalizado $h(q)$, está diretamente relacionados aos expoentes de Rényi (1976), denominados $\tau(q)$, e definidos pela análise multifractal como (KANTELDHARDT et al., 2002),

$$\tau(q) = qh(q) - 1 \quad (4.6)$$

Para séries monofractais, $\tau(q)$ é uma função linear de q , e para séries multifractais, $\tau(q)$ é uma função não linear de q (Figura 4.3 B). Além da forma funcional $h(q)$, pode-se caracterizar a multifractalidade de uma série temporal através do espectro de singularidade $f(\alpha)$ relacionado $\tau(q)$ via transformação de Legendre,

$$\alpha = \tau'(q) = \frac{\partial \tau(q)}{\partial q} \quad f(\alpha) = q\alpha - \tau(q) \quad (4.7)$$

em que α é o poder de singularidade ou expoente Holder, enquanto $f(\alpha)$ denota a dimensão do subconjunto da série caracterizado por α . Usando a equação (4.6), pode-se relacionar diretamente α e $f(\alpha)$ a $h(q)$,

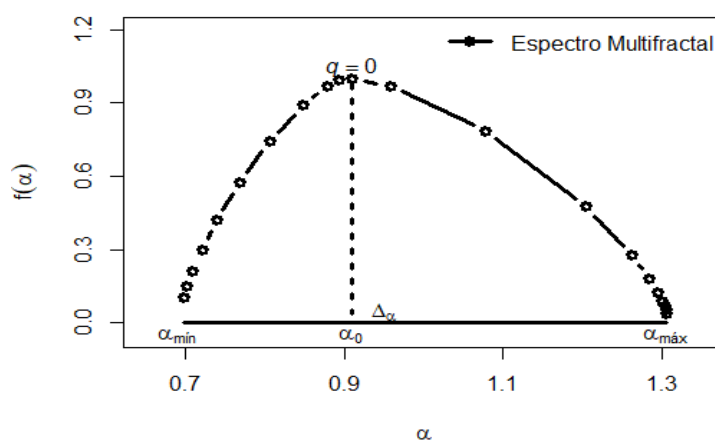
$$\alpha = h(q) + qh'(q) \quad f(\alpha) = q[\alpha - h(q)] + 1 \quad (4.8)$$

Em séries monofractais, o espectro é representado por apenas um ponto, no entanto, em uma série multifractal, o espectro é representado por uma função

côncava para baixo, em que $f(\alpha)$ avalia o grau de multifractalidade do processo (FEDER, 1988; KANTELHARDT et al., 2002) (Figura 4.3 C)

O espectro multifractal fornece a quantificação detalhada de características de correlação de longo alcance de uma série temporal. Um conjunto de parâmetros pode ser extraído a partir dos espectros multifractais (Figura 4.4) (SHIMIZU et al., 2002; TELESCA et al., 2003; DUARTE-NETO et al., 2014):

Figura 4.4: Representação esquemática dos parâmetros multifractais extraídos a partir do espectro multifractal.



Fonte: elaborada pela autora.

- i) α_0 , a posição do máximo do espectro de singularidade $f(\alpha)$, que corresponde ao ponto em que $q \rightarrow 0$. O parâmetro α_0 , é chamado de expoente de escala ou de correlação que representa as propriedades de correlação da série.
- ii) $\Delta\alpha$, a largura ou amplitude do espectro é a estimativa do intervalo de α onde $f(\alpha) > 0$, obtido como $\Delta\alpha = \alpha_{m\acute{a}x} - \alpha_{m\acute{i}n}$.
- iii) Δ_{Ass} , é o parâmetro de assimetria que pode ser quantificado por

$$\Delta_{Ass} = \frac{\alpha_{m\acute{a}x} - \alpha_0}{\alpha_0 - \alpha_{m\acute{i}n}}$$

Esses parâmetros descrevem a multifractalidade do sinal e, conseqüentemente, a "Complexidade" da série temporal. O parâmetro α_0 fornece uma estimativa do expoente de Hurst (SHIMIZU et al., 2002), no qual, para um valor de $\alpha_0 = 0,5$, não existe correlações de longo alcance presentes na série, ou seja, é totalmente aleatória. $\alpha_0 > 0,5$ indica um processo

correlacionado ou persistente, então, $\alpha_0 < 0,5$ é um processo anti-correlacionado ou anti-persistente. O parâmetro $\Delta\alpha$ mede a amplitude de expoentes fractais necessários para descrever o sinal, ou seja, mede a largura do espectro multifractal $f(\alpha)$. Quanto maior o seu valor, mais forte são as características multifractais, ou seja, quanto mais amplo o espectro, mais rico e complexo é a estrutura com maior grau de multifractalidade. Por outro lado, um pequeno valor de amplitude aproxima-se de um limite monofractal (SEN, 2007). No entanto, para séries monofractais, a largura do espectro passa a ser zero. O Parâmetro Δ_{ASS} funciona como uma medida do domínio de pequenas e grandes flutuações do espectro multifractal. Se $\Delta_{ASS} = 1$ significa que o espectro é simétrico, o que indica que as flutuações baixas e altas governam mais ou menos igualmente a dinâmica da série. $\Delta_{ASS} < 1$ significa que é assimétrico à esquerda, indicando uma dominância das grandes flutuações no espectro multifractal, enquanto que $\Delta_{ASS} > 1$ significa que o espectro possui uma assimetria à direita, indicando que subconjuntos com pequenas flutuações tem maior contribuição do espectro multifractal (SHIMIZU et al., 2002).

Kantelhardt et al. (2002), indicou que as séries temporais têm duas possíveis fontes de multifractalidade: (i) multifractalidade devido a uma função de densidade de probabilidade e (ii) multifractalidade devido a diferentes correlações de longo alcance para pequenas e grandes flutuações. Para testar a fonte de multifractalidade, a série é randomizada para remover quaisquer correlações temporais. Se a série randomizada perde a propriedade multifractal, significa que as correlações de longo prazo desempenham o papel principal, pois a série randomizada perde a propriedade multifractal, uma vez que todas as correlações de longo alcance são desfeitas por um procedimento de randomização. Se a multifractalidade na série temporal é devido a uma função de densidade de probabilidade, a multifractalidade não pode ser diferente após a randomização das séries. Já se ambos os tipos de multifractalidade estiverem presentes, a série randomizada mostrará uma multifractalidade mais fraca do que a série original.

Para verificar as fontes de multifractalidade das séries temporais de cada variável, aplicou-se o método MF-DFA nas séries temporais randomizadas, para obter os parâmetros multifractais. Posteriormente, comparou-se a largura do

espectro das séries originais e randomizadas. Então, calculou-se a diferença desses parâmetros:

$$\Delta_d = \Delta\alpha - \Delta_{rand} \quad (4.9)$$

em que Δ_d é a diferença da largura do espectro das séries originais e randomizadas; $\Delta\alpha$ é a largura do espectro das séries originais e Δ_{rand} é a largura do espectro das séries randomizada. Se $\Delta_d = 0$ a função de probabilidade dos valores da série é a causa da multifractalidade ($\Delta\alpha = \Delta_{rand}$), se $\Delta_d > 0$ indica que a largura do espectro diminui depois da randomização das séries. Assim, a causa de multifractalidade são a função densidade de probabilidade dos valores e as correlações temporais ($\Delta\alpha > \Delta_{rand}$), já se $\Delta_d = \Delta\alpha$ a causa da multifractalidade é devido às correlações de longo alcance ($\Delta_{rand} = 0$).

4.2.1. Índice de complexidade normalizado (IC)

Para quantificar a complexidade de uma série temporal, (BURGUEÑO et al., 2014), propôs-se o Índice de Complexidade Normalizado (IC), definido a partir dos parâmetros α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass} extraídos do espectro multifractal. Para a definição do IC, deve-se realizar a padronização desses parâmetros ($Z(\alpha_0)$, $Z(\Delta\alpha)$ e $Z(\Delta_{Ass})$). Em seguida, a variável Z é proposta:

$$Z = Z(\alpha_0) + Z(\Delta\alpha) + Z(\Delta_{Ass}) \quad (4.10)$$

Para uma melhor interpretação de Z , isso é padronizado, sendo definido IC como:

$$IC(Z) = \frac{Z - \bar{Z}}{S(Z)} \quad (4.11)$$

em que \bar{Z} é a média e $S(Z)$ é o desvio padrão de Z . Se $IC(Z) \geq 0$ a série apresenta “alta complexidade”, e “baixa complexidade” se $IC(Z) < 0$.

4.3. Interpolação dos parâmetros multifractais

Após obter as estimativas dos parâmetros multifractais das 265 estações, utilizou-se interpolação espacial para ampliar a estimação para todo território brasileiro, com o objetivo de avaliar a variabilidade espacial dos parâmetros multifractais. Dentre os diversos métodos de interpolação, foi usado, neste trabalho, o Inverso da distância ponderada (IDW), pois tem sido amplamente usado em dados climáticos (JONES et al., 1986; XIA et al., 1999; CHEN; LIU, 2012; WANG et al., 2014; YANG et al., 2015; SWAIN; PATRA, 2018).

4.3.1. Inverso da distância ponderada (IDW)

O método IDW foi proposto por Shepard (1968) e pressupõe que quanto mais distante um ponto observado estiver do estimado, menor será seu peso, ou seja, menor será sua influência sobre o valor de inferência. Formalmente, esse método é usado para estimar o valor desconhecido $\hat{Z}(s_0)$ na localização s_0 , dados os valores Z observados em locais amostrados s_i da seguinte maneira:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i) \quad (4.12)$$

em que $\hat{Z}(s_0)$ é o valor estimado para o local s_0 ; λ_i são os pesos atribuídos da i -ésima localidade vizinha; $Z(s_i)$ são os valores observados; e N é o número de pontos observados. Essencialmente, o valor estimado em s_0 é uma combinação linear dos pesos (λ_i) e dos valores observados em s_i , onde λ_i é frequentemente definido como

$$\lambda_i = \frac{d_{i0}^{-p}}{\sum_{i=1}^N d_{i0}^{-p}} \quad (4.13)$$

Na equação (4.13), o numerador é o inverso da distância d_{i0} entre o local estimado s_0 e s_i com uma potência p , e o denominador é a soma de todos os pesos de distância inversa para todos os locais i , de modo que a soma de todos os λ_i para um ponto sem amostragem será a unidade, ou seja, $\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$. Pode-se atribuir diferentes valores a potência “ p ”, sendo que quanto maior for o valor

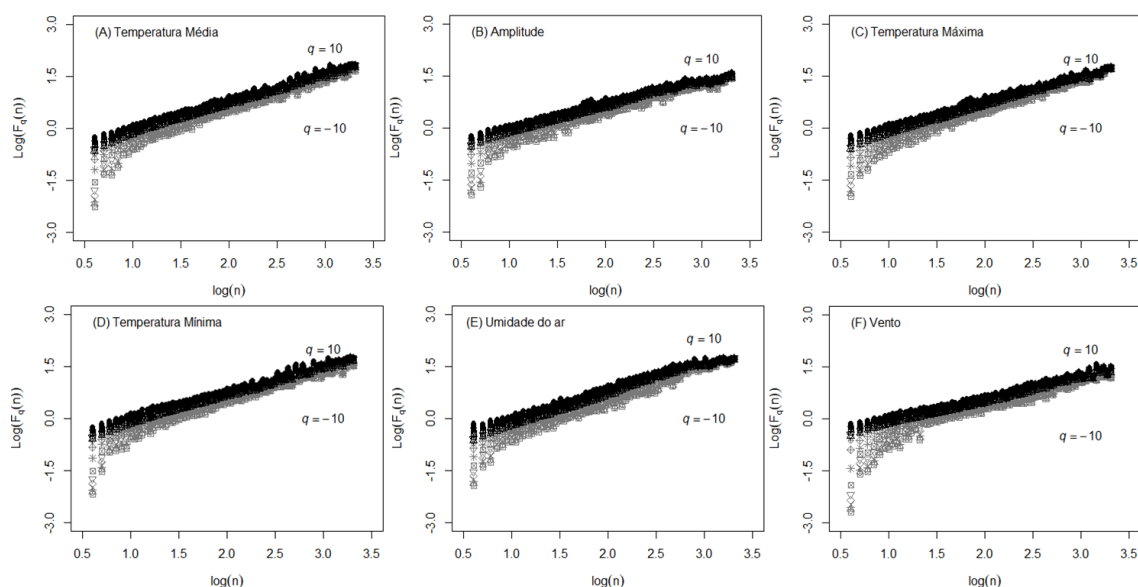
dessa potência maior será a influência dos vizinhos mais próximos $Z(s_i)$ no valor estimado para o ponto $\hat{Z}(s_0)$. Inversamente, quanto menor for o valor de p , menor será a influência dos vizinhos mais próximos. Portanto, quando o expoente p aumenta, o peso diminui para pontos distantes e aumenta para pontos mais próximos. Se $p = 0$ não há diminuição ou aumento do peso com a distância, pois cada λ_i terá a mesma influência sobre os valores interpolados; se $p = 1$, esta é uma simples interpolação linear entre os pontos; se $p = 2$, haverá uma forte influência para pontos mais próximos e uma leve influência para pontos mais distantes (LU; WONG, 2008; SILVA, 2015). Em outras palavras, o valor interpolado é uma média dos valores observados, ponderados pelo λ_i . O valor frequentemente utilizado na literatura é $p = 2$, assim, neste trabalho, adotou-se um valor de $p = 2$. Outra observação é que o método possui uma tendência a formar contornos concêntricos ao redor dos pontos de amostragem (ANDRIOTTI, 2013).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Todos os resultados foram obtidos a partir do método MF-DFA, assim como as médias e desvios das observações, foram interpolados e explicitados espacialmente sob o mapa do Brasil. Essa interpolação deu-se com o uso do método IDW. Foram obtidos os valores das médias e desvios padrão das séries históricas diárias de temperatura do ar (mínima, média e máxima), umidade relativa média do ar e velocidade média do vento, em cada uma das 265 estações meteorológicas, distribuídas espacialmente no território brasileiro, como já visto na Figura 4.1 (ver pag. 35). Para a análise multifractal, foram utilizadas as séries de anomalias de cada variável de estudo.

Para representar essas estações na análise multifractal, foi escolhida a estação meteorológica de Aimores - MG para exibir os gráficos da função de flutuação $F_q(n)$ versus o tamanho de caixa (n) (Figura 5.1), expoente generalizado de Hurst $h(q)$ (Figura 5.2 A), expoente de Rényi $\tau(q)$ (Figura 5.2 B) e o Espectro Multifractal $f(\alpha)$ (Figura 5.2 C). Observa-se na Figura 5.1 que a função de flutuação $F_q(n)$ exibe um comportamento linear na escala logarítmica para $q = -10, \dots, 10$, indicando comportamento multifractal para todas as variáveis estudadas.

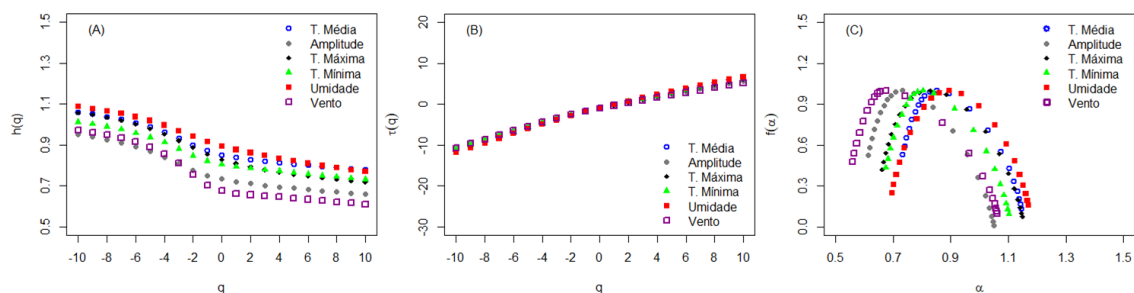
Figura 5.1: Função de flutuação das séries temporais de anomalias de (A) temperatura média, (B) amplitude, (C) temperatura máxima, (D) temperatura mínima, (E) umidade do ar e (F) velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.



Fonte: elaborada pela autora

O expoente generalizado de Hurst $h(q)$ e o expoente de Rényi $\tau(q)$ são estimados para $q = -10, \dots, 10$ através da Eq.(4.5) e Eq. (4.6), respectivamente. O expoente generalizado de Hurst $h(q)$ é uma função decrescente e o expoente de Rényi $\tau(q)$ é não linear como pode ser observado na Figura 5.2 A e B, característico de processos multifractais. Verifica-se ainda que os valores de $h(q)$ para todas as estações são maiores que 0,5, indicando um comportamento persistente para subconjuntos de pequenas e grandes flutuações, usando como exemplo a temperatura do ar, se dias quentes/frios tendem a ser sucedidos por dias quentes/frios. Na Figura 5.2 C, há o espectro multifractal $f(\alpha)$ para as anomalias das variáveis estudadas. Observa-se que em todas as variáveis são exibidas uma forma côncava para baixo com um ponto máximo, reafirmando a presença de multifractalidade.

Figura 5.2: (A) Expoente generalizado de Hurst $h(q)$, (B) Expoente de Rényi $\tau(q)$ e (C) Espectro Multifractal $f(\alpha)$ das séries temporais de anomalias de temperatura média, amplitude, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.



Fonte: elaborada pela autora

A partir dos espectros multifractais foram extraídos os parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) e com base nesses parâmetros foram calculados o índice de complexidade (IC) como descrito no capítulo 4. Os parâmetros multifractais são apresentados na Tabela 1. Observa-se que o parâmetro α_0 é maior que 0,5 para todas as séries estudadas, confirmando que as flutuações dessas séries exibem propriedades persistentes, ou seja, um valor alto tendem a serem seguidos por valores altos e valores baixos, seguidos de baixos e quanto mais próximo de 1 for a estimativa do expoente de Hurst, mais duradouro será esse comportamento. O valor mais alto de α_0 pode ser observado para a umidade do ar, temperatura média, temperatura máxima e temperatura mínima

($\geq 0,804$) e a mais baixa para a amplitude e velocidade do vento (0,733 e 0,676, respectivamente), o que significa que umidade do ar, temperatura média, temperatura máxima e temperatura mínima são caracterizadas por uma variabilidade temporal mais persistente do que a amplitude e velocidade do vento.

Tabela 1: Parâmetros multifractais e índice de complexidade das séries temporais de anomalias de temperatura média, amplitude, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.

Variável	α_0	$\Delta\alpha$	Δ_{Ass}	$IC(Z)$
Temperatura Média	0,852	0,413	2,467	0,665
Amplitude	0,733	0,437	2,631	0,663
Temperatura Máxima	0,830	0,488	1,894	0,435
Temperatura Mínima	0,804	0,427	2,306	0,307
Umidade do ar	0,894	0,474	1,395	0,069
Velocidade do vento	0,676	0,503	3,288	0,838

Fonte: elaborada pela autora

A multifractalidade da série foi quantificada através da largura ($\Delta\alpha$) e da assimetria (Δ_{Ass}) do espectro multifractal. A partir da largura do espectro ($\Delta\alpha$), observa-se que a velocidade do vento apresenta uma multifractalidade mais forte que as demais variáveis. Observa-se que o valor do parâmetro Δ_{Ass} de todas as variáveis em estudo é maior que 1, indicado que os subconjuntos com pequenas flutuações tem maior contribuição no espectro multifractal, ou seja, todas as variáveis são multifractais com uma dinâmica governada principalmente por pequenas flutuações. O índice de complexidade é calculado com base nos parâmetros multifractais através da Eq. (4.11), e verifica-se que todas as variáveis apresentaram $IC(Z) \geq 0$, implica que o mecanismo subjacente que governa essas variáveis apresentam uma “alta” complexidade (Tabela 1).

Para determinar se a fonte de multifractalidade foram pelas correlações de longo alcance ou pela função de densidade de probabilidade, aplicou-se o método MF-DFA nas séries temporais randomizadas e os espectros multifractais foram analisados. É evidente que a partir da largura do espectro multifractal das séries randomizadas ($\Delta\alpha_r$) houve uma diminuição do grau de multifractalidade de todas as variáveis climáticas (Tabela 2). Este resultado sugere que a função de densidade de probabilidade dos valores e as correlações de longo alcance são as principais causas da multifractalidade da temperatura média, amplitude,

temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG.

Tabela 2: Largura do espectro multifractal das séries temporais originais e randomizadas de temperatura média, amplitude, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade do ar e velocidade do vento da estação de Aimores – MG, Brasil, registradas entre 1990 e 2017.

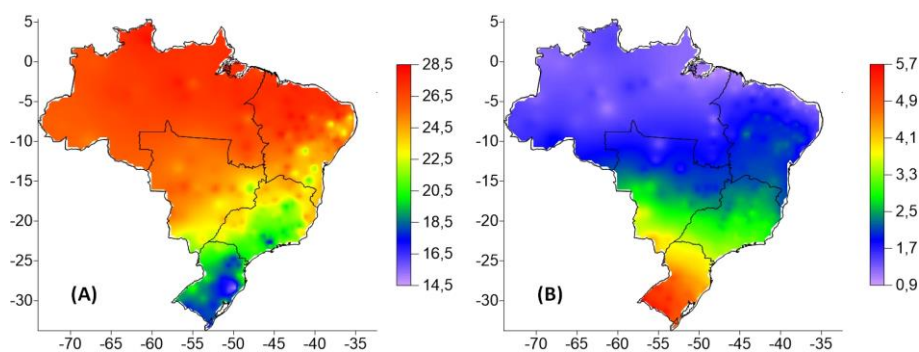
Variável	Série Original	Série randomizada
	$\Delta\alpha$	$\Delta\alpha_r$
Temperatura Média	0,413	0,302
Amplitude	0,437	0,274
Temperatura Máxima	0,488	0,316
Temperatura Mínima	0,427	0,269
Umidade do ar	0,474	0,279
Velocidade do vento	0,503	0,350

Fonte: elaborada pela autora

5.1. Temperatura média do ar

Embora apresente uma grande diversidade climática, a maior parte do território brasileiro está sob a influência de um clima quente, destacando-se com essa característica as regiões Norte, Nordeste e grande parte do Centro-Oeste, apresentando temperaturas médias diárias, variando de 24,5°C a 28,5°C. A região Sul apresenta os menores valores médios da temperatura média diária do ar, sendo que tal região é caracterizada por um clima temperado. Já a região Sudeste possui valores médios intermediários entre a área Norte e Sul (Figura 5.3 A).

Figura 5.3: Média (A) e desvio padrão (B) da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



Fonte: elaborada pela autora

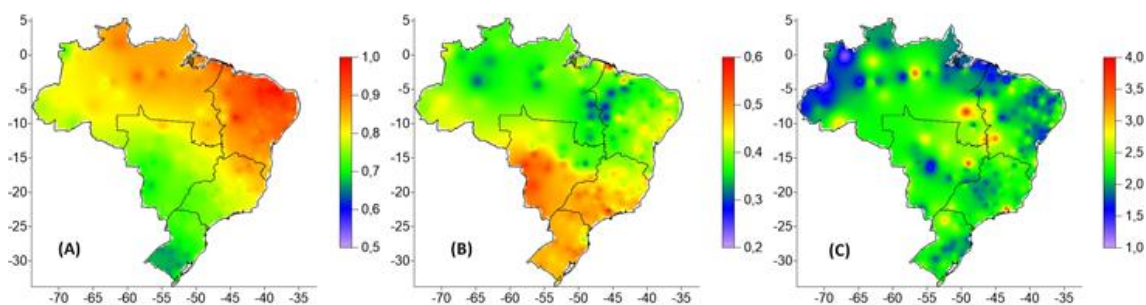
Na Figura 5.3 B observa-se que o desvio padrão também tem relação com a latitude. As maiores variabilidades foram observadas em locais mais distantes

do Equador, logo, as maiores variabilidades da temperatura média do ar estão localizadas nas regiões com menores médias.

Este resultado condiz com o conhecimento prévio sobre o fenômeno em estudo, em que se esperam maiores temperaturas do ar nas regiões mais próximas a linha do Equador, devido à inclinação da terra e à incidência dos raios solares sobre o país (FROTA; SCHIFFER, 2001; CAVALCANTI et al., 2009). Conseqüentemente, a temperatura diminui em função do aumento da latitude, ou seja, a temperatura diminui à medida que se afasta do Equador, indo em direção aos Polos. Além disso, conforme Varejão-Silva (2006), a temperatura média diminui com altitude. No entanto, de forma geral, não se observam influências da altitude sobre os valores médios da temperatura média do ar.

Em todo território brasileiro, observou-se que os valores de posição do máximo (α_0) são maiores que 0,5, indicando persistência climática para a temperatura média diária do ar (Figura 5.4 A), em que os valores de α_0 , em geral, diminuiriam com a latitude. Persistência implica a existência de um padrão temporal na série temporal.

Figura 5.4: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora

O Brasil em média apresentou um expoente de Hurst estimado de 0,82, com variabilidade de 0,08, apontando um considerável alcance da autocorrelação para a temperatura média do ar, resultado semelhante ao encontrado por Silva (2014). Na região Sul, encontram-se os menores valores dessa estatística, em torno de 0,7; já na região Nordeste, apresentou uma autocorrelação forte, média de 0,9. O valor médio do coeficiente de correlação

da região Nordeste difere significativamente das demais regiões brasileiras (ver apêndice, Tabela 4). A autocorrelação de longo alcance, torna-se mais forte à medida que a posição de máximo se aproxima de 1 ($\alpha_0 \rightarrow 1$), ou seja, mais duradouro será esse comportamento, e maior será o alcance da autocorrelação temporal.

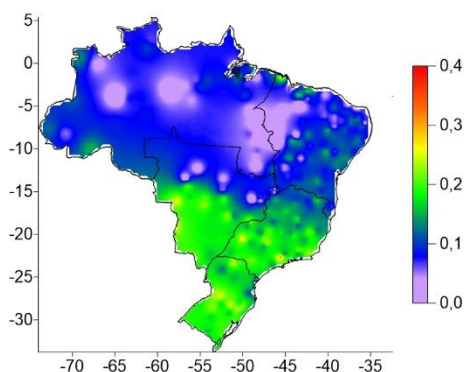
Na Figura 5.4 B, os valores estimados da largura dos espectros enfatizam a presença de multifractalidade, ou seja, a complexidade no sistema considerado. A média de $\Delta\alpha$ para todo território brasileiro é de 0,43 com uma variação pequena de 0,07. Observa-se que as localidades ao Sul do país, com o grau de multifractalidade bastante forte (0,47), ou seja, acima do valor médio (Mato Grosso do Sul, São Paulo, ao sul do Mato Grosso, Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná). Já nas regiões próximas da linha do Equador, com menores larguras, principalmente na região norte, com uma largura média do espectro de 0,37. Tal diferença é estatisticamente significativa (ver apêndice, Tabela 4). Essa diferença no comportamento multifractal é provavelmente causada pelas diferentes condições climáticas em torno das estações meteorológicas. De forma geral, as larguras dos espectros variam com a latitude. Em um estudo realizado na China por Jiang et al. (2016) também encontraram relação com a latitude, no entanto, as características multifractais diminuem com o aumento da latitude no sul da China. Quanto maior a largura do espectro multifractal, maior é a multifractalidade da série, então, maior será a complexidade do processo estocástico gerador da série analisada e, conseqüente, maior dificuldade em se fazer previsões.

Os valores do parâmetro de assimetria (Δ_{Ass}) foram maiores que 1 em todo território brasileiro, indicando que a multifractalidade da temperatura média do ar no Brasil é mais influenciado por pequenas flutuações (Figura 5.4 C).

Para distinguir esses dois tipos de comportamento multifractais, computou-se a largura do espectro ($\Delta\alpha$), seguindo os mesmos procedimentos para as séries randomizadas de temperatura média (Δ_{rand}) e calculou-se a sua diferença. Os resultados são apresentados na Figura 5.5, pode-se observar que, nas regiões próximas da linha do Equador, apresentaram as menores diferenças. Em geral, a multifractalidade da temperatura média origina-se da função densidade de probabilidade dos valores e das correlações temporais.

Além disso, em algumas localidades apresentaram uma diferença igual a zero ou muito próximo de zero, indicando que a função de probabilidade dos valores da série é a principal causa da multifractalidade (regiões Norte e Nordeste).

Figura 5.5: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura média diária do ar do Brasil, no período de 1990 a 2017.

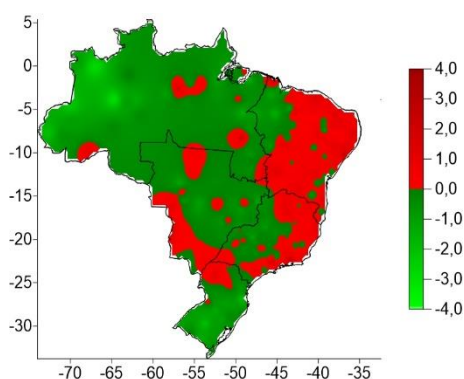


Fonte: elaborada pela autora

Em um estudo feito por Mali (2015) foi verificado que a causa da multifractalidade das séries de temperatura global são devido à função densidade de probabilidade dos valores e das correlações temporais. Já em outros estudos feitos por Baranowski et al. (2015), Kalamaras et al. (2017), Krzyszczak et al. (2017a) foram observados que a principal fonte de multifractalidade em séries de temperatura do ar era devido às correlações de longo alcance. Neste trabalho, nenhuma das estações apresentaram essa causa da multifractalidade, ou seja, a série randomizada não perde a propriedade multifractal, uma vez que todas as correlações de longo alcance são desfeitas por um procedimento de randomização.

Das estações analisadas, 51,2% possuem baixa complexidade e 48,8% alta complexidade, estas são mais difíceis de realizar previsões. Na Figura 5.6 observa-se a distribuição espacial do Índice de complexidade normalizado da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017. Em geral, as séries dessa variável na região Nordeste é classificada com uma alta complexidade ($IC(Z) \geq 0$). Observa-se que não há um padrão espacial claro para a distribuição do IC.

Figura 5.6: Índice de complexidade normalizado da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.

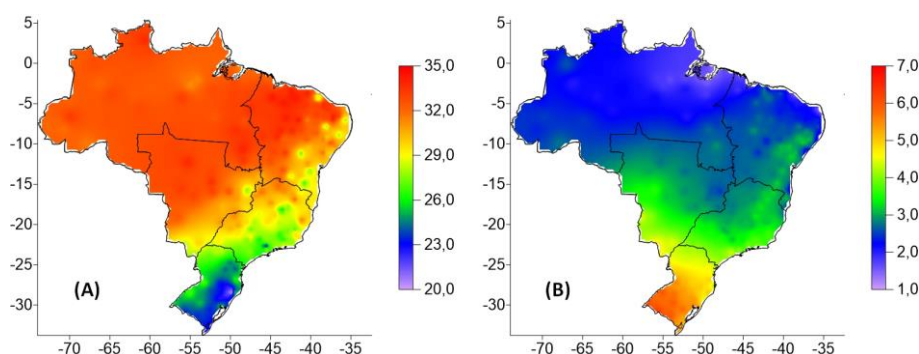


Fonte: elaborada pela autora

5.2. Temperatura máxima do ar

Em geral, o Brasil é um país de altas temperaturas. Cerca de 2/3 de todo o território apresenta médias de temperaturas máximas diárias de 32°C a 35°C. O Sul do país apresentou as menores médias dessa variável, principalmente na região de clima temperado (Figura 5.7: Média (A) e desvio padrão (B) da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017. Figura 5.7 A). Assim como foi observado para a temperatura média diária do ar (Figura 5.3) (ver pag. 48) as maiores variabilidades estão presentes nas regiões com menores médias (Figura 5.7 B), e vice versa. Esses resultados condizem com o que foi observado por Silva (2014).

Figura 5.7: Média (A) e desvio padrão (B) da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



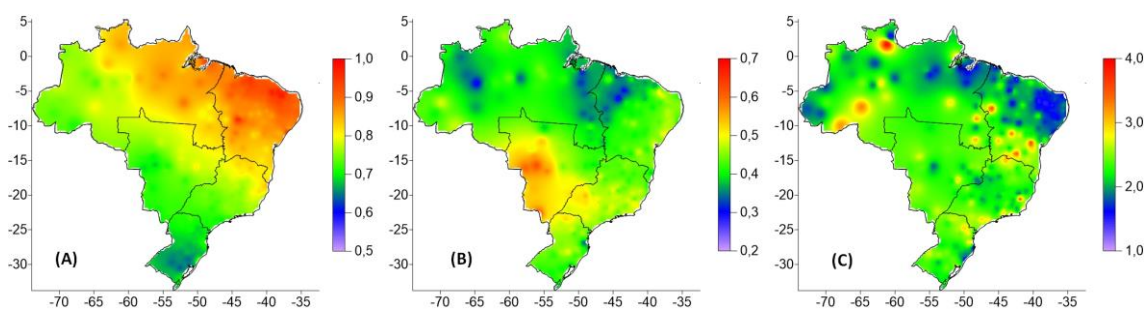
Fonte: elaborada pela autora

Vale ressaltar que em 94% do território brasileiro há predominância de clima quente, pois 55% do país está inserido na zona climática equatorial e 39% na zona tropical. E apenas 6% do território está localizado na faixa climática

subtropical, onde as temperaturas são, em média, mais baixas (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). Além disso, esse resultado condiz com o conhecimento prévio sobre o fenômeno em estudo, em que se esperam maiores temperaturas do ar nas regiões mais próximas à linha do Equador, devido à inclinação da Terra e à incidência dos raios solares sobre o nosso planeta. Como consequência, as regiões equatoriais são mais quentes e as polares mais frias (VIANELLO; RAINIER, 2000).

A autocorrelação observada para as séries de temperatura máxima diária do ar (Figura 5.8 A) apresentou um comportamento similar ao observado para a temperatura média diária do ar (Figura 5.4 A), com os valores do expoente de Hurst estimado crescendo em menores latitudes. Os maiores valores foram observados no Nordeste do país (0,89) e os menores na região Sul (0,68) que compreende o clima temperado, sendo que a média para todo o território nacional foi de 0,80, valor semelhante ao encontrado por Silva (2014). Assim como na temperatura média do ar, o valor médio do coeficiente de correlação da região Nordeste difere estatisticamente das demais regiões (ver apêndice, Tabela 6).

Figura 5.8: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora

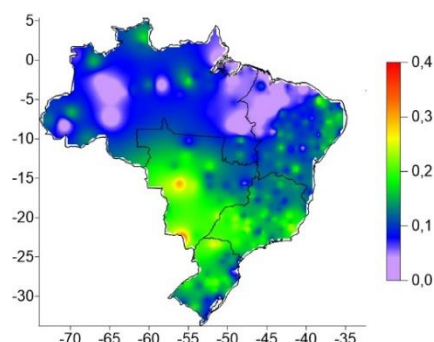
O valor médio da largura do espectro em todo território estudado é de 0,44 com uma pequena variação de 0,06, e esse resultado foi bastante próximo do que foi observado para a temperatura média (Figura 5.8 B). No geral, a região Centro Oeste (Mato Grosso do Sul, ao sul do Mato Grosso) apresentou os maiores valores desse parâmetro (0,49), seguindo da região Sudeste (0,47), verificou-se que não há diferença entre as médias destas regiões (ver apêndice,

Tabela 6). A região Norte apresentou em média o menor grau de multifractalidade (0,38), diferindo significativamente das demais regiões.

Em relação à assimetria do espectro multifractal das séries de anomalias da temperatura máxima diária no Brasil, verifica-se que em todo país os espectros apresentaram uma assimetria à direita ($\Delta_{Ass} > 1$), indicando que a multifractalidade dessas séries é mais influenciada por pequenas flutuações (Figura 5.8 C).

A distribuição espacial das diferenças entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura máxima (Figura 5.9) é bastante semelhante à da temperatura média (Figura 5.5). Em geral, foram observadas pequenas diferenças em torno de 0,0 a 0,35.

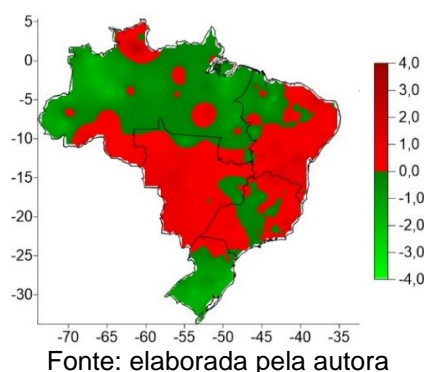
Figura 5.9: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



Fonte: elaborada pela autora

Verificou-se que mais da metade das estações analisadas foram consideradas com alta complexidade (52,3%) e 47,7% baixa complexidade. A distribuição espacial do Índice de complexidade normalizado da temperatura máxima diária do ar em todo Brasil é apresentado na 5.10. Grandes porções das regiões Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e pequenas porções do Norte são classificadas com uma alta complexidade ($IC(Z) \geq 0$).

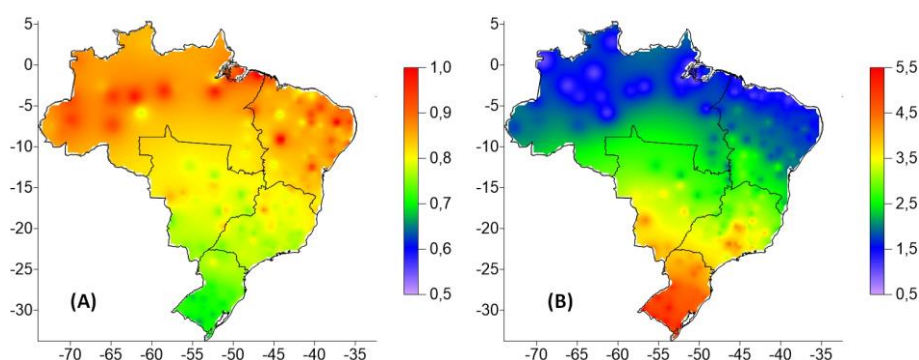
Figura 5.10: Índice de complexidade normalizado da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



5.3. Temperatura mínima do ar

Na Figura 5.11 A, observa-se que a distribuição espacial das médias observadas da temperatura mínima diária do ar são semelhantes ao observado para a temperatura máxima diária do ar (Figura 5.7 A). A região Sul novamente é registrada as menores médias diárias de temperatura mínima, inferiores a 14,5°C, demarcado os locais mais frios do país. As baixas temperaturas nessa região é esperado, pois está inserida na faixa dos climas subtropicais, sob rotineiras incursões da massas de ar Polar Atlântica (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007). Em relação à variabilidade apresentada na Figura 5.11 B, observou-se o mesmo comportamento da temperatura média e máxima (Figura 5.3 B e Figura 5.7 B), ou seja, o desvio padrão aumenta conforme se distância da linha do Equador, indicando uma influência da latitude em sua composição.

Figura 5.11: Média (A) e desvio padrão (B) da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



Fonte: elaborada pela autora

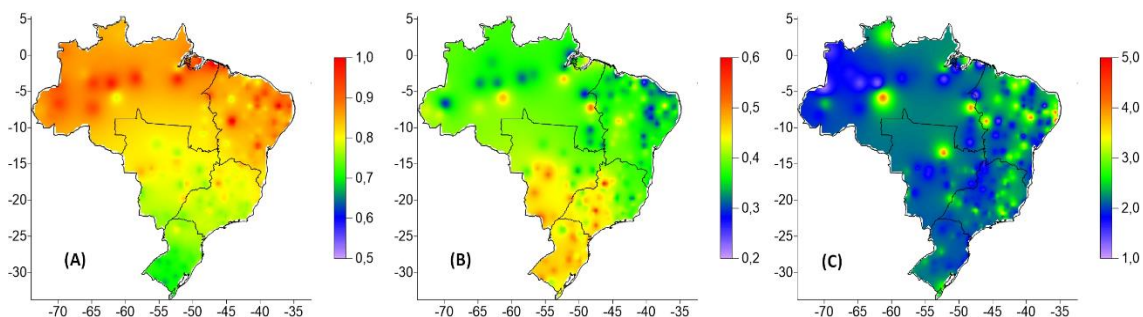
Na Figura 5.12 A, é notável que os valores α_0 no Brasil sejam todos maiores que 0,5. Isso indica que as séries de temperatura mínima têm uma

memória longa com flutuações persistentes, ou seja, as previsões futuras serão fortemente governadas pelas tendências precedentes da temperatura mínima. Observou-se que os valores estimados de α_0 crescem na direção das menores latitudes, sendo as séries com autocorrelação de maior alcance localizadas no extremo Norte do país, e aqueles, com menor memória, no extremo Sul. Para essa variável, os menores valores de α_0 observados giraram em torno de 0,72, igualmente observado nas demais variáveis de temperatura do ar (média, máxima e amplitude) na região Sul do país, diferindo do resultado encontrado por Silva (2014). Este autor observou que nas variáveis de temperatura do ar (média, máxima e amplitude) o valores de α_0 giraram em torno 0,6 nessa mesma região. As regiões Norte e Nordeste apresentaram os maiores valores, 0,89 e 0,86, respectivamente, não diferindo estatisticamente entre si (ver apêndice, Tabela 8). Já a região Sul difere das demais regiões, igualmente observado para as variáveis temperatura média e máxima.

Os resultados dos valores de $\Delta\alpha$ para todo o Brasil é mostrado na Figura 5.12 B, com um valor médio de 0,40, com uma variação de 0,07. Os resultados mostram que, nas regiões Sul e no sul das regiões Sudeste e Centro Oeste, as propriedades multifractais são mais fortes (maior $\Delta\alpha$), isto é, maior variação na distribuição de flutuações nessas áreas do que nas demais regiões. Esses resultados sugerem que essas regiões têm a maior irregularidade e multifractalidade, o que indica que as mudanças nessas regiões são mais extremas do que em outros lugares e a previsão é mais difícil. Já as regiões Nordeste e Norte apresentaram os menores graus de multifractalidade (0,35 e 0,37, respectivamente), apresentando diferenças significativas com as demais regiões (ver apêndice, Tabela 8).

Além disso, o espectro multifractal das séries de anomalia dessa variável em todo território brasileiro é assimétrico à direita ($\Delta_{Ass} > 1$), indicando que a multifractalidade dessas séries é mais influenciada por pequenas flutuações (Figura 5.12 C).

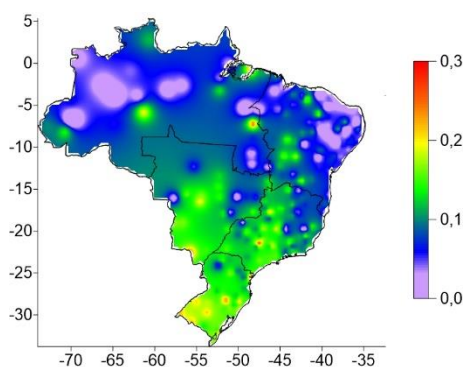
Figura 5.12: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora

Observa-se na Figura 5.13 a distribuição espacial da diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura mínima diária do ar no Brasil. A diferenças diferem entre si, variando entre 0,0 a 2,7. As regiões Norte e Nordeste apresentaram valores iguais ou muito próximos de zero, indicando que a função de probabilidade dos valores da série é a causa da multifractalidade.

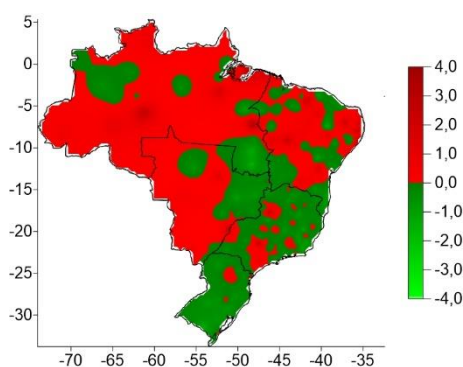
Figura 5.13: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



Fonte: elaborada pela autora

Das estações analisadas, 58,3% possuem baixa complexidade e 41,7% alta complexidade. A Figura 5.14 mostra a distribuição espacial do Índice de complexidade normalizado da temperatura mínima diária do ar do Brasil. Observa-se que em geral as regiões Norte, Centro Oeste e Nordeste são classificadas com uma alta complexidade ($IC(Z) \geq 0$).

Figura 5.14: Índice de complexidade normalizado da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.

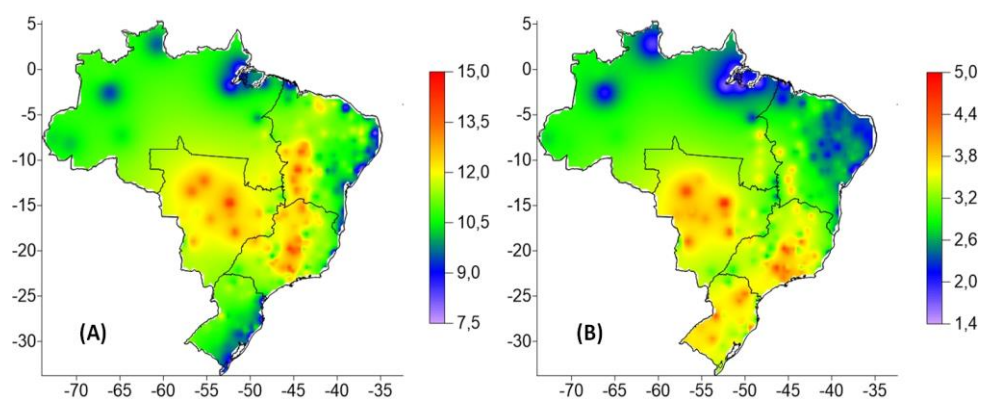


Fonte: elaborada pelo autor

5.4. Amplitude térmica

Na região litorânea do Nordeste e do Sul, e em uma porção da região Norte do Brasil (Amapá, norte do Pará, Roraima e Amazonas), apresentaram as menores médias de amplitude térmica diária. Já as maiores médias foram observadas na região Centro-Oeste, Minas Gerais, oeste da Bahia e sul do Piauí, compreendido em sua maior parte na região de clima Tropical Brasil Central, além disso estão localizados na região que apresenta o bioma cerrado (Figura 5.15 A).

Figura 5.15: Média (A) e desvio padrão (B) da Amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



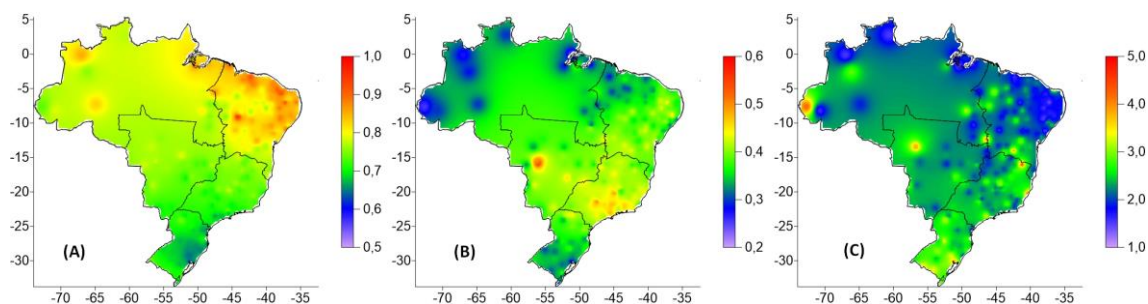
Fonte: elaborada pela autora

A ocorrência de amplitudes térmicas menores em regiões litorâneas é esperada, uma vez que a amplitude térmica apresenta relação com a continentalidade (VIANELLO; RAINIER, 2000). Além disso, o efeito da Maritimidade atenua as diferenças térmicas, homogeneizando as temperaturas

costeiras (TORRES; MACHADO, 2008), e os ventos vindos do oceano funcionam como moderadores da temperatura do ar, diminuindo a amplitude térmica local (VAREJÃO-SILVA, 2006). Na Figura 5.15 B, observa-se que o desvio padrão apresenta um comportamento bastante similar à média, com os menores desvios localizados sob as áreas de menor média. Destaca-se a região Sul, que apresenta valores altos dos desvios, comparadas aos valores médios da mesma região. Diversos autores afirmam que a amplitude térmica cresce com o aumento da latitude, isso porque o ângulo de incidência dos raios solares e a duração do dia em qualquer lugar são determinados pela localização longitudinal de tal lugar (VIANELLO; RAINIER, 2000; AYOADE, 2003; VAREJÃO-SILVA, 2006), porém, nos resultados deste trabalho, não se observou tal relação, visto que os resultados são semelhantes ao encontrado por Silva (2014).

Para as séries de anomalias de amplitude térmica, os parâmetros multifractais são observados na Figura 5.16. Em média, no Brasil, o expoente de Hurst estimado foi 0,77 (Figura 5.16 A), o mesmo resultado encontrado por Silva (2014), no entanto, sem seguir a distribuição espacial observada por esse autor. As autocorrelações com maiores alcances foram observadas na região Nordeste e pequenas porções do Norte (Pará, Amapá e Amazonas). Já a região que apresentou autocorrelações com menores alcance foi observada em porções da região Sul e Sudeste (norte do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e nos litorais do Paraná e de São Paulo). Verificou-se que o valor médio deste parâmetro na região Sul é estatisticamente menor do que nas demais regiões (ver apêndice, Tabela 10).

Figura 5.16: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da Amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

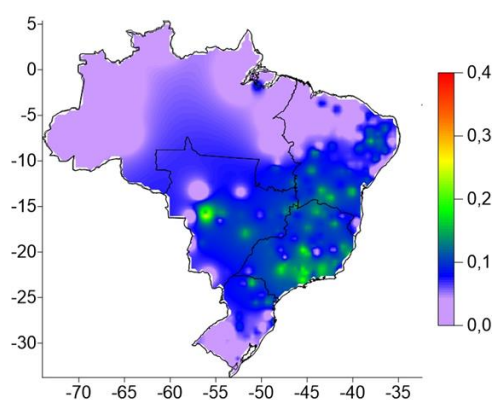


Fonte: elaborada pela autora

Na Figura 5.16 B, observa-se o comportamento da largura do espectro ($\Delta\alpha$). A média desse parâmetro em todo território brasileiro é de 0,38 com um desvio padrão de 0,06. A região Sul, Norte e porções da região Nordeste (Norte e litoral) apresentaram os menores grau de multifractalidade. No entanto, as regiões Sudoeste, Centro-Oeste e porções do Nordeste apresentaram maiores valores, não apresentado diferença significativa entre si (ver apêndice, Tabela 10). Além disso, não há um padrão espacial do grau de multifractalidade. Conforme a Figura 5.16 C, a multifractalidade dessa variável em todo território brasileiro é mais influenciada por pequenas flutuações, o mesmo observado para a temperatura média (Figura 5.4 C).

A diferença da largura do espectro multifractal das séries temporais da amplitude térmica diária do ar das séries originais e randomizadas. Observa-se que grande parte da Região Amazônica, Maranhão, Piauí, Rio Grande do Sul, Ceará, leste do Tocantins, Sergipe e Pernambuco, a principal fonte da multifractalidade é devido à função de probabilidade das séries temporais (Figura 5.17). Nas demais localidades, a largura do espectro multifractal diminui depois da randomização das séries, indicando que a causa da multifractalidade dos processos são a função densidade de probabilidade dos valores e as correlações temporais.

Figura 5.17: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.

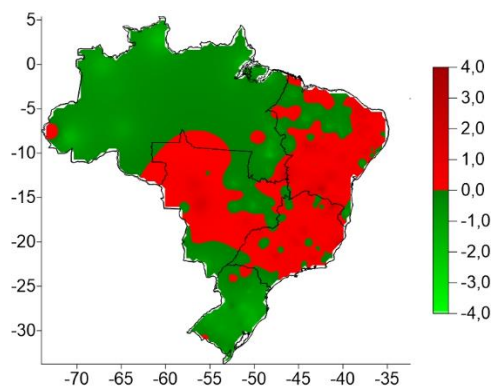


Fonte: elaborada pela autora

Em relação ao índice de complexidade normalizado das séries temporais de amplitude térmica diária do ar, verificou-se que 51,2% possuem baixa complexidade e 48,8% alta complexidade. A distribuição espacial do índice de

complexidade normalizado da Amplitude térmica diária do ar é mostrado na Figura 5.18. Grandes porções das regiões Nordeste, Centro Oeste e Sudeste são classificadas com uma alta complexidade ($IC(Z) \geq 0$)

Figura 5.18: Índice de complexidade normalizado da Amplitude térmica diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.

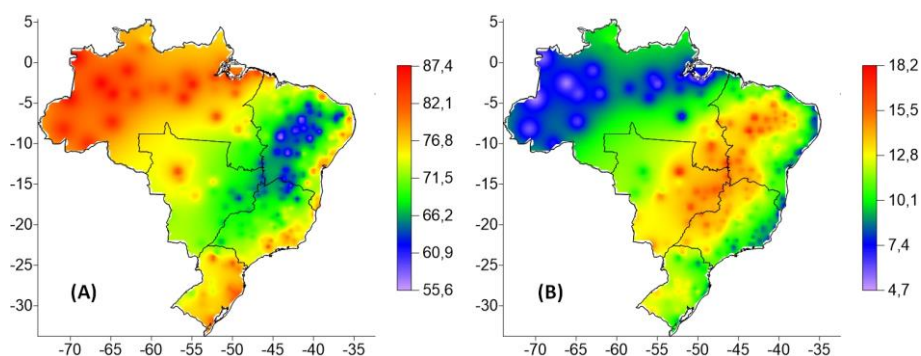


Fonte: elaborada pela autora

5.5. Umidade relativa do ar

No Norte do Brasil, onde está localizada a Floresta Amazônica, foram observadas as maiores médias de umidade relativa média diária do ar, aproximadamente 77% a 87% (Figura 5.19 A). Como visto anteriormente, essa região apresentou as maiores médias de temperatura máxima (Figura 5.7 A) (ver pag. 52). Esse resultado é esperado, pois é uma região que sofre ação direta das massas de ar equatorial continental e equatorial atlântica, de ar quente e úmido e é caracterizada pelo clima equatorial chuvoso, praticamente sem seca (CAVALCANTI et al., 2009). Conforme os autores Vianello & Raineir (2000), essa região é uma das principais fontes continentais de vapor d'água no mundo. Nas regiões litorâneas e no Sul do país também apresentaram valores altos dessa variável. Já a região Centro Oeste e grande parte do Nordeste apresentaram menores valores médios de umidade relativa média diária do ar, por serem caracterizados por clima mais secos. As menores variabilidades da umidade relativa média diária do ar foram observadas na região Norte e no litoral do Brasil, conforme Figura 5.19 B.

Figura 5.19: Média (A) e desvio padrão (B) da Umidade relativa diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.

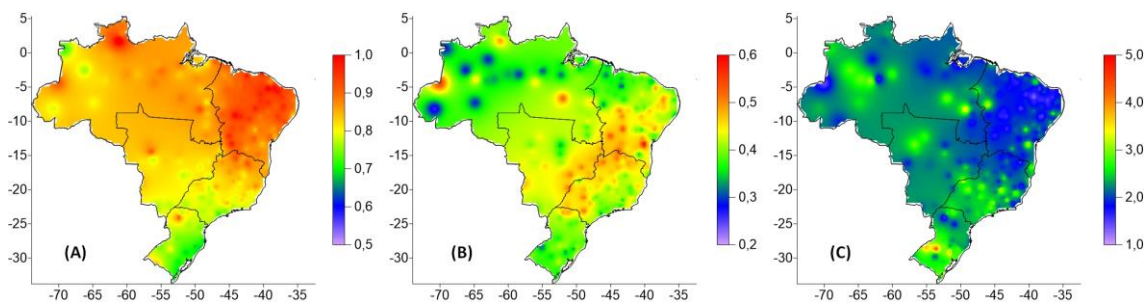


Fonte: elaborada pela autora

As maiores variabilidades foram observadas nas regiões que apresentaram as menores médias de umidade relativa do ar. Esses resultados também foram observados por Silva (2014). Conforme Mendonça & Danni-Oliveira (2007), a umidade relativa do ar é inversamente proporcional a temperatura do ar, já que é esta que controla o teor de umidade máxima presente em um volume de ar. Assim, o aumento da temperatura do ar resulta na diminuição da umidade relativa e vice versa, porém, nos resultados deste trabalho, observou-se essa relação apenas na região Sul do Brasil.

A distribuição geográfica de α_0 para a série temporal de umidade relativa (Figura 5.20 A) exibe em geral um maior α_0 na região Nordeste, com um valor médio de 0,91 e relativamente menor α_0 no sul do Brasil, com uma média de 0,74, o que indica uma correlação de longo alcance mais forte e melhor previsibilidade no Nordeste do Brasil, verificou-se que essa diferença é significativa (ver apêndice, Tabela 12). Vale ressaltar que o valor médio do coeficiente de correlação na região Nordeste é estatisticamente maior que na demais regiões, já a região Sul é menor que as demais regiões. A maior proximidade (ou distância) de grandes massas de água não mostrou ter uma correlação com as estimativas do α_0 , tampouco se observa relação com a temperatura do ar, latitude e longitude.

Figura 5.20: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da Umidade relativa diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

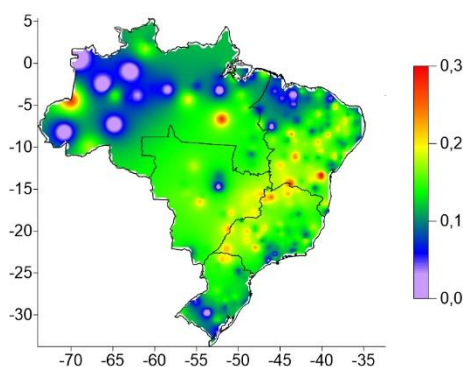


Fonte: elaborada pela autora

A média da largura do espectro ($\Delta\alpha$) para todo o Brasil é de 0,42, com uma variabilidade de 0,07 (Figura 5.20 B). Observa-se que em geral a região norte e sul apresentou os menores valores desse parâmetro (em média, 0,38 e 0,39, respectivamente), indicando um grau de multifractalidade menor que as demais. Esse resultado sugere que as mudanças nessas regiões são menos extremas do que em outros lugares e a previsão é mais fácil. Além disso, o espectro multifractal das séries de anomalia da umidade relativa em todo território brasileiro é assimétrico à direita ($\Delta_{Ass} > 1$), indicando que a multifractalidade dessas séries é mais influenciada por pequenas flutuações (Figura 5.20 C).

Foram observadas diferenças entre a largura dos espectros das séries original e randomizadas da umidade relativa diária do ar em torno de 0,0 a 0,30 em todo território brasileiro (Figura 5.21).

Figura 5.21: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da umidade relativa diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



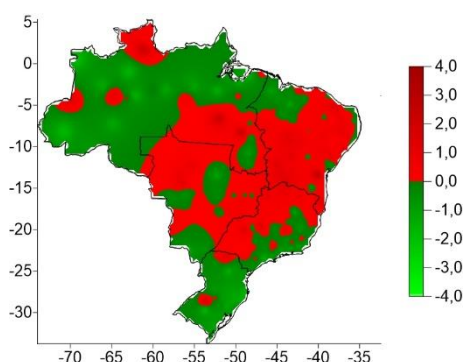
Fonte: elaborada pela autora

Na região Norte, principalmente na Amazônia e no Acre, a multifractalidade origina-se da função de densidade de probabilidade. Nas demais regiões, a principal causa é devido à função densidade de probabilidade dos valores e as correlações temporais. Em um estudo realizado na China por Li-Hao & Zun-Tao (2013), com 191 estações, verificaram que a maioria dessas estações a causa principal da multifractalidade é devido à função de distribuição da densidade de probabilidade, já uma minoria é devido a correlações de longo alcance. Baranowski et. al (2015), analisaram a causa da multifractalidade em 4 países da Europa. Em todas as estações, a multifractalidade é devido, principalmente, às correlações ao longo alcance para pequenas e grandes flutuações. No entanto, nos resultados deste trabalho, não foi observado esse tipo de fonte como a principal causa de multifractalidade.

Após a obtenção dos índices de complexidade normalizado dessa variável, 51,2% das estações apresentaram uma alta e 48,8% baixa complexidade. Observa-se na

Figura 5.22 a distribuição espacial do Índice de complexidade normalizado da Umidade relativa diária do ar do Brasil. Em geral, as séries temporais das regiões Nordeste, Centro Oeste e Sudeste são classificadas com uma alta complexidade ($IC(Z) \geq 0$).

Figura 5.22: Índice de complexidade normalizado da umidade relativa diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017.



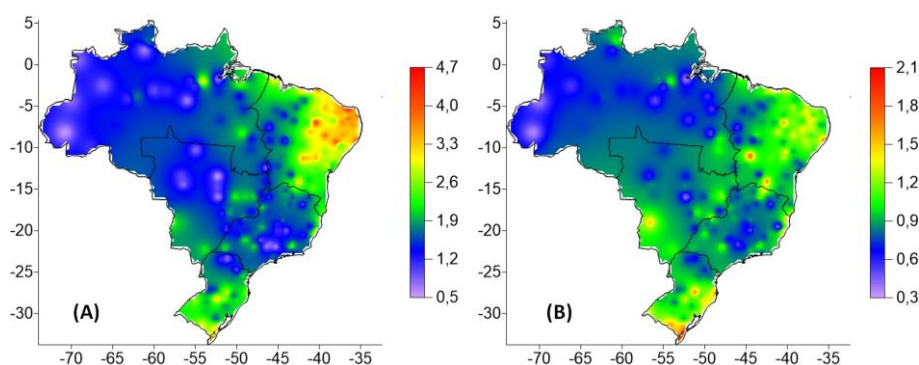
Fonte: elaborada pela autora

5.6. Velocidade do vento

A maior parte do território brasileiro apresentou baixas velocidades médias diárias, entre 0,5 e 1,9 $m.s^{-1}$, apresentado de acordo com a escala de

Beaufort, ventos definidos entre leve e brisa leve (Figura 5.23 A). A região Nordeste apresentou as maiores médias dessa variável, chegando a apresentar velocidades médias diárias de $4,7 \text{ m s}^{-1}$, classificado como brisa suave, segundo a classificação de Beaufort. A distribuição espacial da média e desvio padrão (Figura 5.23 B) da velocidade média diária do vento assemelham-se, sendo que os registros de menor variabilidade coincidem com aqueles de menores médias. Os resultados deste trabalho assemelham-se aos observados por Silva (2014).

Figura 5.23: Média (A) e desvio padrão (B) da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017.

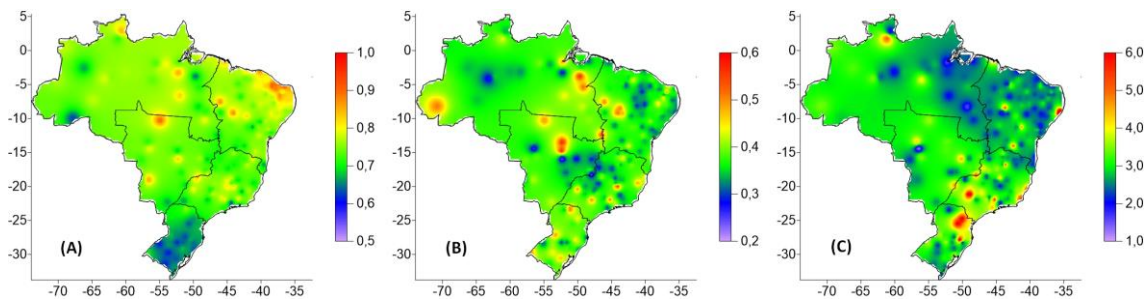


Fonte: elaborada pela autora

Os ventos observados na costa do Nordeste estão associados a circulações de média e grande escala, circulação brisas marítima, terrestres e ventos alísios (FERREIRA; MELLO, 2005; VAREJÃO-SILVA, 2006). Esse resultado colabora com diversos estudos que apontam essa região propícia a geração de energia eólica. Sendo assim, é considerada a de maior potencial eólico no país (SILVA et al., 2002, 2004; MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007).

Na Figura 5.24, observa-se a distribuição espacial dos parâmetros multifractais das séries de anomalias da velocidade média diária do vento. Observa-se na Figura 5.24 A, em todo território, os valores de α_0 são maiores que 0,5, indicando que as flutuações das séries analisadas são persistentes. Em geral, a região Sul apresentou os menores valores de α_0 , com um valor médio de 0,65, sugerindo que a persistência das flutuações nessa região é mais fraca que as demais regiões, as quais apresentaram valores entre 0,74 a 0,78. Assim a região Sul, apresenta diferença significativa das demais regiões (ver apêndice, Tabela 13)

Figura 5.24: Parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



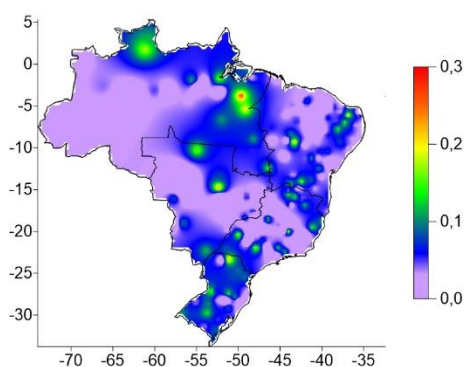
Fonte: elaborada pela autora

Em relação à largura do espectro, a média do grau de multifractalidade em todo território nacional foi de 0,37, com um desvio padrão de 0,08 (Figura 5.24 B). Em apenas alguns pontos, apresentaram valores maiores que 0,5 (Pará, Mato Grosso, Maranhão, Piauí, Tocantins, Minas Gerais, Acre, São Paulo e Rio Grande do Sul), indicando que nesses pontos há uma maior irregularidade e multifractalidade. Ao comparar esse resultado com um estudo similar realizado na China (FENG et al., 2009), vê-se que, de forma similar, o comportamento multifractal não são universais, apresentando diferentes larguras do espectro ($\Delta\alpha$).

O espectro multifractal das séries de anomalia da velocidade do vento em todo território brasileiro é assimétrico à direita ($\Delta_{Ass} > 1$), indicando que a multifractalidade dessas séries é mais influenciada por pequenas flutuações (Figura 5.24 C).

Em relação à velocidade do vento, as diferenças entre a largura dos espectros das séries original e randomizadas variou entre 0,0 a 0,27 (Figura 5.25). Observa-se na Figura 5.25 que grande parte do território brasileiro a principal causa da multifractalidade das séries temporais de velocidade diária do vento são devido à função de densidade de probabilidade, visto que, após a randomizações dessas séries, o espectro de multifractalidade permaneceu com a mesma largura, e essa causa também foi observada no estudo de Figueirêdo et al. (2014). No entanto, em diversos estudos verificaram que multifractalidade origina-se de correlações de longo alcance (FENG et al., 2009; BARANOWSKI et al., 2015; ZENG et al., 2016).

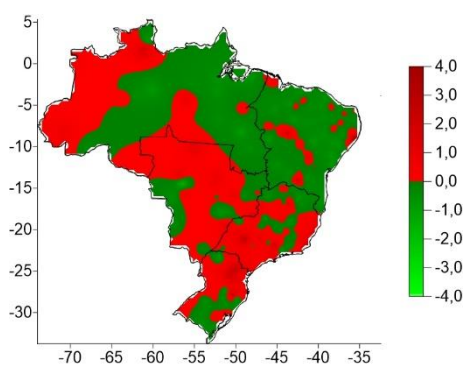
Figura 5.25: Diferença entre a largura dos espectros das séries originais e randomizadas da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017.



Fonte: elaborada pela autora

Verificaram que, em 65,3% das estações analisadas, as séries temporais da velocidade do vento são classificadas com baixa complexidade e apenas 34,7% com alta complexidade, e destas, a maioria das estações estão localizadas na região Sudeste. A Figura 5.26 mostra a distribuição espacial do Índice de complexidade normalizado da velocidade diária do vento. Em geral, as séries temporais das regiões Norte, Centro Oeste e Sudeste são classificadas com uma alta complexidade ($IC(Z) \geq 0$).

Figura 5.26: Índice de complexidade normalizado da velocidade diária do vento no Brasil, no período de 1990 a 2017.



Fonte: elaborada pela autora

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo focou na análise multifractal de séries climáticas (temperatura do ar (máxima, mínima, média), umidade relativa média do ar e velocidade média do vento) registradas no Brasil, a fim de obter informações acerca do processo estocástico subjacente que gera a variabilidade espaço-temporal desses elementos climáticos. Essa abordagem permite encontrar diretamente uma relação entre as características multifractal dessas variáveis climáticas e as principais características do Brasil. Isso possibilita investigar mais profundamente a variabilidade dos parâmetros multifractais em um território complexo.

Ao estudar os três parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) de um espectro multifractal, descobriram-se que todas as variáveis climáticas no Brasil exibem o comportamento multifractal, caracterizado por diferentes comportamentos de escala de pequenas e grandes flutuações. As flutuações dessas séries exibem propriedades persistentes, sendo caracterizado por um expoente de Hurst maior que 0,5. Isso sugere que as flutuações temporais dessas variáveis são caracterizadas por uma dominância de flutuações em uma direção, aumento ou diminuição dos valores. Para as variáveis Temperatura média, máxima e mínima, verificou-se uma relação entre o comportamento persistente e a latitude, em que, em geral, a persistência diminui com a latitude. A multifractalidade da série foi quantificada através da largura e assimetria do espectro multifractal. A distribuição espacial do $\Delta\alpha$ para todas as variáveis mostram uma certa variabilidade entre as regiões. De forma geral, para a temperatura média e mínima, verificaram-se que as larguras dos espectros variam com a latitude, sendo que as regiões próximas da linha do equador apresentaram menores larguras do espectro. Para as demais variáveis, não se observaram padrões espaciais. Já em relação ao parâmetro de assimetria, verificou-se uma distribuição espacial homogênea, em que todas as variáveis estudadas apresentaram que a multifractalidade é mais influenciada pelas pequenas flutuações. Em todas as variáveis, as principais causas de multifractalidade são devido à função de densidade de probabilidade e/ou à ação conjunta da função de densidade de probabilidade e de correlações de longo alcance.

Levando em consideração a irregularidade espacial dos parâmetros multifractal, a distinção entre locais que possuem séries temporais com alta complexidade (valores altos de α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) e baixa (valores baixos de α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}), contribui para uma melhor compreensão dos mecanismos físicos que governam os elementos climáticos. Então, para facilitar essa distinção, utilizou-se o índice de complexidade normalizado, mas não se encontrou um padrão espacial em todas as variáveis analisadas.

Os resultados deste estudo indicam que a modelagem da memória longa em séries climáticas deveria ser feita utilizando um modelo multifractal, contribuindo, assim, para uma melhor compreensão dos mecanismos que governam o fenômeno em estudo. As propriedades multifractais da dinâmica das variáveis climáticas deveriam ser consideradas em desenvolvimento dos modelos novos e avaliação dos modelos existentes da previsão climática no Brasil. Os modelos mais confiáveis podem prever as mudanças climáticas com maior precisão e, assim, providenciar uma base teórica para planejamento das políticas públicas de mitigação e de adaptação que vão garantir a estabilidade social e a segurança da população e desenvolvimento sustentável da região.

No futuro, este trabalho pode ser estendido para lidar com modelos de previsão, incorporando os parâmetros multifractais de série temporal.

7. REFERÊNCIAS

- ANDRADE, J.; BASCH, G. Clima e estado do tempo. Fatores e elementos do clima. Classificação do clima. **Hidrologia Agrícola**. p.23–78, 2012.
- ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. São Leopoldo: UNISINOS, 2013.
- ARAUJO, M. A. R. **Unidades de Conservação no Brasil: da república à gestão de classe mundial**. Belo Horizonte: SEGRAC, 2007.
- ASSAD, E. D.; MARTINS, S. C.; BELTRÃO, N. E. DE M.; PINTO, H. S. Impacts of climate change on the agricultural zoning of climate risk for cotton cultivation in Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 48, n. 1, p. 1–8, 2013.
- AYOADE, J. O. **Introdução a Climatologia para os Trópicos**. 9th ed. Rio de Janeiro: Bertrand, 2003.
- BALLING, R. C.; MICHAELS, P. J.; KNAPPENBERGER, P. C. Analysis of winter and summer warming rates in gridded temperature time series. **Climate Research**, v. 9, n. 3, p. 175–181, 1998.
- BARANOWSKI, P.; KRZYSZCZAK, J.; SLAWINSKI, C.; et al. Multifractal analysis of meteorological time series to assess climate impacts. **Climate Research**, v. 65, p. 39–52, 2015.
- BARBIRATO, G. M.; SOUZA, L. C. L. DE; TORRES, S. C. **Clima e Cidade: a abordagem climática como subsídio para estudos urbanos**. Maceió: EDUFAL, 2016.
- BENICIO, R. B. DE; STOŠIĆ, T.; FIGUEIRÊDO, P. H. DE; STOŠIĆ, B. D. Multifractal behavior of wild-land and forest fire time series in Brazil. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 392, n. 24, p. 6367–6374, 2013.
- BURGUEÑO, A.; LANA, X.; SERRA, C.; MARTÍNEZ, M. D. Daily extreme temperature multifractals in Catalonia (NE Spain). **Physics Letters A**, v. 378, n. 11–12, p. 874–885, 2014.
- CAVALCANTI, I. F. A.; DIAS, M. A. F.; JUSTI, M. G. A. N. J. F. **Tempo e Clima do Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009.
- CHEN, F.-W.; LIU, C.-W. Estimation of the spatial rainfall distribution using inverse distance weighting (IDW) in the middle of Taiwan. **Paddy and Water Environment**, v. 10, n. 3, p. 209–222, 2012.
- COSTA, L. DA F.; JR., R. M. C. **Shape Analysis and Classification: Theory and Practice**. Hardcover: CRC Press, 2000.
- DAS, M.; GHOSH, S. K. Short-term prediction of land surface temperature using multifractal detrended fluctuation analysis. 2014 Annual IEEE India Conference (INDICON). **Anais...** . p.1–6, 2014.
- DELLINO, P.; LIOTINO, G. The fractal and multifractal dimension of volcanic ash particles contour: a test study on the utility and volcanological relevance. **Journal of volcanology and geothermal research**, v. 113, n. 1–2, p. 1–18, 2002.
- DIAS, F. L. F.; MAZZA, J. A.; MATSUOKA, S.; PERECIN, D.; MAULE, R. F. Produtividade da cana-de-açúcar em relação a clima e solos da região noroeste do estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 23, n. 3, p.

627–634, 1999.

DU, H.; WU, Z.; ZONG, S.; MENG, X.; WANG, L. Assessing the characteristics of extreme precipitation over northeast China using the multifractal detrended fluctuation analysis. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 118, n. 12, p. 6165–6174, 2013.

DUARTE-NETO, P.; STOŠIĆ, T.; STOŠIĆ, B.; LESSA, R.; MILOŠEVIĆ, M. V. Interplay of model ingredients affecting aggregate shape plasticity in diffusion-limited aggregation. **Physical Review E**, v. 90, n. 1, p. 12312, 2014.

FEDER, J. **Fractals**. New York: Plenum Press, 1988.

FENG, T.; FU, Z.; DENG, X.; MAO, J. A brief description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over China. **Physics Letters A**, v. 373, n. 45, p. 4134–4141, 2009.

FERREIRA, A. G.; MELLO, N. G. DA S. Principais Sistemas Atmosféricos Atuantes sobre a Região Nordeste do Brasil e a Influência dos Oceanos Pacífico e Atlântico no Clima da Região. Revista Brasileira de Climatologia. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 1, p. 15–26, 2005.

FIEDLER, N. C.; AZEVEDO, I. N. C. DE; REZENDE, A. V.; MEDEIROS, M. B. DE; VENTUROILI, F. Efeito de incêndios florestais na estrutura e composição florística de uma área de cerrado sensu stricto na fazenda Água Limpa-DF. **Revista Árvore**, v. 28, n. 1, p. 129–138, 2004.

FIGUEIRÊDO, B. C. L. DE; MOREIRA, G. R.; STOSIC, B.; STOSIC, T. Multifractal analysis of hourly wind speed records in Petrolina, Northeast Brazil. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 32, p. 599–608, 2014.

FISHER, R. A. The Correlation between Relatives on the Supposition of Mendelian Inheritance. **Transactions of the Royal Society of Edinburgh**, v. 52, n. 2, p. 399–433, 1919.

FORTUNA, L.; NUNNARI, S.; GUARISO, G. Fractal order evidences in wind speed time series. Fractional Differentiation and Its Applications (ICFDA), 2014 International Conference on. **Anais...** . p.1–6, 2014.

FRAEDRICH, K.; BLENDER, R. Scaling of Atmosphere and Ocean Temperature Correlations in Observations and Climate Models. **Phys. Rev. Lett**, v. 90, 2003.

FROTA, A. B.; SCHIFFER, S. R. **Manual de conforto térmico: arquitetura, urbanismo**. São Paulo - SP: Studio Nobel, 2001.

GALVÃO, J.; BERMANN, C. Crise hídrica e energia: conflitos no uso múltiplo das águas. **Estudos Avançados**, v. 29, n. 84, p. 43–68, 2015.

GRABBE, J. O. Chaos & Fractals in Financial Markets. **The Laissez Faire City Times**, v. 3, 1999.

GRASSBERGER, P.; PROCACCIA, I. Characterization of Strange Attractors. **Physical Review Letters**, v. 50, n. 5, p. 346–349, 1983a.

GRASSBERGER, P.; PROCACCIA, I. Measuring the strangeness of strange attractors. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, v. 9, n. 1–2, p. 189–208, 1983b.

GUERRA, A. J. T.; ARANHA, R. D. C. **Geografia Aplicada ao Turismo**. Oficina de Textos, 2014.

- HARTE, D. **Multifractals**. Londres: Chapman & Hall, 2001.
- HOU, W.; FENG, G.; YAN, P.; LI, S. Multifractal analysis of the drought area in seven large regions of China from 1961 to 2012. **Meteorology and Atmospheric Physics**, 2017.
- HU, K.; IVANOV, P. C.; CHEN, Z.; CARPENA, P.; EUGENE STANLEY, H. Effect of trends on detrended fluctuation analysis. **Physical Review E**, v. 64, n. 1, p. 11114, 2001.
- HURST, H. E. Long Term Storage Capacity of Reservoirs. **Transactions of the American Society of Civil Engineers**, v. 116, p. 770–799, 1951.
- HURST, H. E. **Long-term storage: An experimental study**. London: Constable, 1965.
- IBGE. **Atlas Geográfico Escolar**. Rio de Janeiro - RJ: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2002.
- IBGE. **Anuário estatístico do Brasil**. Rio de Janeiro, 2015.
- IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Downloads**. Disponível em: <http://downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm>. Acesso em: 17/2/2017.
- IHLEN, E. A. F. Introduction to Multifractal Detrended Fluctuation Analysis in Matlab. **Frontiers in Physiology**, v. 3, p. 141, 2012.
- IPCC. **Climate Change 2014 Mitigation of Climate Change**. Cambridge: The Intergovernmental Panel on Climate Change - Cambridge University Press, 2014.
- IVANOV, P. C.; AMARAL, L. A.; GOLDBERGER, A. L.; et al. Multifractality in human heartbeat dynamics. **Nature**, v. 399, n. 6735, p. 461–5, 1999.
- JIANG, L.; ZHANG, J.; LIU, X.; LI, F. Multi-fractal scaling comparison of the Air Temperature and the Surface Temperature over China. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 462, p. 783–792, 2016.
- JIANG, L.; ZHAO, X.; LI, N.; LI, F.; GUO, Z. Different Multifractal Scaling of the 0 cm Average Ground Surface Temperature of Four Representative Weather Stations over China. **Advances in Meteorology**, 2013.
- JONES, P. D.; RAPER, S. C. B.; BRADLEY, R. S.; et al. Northern Hemisphere Surface Air Temperature Variations: 1851–1984. **Climate and Applied Meteorology**, v. 25, p. 161–179, 1986.
- JOSÉ, C. V.; FERREIRA, M.; CORDEIRO, M. T. A. Análise de séries temporais climáticas. **Revista de Ciências Agroveterinárias**, v. 14, p. 169–177, 2015.
- JUNIOR, J. Z.; PINTO, H. S.; ASSAD, E. D. Impact assessment study of climate change on agricultural zoning. **Meteorological Applications**, v. 13, n. S1, p. 69, 2007.
- KALAMARAS, N.; PHILIPPOPOULOS, K.; DELIGIORGI, D.; TZANIS, C. G.; KARVOUNIS, G. Multifractal scaling properties of daily air temperature time series. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 98, p. 38–43, 2017.
- KANTELHARDT, J. W. Fractal and multifractal time series. In: R. A. Meyers (Ed.); **Mathematics of complexity and dynamical systems**. p.463–487, 2012.

- KANTELHARDT, J. W.; KOSCIELNY-BUNDE, E.; REGO, H. H. .; 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.; et al. Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. **Journal of Geophysical Research**, v. 111, n. D1, p. D01106, 2006.
- KANTELHARDT, J. W.; RYBSKI, D.; ZSCHIEGNER, S. A.; et al. Multifractality of river runoff and precipitation: comparison of fluctuation analysis and wavelet methods. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 330, n. 1–2, p. 240–245, 2003.
- KANTELHARDT, J. W.; ZSCHIEGNER, S. A.; KOSCIELNY-BUNDE, E.; et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 316, n. 1–4, p. 87–114, 2002.
- KAVASSERI, R. G.; NAGARAJAN, R. A multifractal description of wind speed records. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 24, n. 1, p. 165–173, 2005.
- KAVASSERI, R. G.; NAGARAJAN, R. A qualitative description of boundary layer wind speed records. **Fluctuation and Noise Letters**, v. 6, n. 2, p. L201–L213, 2006.
- KIRÁLY, A.; JÁNOSI, M. I. Detrended fluctuation analysis of daily temperature records: Geographic dependence over Australia. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 88, n. 3, p. 119–128, 2005.
- KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 47, n. 260, p. 583–621, 1952.
- KRZYSZCZAK, J.; BARANOWSKI, P.; HOFFMANN, H.; ZUBIK, M.; SŁAWIŃSKI, C. Analysis of Climate Dynamics Across a European Transect Using a Multifractal Method, 2017.
- KRZYSZCZAK, J.; BARANOWSKI, P.; ZUBIK, M.; HOFFMANN, H. Temporal scale influence on multifractal properties of agro-meteorological time series. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 239, p. 223–235, 2017.
- LAIB, M.; GOLAY, J.; TELESCA, L.; KANEVSKI, M. Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 109, p. 118–127, 2018.
- LI-HAO, G.; ZUN-TAO, F. Multi-fractal Behaviors of Relative Humidity over China. **Atmospheric and Oceanic Science Letters**, v. 6, n. 2, p. 74–78, 2013.
- LI, H.; SHEFFIELD, J.; WOOD, E. F. Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching. **Journal of Geophysical Research**, v. 115, n. D10, p. D10101, 2010.
- LIN, G.; FU, Z. A universal model to characterize different multi-fractal behaviors of daily temperature records over China. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 387, n. 2–3, p. 573–579, 2008.
- LOPES, R.; BETROUNI, N. Fractal and multifractal analysis: a review. **Medical**

image analysis, v. 13, n. 4, p. 634–49, 2009.

LOVEJOY, S.; PINEL, J.; SCHERTZER, D. The global space–time cascade structure of precipitation: Satellites, gridded gauges and reanalyses. **Advances in Water Resources**, v. 45, p. 37–50, 2012.

LU, G. Y.; WONG, D. W. An adaptive inverse-distance weighting spatial interpolation technique. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 9, p. 1044–1055, 2008.

LUO, M.; WANG, L. Multifractal scaling properties of global land surface air temperature. 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. **Anais...** . p.3113–3116, 2014.

MALI, P. Multifractal characterization of global temperature anomalies. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 121, p. 641–648, 2015.

MALI, P. Multifractal detrended moving average analysis of global temperature records. **Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment**, v. 2016, n. 1, p. 13201, 2016.

MANDELBROT, B. B. **Fractals: Form, Chance and Dimension**. 1st ed. W.H.Freeman & Company, 1977.

MANDELBROT, B. B. **The Fractal Geometry of Nature**. 1st ed. United States: W. H. Freeman and Company, 1982.

MAULE, R. F.; MAZZA, J. A.; MARTHA JR., G. B. Produtividade agrícola de cultivares de cana-de-açúcar em diferentes solos e épocas de colheita. **Scientia Agricola**, v. 58, n. 2, p. 295–301, 2001.

MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia: noções básicas e climas do Brasil**. São Paulo - SP: Oficina de Textos, 2007.

MEYER, M.; STIEDL, O. Self-affine fractal variability of human heartbeat interval dynamics in health and disease. **European journal of applied physiology**, v. 90, n. 3–4, p. 305–16, 2003.

MILLER, A. A. **Climatologia**. Barcelona: Omega, 1982.

MMA, Ministério do Meio Ambiente. **Biodiversidade Brasileira**. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/biodiversidade/biodiversidade-brasileira>>. Acesso em: 10/1/2018.

NEMENYI, P. **Distribution-free multiple comparisons** (Tese). 1963, Princeton University.

OÑATE RUBALCABA, J. J. Fractal analysis of climatic data: Annual precipitation records in Spain. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 56, n. 2–3, p. 83–87, 1997.

OPAS. **Mudança Climática e Saúde: um perfil do Brasil**. Brasília: Ministério da Saúde - Organização Pan-Americana da Saúde, 2009.

PATZ, J. A.; CAMPBELL-LENDRUM, D.; HOLLOWAY, T.; FOLEY, J. A. Impact of regional climate change on human health. **Nature**, v. 438, n. 7066, p. 310–317, 2005.

PBMC. **Base científica das mudanças climáticas. Contribuição do Grupo de Trabalho 1 do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas ao Primeiro**

Relatório da Avaliação Nacional sobre Mudanças Climáticas. Rio de Janeiro: Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas - Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2012.

PENEREIRO, J. C.; ORLANDO, D. V. Análises de tendências em séries temporais anuais de dados climáticos e hidrológicos na bacia do rio parnaíba entre os estados do maranhão e piauí/brasil. **Rev. Geogr. Acadêmica**, v. 7, n. 1678–7226, p. 5–21, 2013.

PENG, C.-K.; BULDYREV, S. V.; HAVLIN, S.; et al. Mosaic organization of DNA nucleotides. **Physical Review E**, v. 49, n. 2, p. 1685–1689, 1994.

PEREIRA, A. R.; ANGELOCCI, L. R.; SENTELHAS, P. C. **Meteorologia Agrícola**. USP ed. Piracicaba-SP: USP, 2007.

PERKIÖMÄKI, J. S.; MÄKIKALLIO, T. H.; HUIKURI, H. V. Fractal and complexity measures of heart rate variability. **Clinical and experimental hypertension (New York, N.Y.)**, v. 27, n. 2–3, p. 149–58, 1993.

RENYI, A. **Selected papers of Alfred Renyi**. Budapest: Akademiai Kiado, 1976.

RODRIGUES, M. L. G.; FRANCO, D.; SUGAHARA, S. Climatologia de frentes frias no litoral de Santa Catarina. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 22, n. 2, p. 135–151, 2004.

ROMERO, M. A. B. **Princípios Bioclimáticos para o Desenho Urbano**. São Paulo: CopyMarket.com, 2001

ROSS, J. L. S. **Geografia do Brasil**. São Paulo: EDUSP, 2005.

ROVEDDER, A. P. M.; ELTZ, F. L. F. Revegetação com plantas de cobertura em solos arenizados sob erosão eólica no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 32, n. 1, p. 315–321, 2008.

SANDOURNY, R. **O clima da Terra**. Lisboa: Instituto Piaget, 1994.

SANTOS, A. L. S.; SILVA, H. S. DA; SILVA, J. R. S.; STOSIC, T. Propriedades multifractais da temperatura do ar no Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 2018.

SANTOS, M. J. Z. DOS. Mudanças Climáticas e o planejamento agrícola. In: J. L. S. A. . NETO; J. A. ZAVATINI (Eds.); **Variabilidade e mudanças climáticas: implicações ambientais e socioeconômicas**. p.65–80, 2000.

SANTOS, R. M. B.; SANCHES FERNANDES, L. F.; MOURA, J. P.; PEREIRA, M. G.; PACHECO, F. A. L. The impact of climate change, human interference, scale and modeling uncertainties on the estimation of aquifer properties and river flow components. **Journal of Hydrology**, v. 519, p. 1297–1314, 2014.

SCHERTZER, D.; LOVEJOY, S. Multifractal simulations and analysis of clouds by multiplicative processes. **Atmospheric Research**, v. 21, n. 3–4, p. 337–361, 1988.

SEN, A. K. Multifractality as a Measure of Complexity in Solar Flare Activity. **Solar Physics**, v. 241, n. 1, p. 67–76, 2007.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples). **Biometrika**, v. 52, n. 3/4, p. 591–611, 1965.

SHEPARD, D. A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced

data. In: S. R. B. BLUE; A. M. ROSENBERG (Eds.); **Proceedings of the 1968 23rd ACM national conference**. p.517–524, 1968.

SHIMIZU, Y.; THURNER, S.; EHRENBERGER, K. MULTIFRACTAL SPECTRA AS A MEASURE OF COMPLEXITY IN HUMAN POSTURE. **Fractals**, v. 10, n. 1, p. 103–116, 2002.

SILVA, A. S. A. **Ferramentas para modelagem e interpolação de dados ambientais em escala regional** (Tese), 2015. Recife, Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada, Universidade Federal Rural de Pernambuco.

SILVA, B. B. DA; ALVES, J. J. A.; CAVALCANTI, E. P.; DANTAS, R. T. Potencial eólico na direção predominante do vento no Nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 6, n. 3, p. 431–439, 2002.

SILVA, B. B. DA; ALVES, J. J. A.; CAVALCANTI, E. P.; VENTURA, E. D. Variabilidade espacial e temporal do potencial eólico da direção predominante do vento no Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 19, p. 189–202, 2004.

SILVA, J. R. S. **Avaliação de autocorrelações e complexidade de séries temporais climáticas no Brasil** (Tese), 2014. Recife, Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada, Universidade Federal Rural de Pernambuco.

STEINKE, E. T. **Climatologia Fácil**. Oficina de Textos, 2012.

SWAIN, J.; PATRA, K. Impact assessment of land use/land cover and climate change on streamflow regionalization in an ungauged catchment. **Journal of Water and Climate Change**, p. jwc2018161, 2018.

TÉL, T.; FÜLÖP, Á.; VICSEK, T. Determination of fractal dimensions for geometrical multifractals. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 159, n. 2, p. 155–166, 1989.

TELESCA, L.; COLANGELO, G.; LAPENNA, V.; MACCHIATO, M. Monofractal and multifractal characterization of geoelectrical signals measured in southern Italy. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 18, n. 2, p. 385–399, 2003.

TELESCA, L.; LOVALLO, M. Analysis of the time dynamics in wind records by means of multifractal detrended fluctuation analysis and the Fisher–Shannon information plane. **Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment**, v. 2011, n. 7, p. P07001, 2011.

TELESCA, L.; LOVALLO, M.; KANEVSKI, M. Power spectrum and multifractal detrended fluctuation analysis of high-frequency wind measurements in mountainous regions. **Applied Energy**, v. 162, p. 1052–1061, 2016.

THEILER, J. Estimating fractal dimension. **Optical Society of America**, v. 7, p. 1055–1073, 1990.

TOLMASQUIM, M. As origens da crise energética brasileira. **Ambiente & sociedade**, , n. 6–7, p. 179–183, 2000.

TORRES, F. T. P.; MACHADO, P. J. O. **Introdução à Climatologia**. Santo André - SP: Geographica, 2008.

TUKEY, J. W. Comparing Individual Means in the Analysis of Variance. **Biometrics**, v. 5, n. 2, p. 99–114, 1949.

- VAREJÃO-SILVA, M. A. **Meteorologia e Climatologia**. 2nd ed. Recife - PE: Versão Digital, 2006.
- VESENTINI, J. W. **Brasil: sociedade e espaço. Geografia do Brasil**. Editora Át ed. São Paulo - SP: Editora Ática, 2006.
- VIANELLO, R. L.; RAINIER, A. A. **Meteorologia básica e aplicações**. Viçosa, 2000.
- VICSEK, T. **Fractal Growth Phenomena**. World Science Publishing, 1989.
- VICSEK, T. Mass multifractals. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 168, n. 1, p. 490–497, 1990.
- VOSS, R. F. Characterization and Measurement of Random Fractals. **Physica Scripta**, v. T13, n. T13, p. 27–32, 1986.
- WANG, S.; HUANG, G. H.; LIN, Q. G.; et al. Comparison of interpolation methods for estimating spatial distribution of precipitation in Ontario, Canada. **International Journal of Climatology**, v. 34, n. 14, p. 3745–3751, 2014.
- WEERASINGHE, R. M.; PANNILA, A. S.; JAYANANDA, M. K.; SONNADARA, D. U. J. Multifractal behavior of wind speed and wind direction. **Fractals**, v. 24, n. 1, p. 1650003, 2016.
- WEST, B. J.; LATKA, M.; GLAUBIC-LATKA, M.; LATKA, D. Multifractality of cerebral blood flow. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 318, n. 3–4, p. 453–460, 2003.
- WEST, B. J.; SCAFETTA, N. A Multifractal Dynamical Model of Human Gait. **Fractals in Biology and Medicine**, p. 131-140, 2005.
- XIA, Y.; FABIAN, P.; STOHL, A.; WINTERHALTER, M. Forest climatology: estimation of missing values for Bavaria, Germany. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 96, n. 1–3, p. 131–144, 1999.
- YANG, X.; XIE, X.; LIU, D.; JI, F.; WANG, L. Spatial Interpolation of Daily Rainfall Data for Local Climate Impact Assessment over Greater Sydney Region. **Advances in Meteorology**, v. 2015, 2015.
- YU, Z.-G.; LEUNG, Y.; CHEN, Y. D.; et al. Multifractal analyses of daily rainfall time series in Pearl River basin of China. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 405, p. 193–202, 2014.
- YUAN, N.; FU, Z.; MAO, J. Different multi-fractal behaviors of diurnal temperature range over the north and the south of China. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 112, n. 3, p. 673–682, 2013.
- ZENG, M.; ZHANG, X.; LI, J.; MENG, Q. Multifractal analysis of short-term wind speed time series with different sampling frequencies. 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). **Anais...** . p.3213–3218, 2016.

APÊNDICE

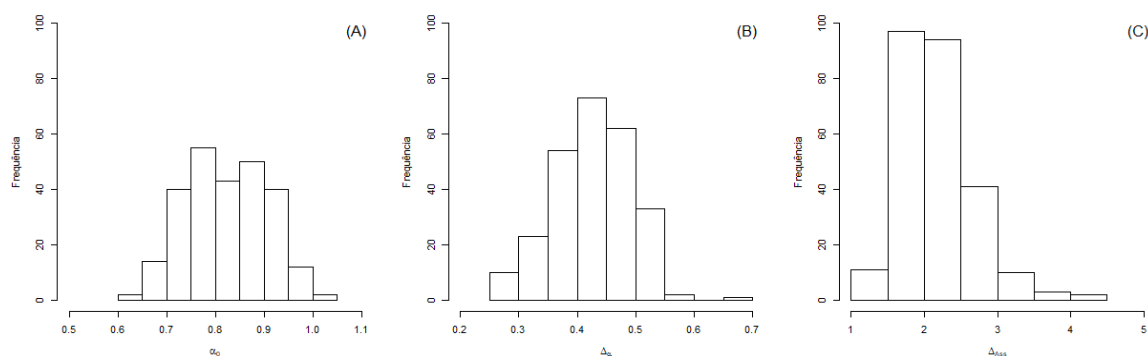
APÊNDICE A – Diferença dos parâmetros multifractais por região.

Para determinar se existe diferenças entre os parâmetros do espectro multifractal das variáveis em estudo e as regiões brasileiras, verificou-se a normalidade destes parâmetros através do teste de Shapiro-Wilk (SHAPIRO; WILK, 1965). Se observado a normalidade (p -valor $> 0,05$), utilizou-se a Análise de Variância (ANOVA) (FISHER, 1919), caso contrário, adotou-se o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis (KRUSKAL; WALLIS, 1952). Quando aplicamos a ANOVA para comparar os grupos e obtemos um resultado que indica que pelo menos dois grupos se diferem entre si, utilizamos o teste de Tukey (TUKEY, 1949) para comparações múltiplas. Já ao utilizar o teste de Kruskal-Wallis, o teste de comparações múltiplas adequado é o de Nemenyi (NEMENYI, 1963). O nível de significância adotado para todos os testes foi de 5%.

TEMPERATURA MÉDIA

Na Figura 1 observa-se o histograma dos parâmetros multifractais da temperatura média diária do ar. Dentre os parâmetros, apenas a largura do espectro ($\Delta\alpha$) provém de uma distribuição normal (p – valor $> 0,05$).

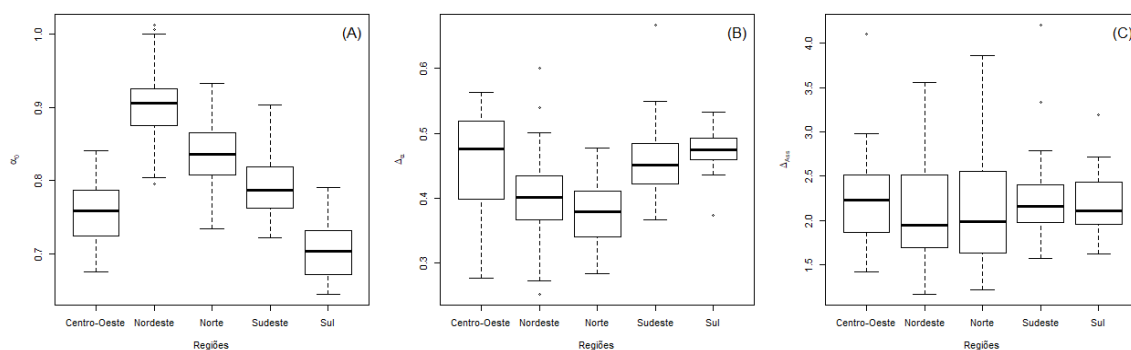
Figura 1: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Teste de Shapiro-Wilk: (A) p -valor: 0,013; (B) p -valor: 0,262 e (C) p -valor: 0,000. Fonte: elaborada pela autora.

Na Figura 2 abaixo pode-se visualizar o comportamento dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da temperatura média diária do ar no Brasil.

Figura 2: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora.

Observa-se na Tabela 3 que existe diferença nos parâmetros α_0 e $\Delta\alpha$ nas diferentes regiões brasileiras.

Tabela 3: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura média diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

Regiões	α_0		P-valor	$\Delta\alpha$		P-valor	Δ_{Ass}		P-valor
	Média	DP		Média	DP		Média	DP	
Norte	0,837	0,045		0,377	0,050		2,159	0,656	
Sul	0,703	0,037		0,476	0,031		2,163	0,348	
Sudeste	0,793	0,044	0,000*	0,457	0,048	0,000**	2,223	0,401	0,186*
Centro Oeste	0,753	0,039		0,457	0,076		2,271	0,554	
Nordeste	0,904	0,044		0,398	0,061		2,109	0,532	

*Teste Kruskal-Wallis; **Teste F da anova; DP – Desvio Padrão. Fonte: elaborada pela autora.

Avaliando os p-valores das comparações duas a duas dos parâmetros que apresentaram diferenças entre as regiões (Tabela 3), observa-se na Tabela 4 que para o parâmetro α_0 o teste revelou não haver diferença significativa entre as regiões Centro Oeste e Sudeste e entre Centro Oeste e Sul. Em relação ao grau de multifractalidade ($\Delta\alpha$), não há diferenças significativas entre a região Centro-Oeste e as regiões Sudeste e Sul, Sul e Nordeste e entre Sul e Sudeste.

Tabela 4: Comparações dois a dois entre parâmetros multifractais (α_0 e $\Delta\alpha$) nas regiões da temperatura média diária do ar no Brasil.

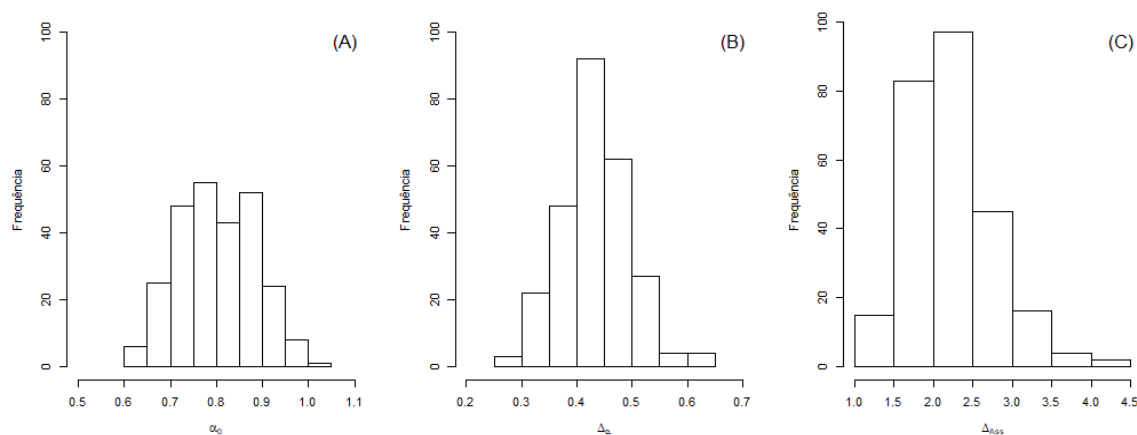
	α_0^*			
	Centro Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,000	0,000	-	-
Sudeste	0,167	0,000	0,035	-
Sul	0,307	0,000	0,000	0,000
	$\Delta\alpha^{**}$			
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,000	0,277	-	-
Sudeste	1,000	0,000	0,000	-
Sul	0,666	0,000	0,000	0,468

*Teste Nemenyi; ** ANOVA. Fonte: elaborada pela autora.

TEMPERATURA MÁXIMA

Dentre os parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura máxima diária do ar no Brasil, apenas a largura do espectro ($\Delta\alpha$) provém de uma distribuição normal ($p - \text{valor} > 0,05$) (Figura 3).

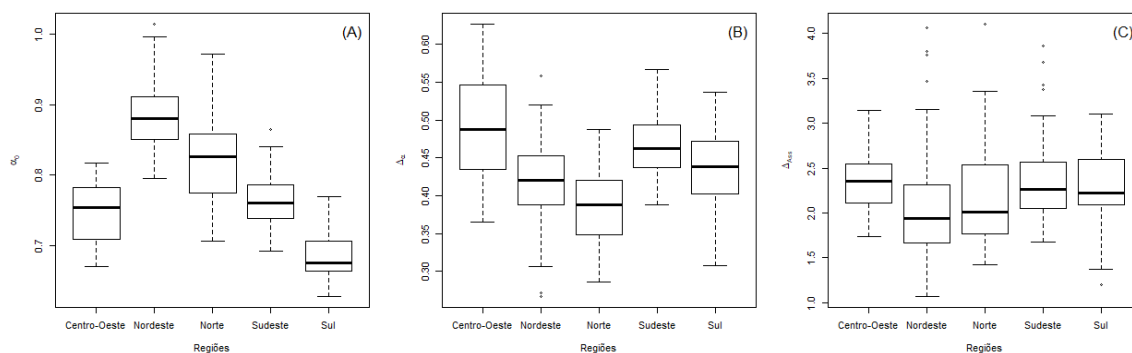
Figura 3: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Teste de Shapiro-Wilk: (A) p-valor: 0,016; (B) p-valor: 0,279 e (C) p-valor: 0,000. Fonte: elaborada pela autora.

Na Figura 4, pode-se visualizar o comportamento dos parâmetros do espectro em cada região.

Figura 4: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora.

Pode-se observar que existe diferenças nos parâmetros multifractais nas diferentes regiões (Tabela 5).

Tabela 5: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura máxima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

Regiões	α_0		P-valor	$\Delta\alpha$		P-valor	Δ_{Ass}		P-valor
	Média	DP		Média	DP		Média	DP	
Norte	0,818	0,058		0,387	0,047		2,203	0,629	
Sul	0,681	0,032		0,434	0,051		2,296	0,425	
Sudeste	0,764	0,038	0,000*	0,465	0,041	0,000**	2,355	0,452	0,000*
Centro Oeste	0,748	0,041		0,492	0,076		2,323	0,331	
Nordeste	0,885	0,046		0,417	0,055		2,061	0,574	

*Teste Kruskal-Wallis; **ANOVA; DP – Desvio Padrão. Fonte: elaborada pela autora.

Na Tabela 6 observa-se comparações dois a dois dos parâmetros multifractais por regiões. Para a estimativa do expoente de Hurst (α_0) não há diferença estatisticamente significativa entre a região Sudeste e Centro Oeste. Em relação a largura do espectro não há diferenças significativas em seus valores na região Sudeste e Centro Oeste e entre Sul e Nordeste. Já em relação ao coeficiente de assimetria, há diferenças significativas entre as regiões Nordeste e Centro-Oeste, Sudeste e Nordeste e entre Sul e Nordeste.

Tabela 6: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) nas regiões da temperatura máxima diária do ar no Brasil.

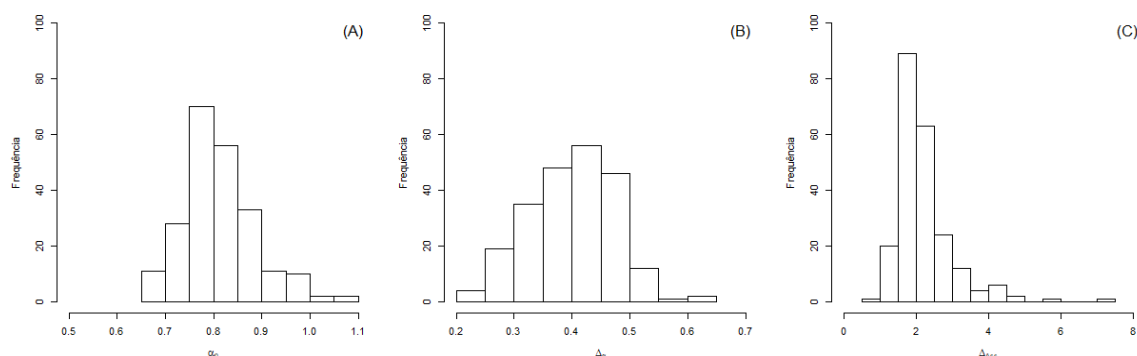
	α_0^*			
	Centro Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,003	0,000	-	-
Sudeste	0,914	0,000	0,005	-
Sul	0,030	0,000	0,000	0,000
$\Delta\alpha^{**}$				
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,000	0,031	-	-
Sudeste	0,146	0,000	0,000	-
Sul	0,000	0,498	0,002	0,049
Δ_{Ass}^*				
Nordeste	0,006	-	-	-
Norte	0,213	0,792	-	-
Sudeste	1,000	0,000	0,109	-
Sul	1,000	0,008	0,284	1,000

Teste Nemenyi; ** ANOVA. Fonte: elaborada pela autora.

TEMPERATURA MÍNIMA

Dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ das séries de temperatura mínima diária do ar, apenas a largura do espectro ($\Delta\alpha$) provém de uma distribuição normal ($p - valor > 0,05$) (Figura 5), assim como observado para as de temperatura média e máxima.

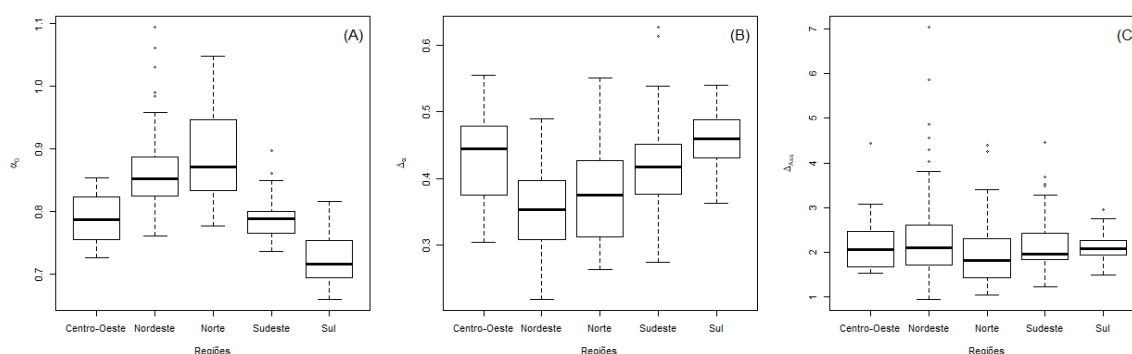
Figura 5: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Teste de Shapiro-Wilk: (A) p-valor: 0,000; (B) p-valor: 0,481 e (C) p-valor: 0,000. Fonte: elaborada pela autora.

Pode-se visualizar na Figura 6 o comportamento dos parâmetros do espectro em cada região.

Figura 6: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora.

Na Tabela 7, verifica-se que apenas o coeficiente de assimetria (Δ_{Ass}) não apresentou diferenças significativas entre as regiões.

Tabela 7: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da temperatura mínima diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

Regiões	α_0		P-valor	$\Delta\alpha$		P-valor	Δ_{Ass}		P-valor
	Média	DP		Média	DP		Média	DP	
Norte	0,885	0,073		0,372	0,075		2,055	0,863	
Sul	0,723	0,039		0,461	0,039		2,124	0,310	
Sudeste	0,786	0,031	0,000*	0,419	0,061	0,000**	2,188	0,596	0,378*
Centro Oeste	0,787	0,040		0,434	0,065		2,176	0,628	
Nordeste	0,864	0,067		0,354	0,063		2,348	1,075	

*Teste Kruskal-Wallis; **ANOVA; DP – Desvio Padrão. Fonte: elaborada pela autora.

A estimativa do expoente de Hurst (α_0) quando comparado dois a dois por região, verifica-se que não há diferença estatisticamente significativa entre a região Sudeste e Centro Oeste e entre Norte e Nordeste. Em relação a largura do espectro também não há diferenças significativas entre estas regiões e entre Sul e Centro Oeste (Tabela 8).

Tabela 8: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 e $\Delta\alpha$) nas regiões da temperatura mínima diária do ar no Brasil.

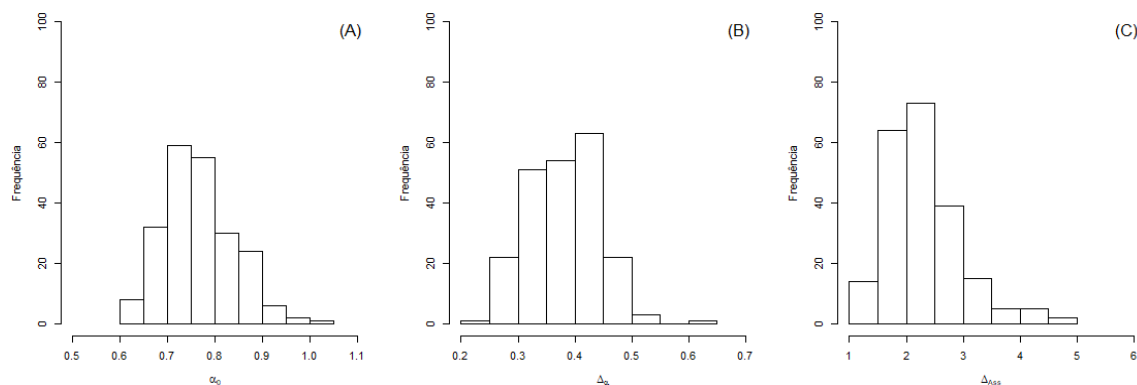
	α_0^*			
	Centro Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,000	0,938	-	-
Sudeste	1,000	0,000	0,000	-
Sul	0,005	0,000	0,000	0,000
	$\Delta\alpha^{**}$			
	Centro Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,003	0,721	-	-
Sudeste	0,813	0,000	0,008	-
Sul	0,485	0,000	0,000	0,013

*Teste Nemenyi; ** ANOVA. Fonte: elaborada pela autora.

AMPLITUDE

Para os parâmetros multifractais do espectro multifractal $f(\alpha)$ da Amplitude diária do ar, apenas a largura do espectro é proveniente de uma distribuição normal, igualmente observados para as variáveis de temperatura média, máxima e mínima (Figura 7).

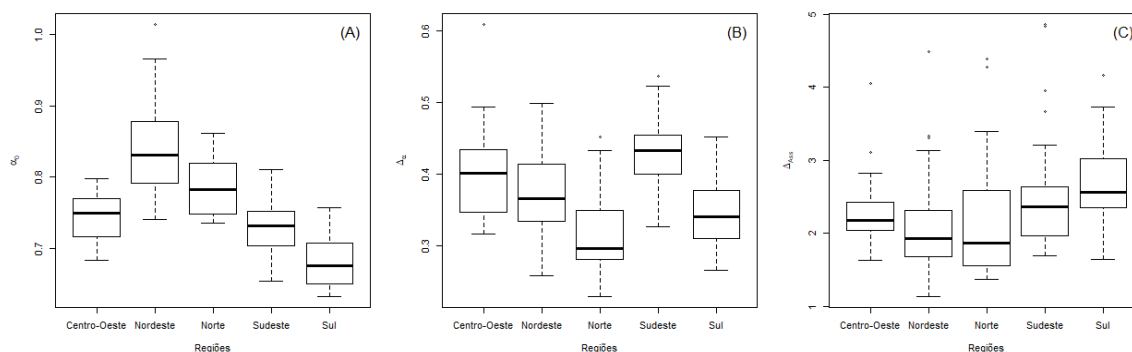
Figura 7: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da Amplitude diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Teste de normalidade - Teste de Shapiro-Wilk: (A) p-valor: 0.001, (B) p-valor: 0.078 e (C) p-valor: 0.000. Fonte: elaborada pela autora.

Na Figura 8 pode-se visualizar o comportamento dos parâmetros do espectro em cada região.

Figura 8: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da amplitude diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora

Observa-se na Tabela 9 que todos os parâmetros multifractais da amplitude diária do ar apresentaram diferenças significativas entre as regiões brasileiras.

Tabela 9: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da amplitude diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

Regiões	α_0		P-valor	$\Delta\alpha$		P-valor	Δ_{Ass}		P-valor
	Média	DP		Média	DP		Média	DP	
Norte	0,789	0,042		0,319	0,061		2,231	0,933	
Sul	0,679	0,035		0,347	0,046		2,720	0,575	
Sudeste	0,729	0,035	0,000*	0,430	0,042	0,000**	2,446	0,663	0,000*
Centro Oeste	0,745	0,034		0,401	0,066		2,313	0,501	
Nordeste	0,834	0,059		0,371	0,052		2,056	0,567	

*Teste Kruskal-Wallis; **ANOVA; DP – Desvio Padrão. Fonte: elaborada pela autora.

Em relação a diferença dois a dois, não apresentou evidências de diferença significativa entre o coeficiente de correlação (α_0) nas regiões Centro Oeste e Norte, Centro Oeste e Sudeste e entre Norte e Nordeste. Já para o grau de multifractalidade ($\Delta\alpha$) nas regiões Centro Oeste e Nordeste, Centro Oeste e Sudeste, Sul e Sudeste e entre Sul e Norte. No entanto, para o coeficiente de assimetria, apresentou evidências de diferença significativa apenas entre as regiões Sudeste e Nordeste, Sul e Nordeste e entre Sul e Norte.

Tabela 10: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) nas regiões da amplitude diária do ar no Brasil.

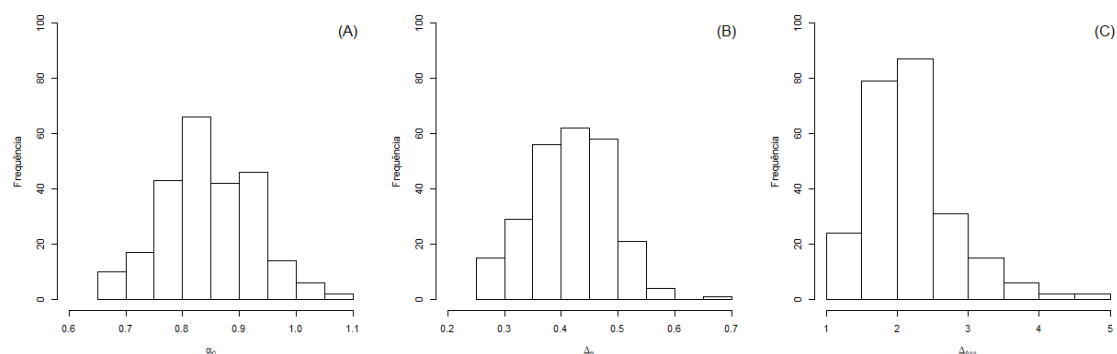
	α_0 *			
	Centro-Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,182	0,303	-	-
Sudeste	0,746	0,000	0,003	-
Sul	0,003	0,000	0,000	0,014
$\Delta\alpha$ **				
Nordeste	0,083	-	-	-
Norte	0,000	0,001	-	-
Sudeste	0,134	0,000	0,000	-
Sul	0,001	0,157	0,334	0,000
Δ_{Ass} *				
Nordeste	0,192	-	-	-
Norte	0,608	1,000	-	-
Sudeste	0,960	0,001	0,153	-
Sul	0,118	0,000	0,002	0,181

*Teste Nemenyi; ** ANOVA. Fonte: elaborada pela autora.

UMIDADE DO AR

Em relação os parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da umidade diária do ar, apenas o coeficiente de assimetria não provem de uma distribuição normal (Figura 9).

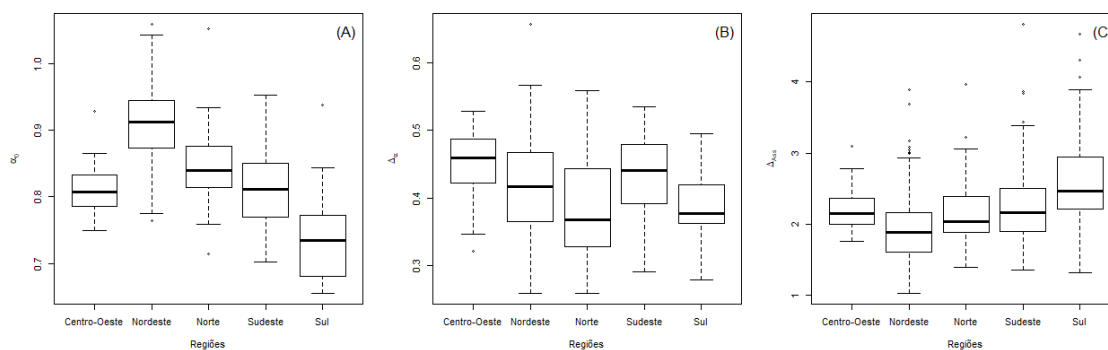
Figura 9: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da umidade diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Teste de Shapiro-Wilk: (A) p-valor: 0,456, (B) p-valor: 0,267 e (C) p-valor: 0,000. Fonte: elaborada pela autora.

Na Figura 10 pode-se visualizar o comportamento dos parâmetros do espectro em cada região.

Figura 10: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da umidade diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora.

Todos os parâmetros multifractais da umidade do ar apresentaram diferenças significativas entre as regiões brasileiras (Tabela 11).

Tabela 11: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ entre regiões da umidade diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

Regiões	α_0		P-valor	$\Delta\alpha$		P-valor	Δ_{Ass}		P-valor
	Média	DP		Média	DP		Média	DP	
Norte	0,847	0,059		0,378	0,075		2,197	0,551	
Sul	0,738	0,066		0,385	0,052		2,654	0,779	
Sudeste	0,814	0,057	0,000**	0,436	0,059	0,000**	2,319	0,644	0,000*
Centro Oeste	0,810	0,040		0,449	0,052		2,212	0,320	
Nordeste	0,913	0,060		0,419	0,074		1,959	0,528	

*Teste Kruskal-Wallis; **ANOVA; DP – Desvio Padrão. Fonte: elaborada pela autora.

Em relação a diferença dois a dois, não apresentou evidências de diferença significativa entre o coeficiente de correlação (α_0) nas regiões Centro-Oeste e Norte, Centro Oeste e Sudeste e entre Sudeste e Norte. Já para o grau de multifractalidade ($\Delta\alpha$) nas regiões Centro Oeste e Nordeste, Centro Oeste e Sudeste, Sudeste e Nordeste, Sul e Nordeste e entre Sul e Norte. No entanto, para o coeficiente de assimetria, apresentou evidências de diferença significativa apenas entre as regiões Centro-Oeste e Nordeste, Sul e Nordeste, e entre Sudeste e Nordeste (Tabela 12).

Tabela 12: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 , $\Delta\alpha$ e Δ_{Ass}) nas regiões da umidade diária do ar no Brasil.

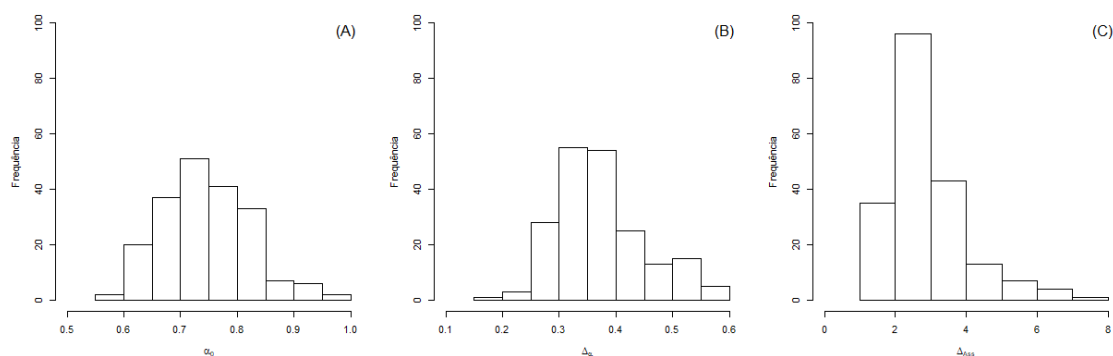
	α_0^{**}			
	Centro Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,000	-	-	-
Norte	0,100	0,000	-	-
Sudeste	0,997	0,000	0,065	-
Sul	0,000	0,000	0,000	0,000
$\Delta\alpha^{**}$				
Nordeste	0,244	-	-	-
Norte	0,000	0,014	-	-
Sudeste	0,898	0,559	0,000	-
Sul	0,003	0,115	0,992	0,007
Δ_{Ass}^*				
Nordeste	0,020	-	-	-
Norte	0,952	0,108	-	-
Sudeste	1,000	0,000	0,910	-
Sul	0,333	0,000	0,051	0,163

*Teste Nemenyi; ** ANOVA. Fonte: elaborada pela autora.

VELOCIDADE DO VENTO

Todos os parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da velocidade do vento diária do ar não provem de uma distribuição normal (Figura 11).

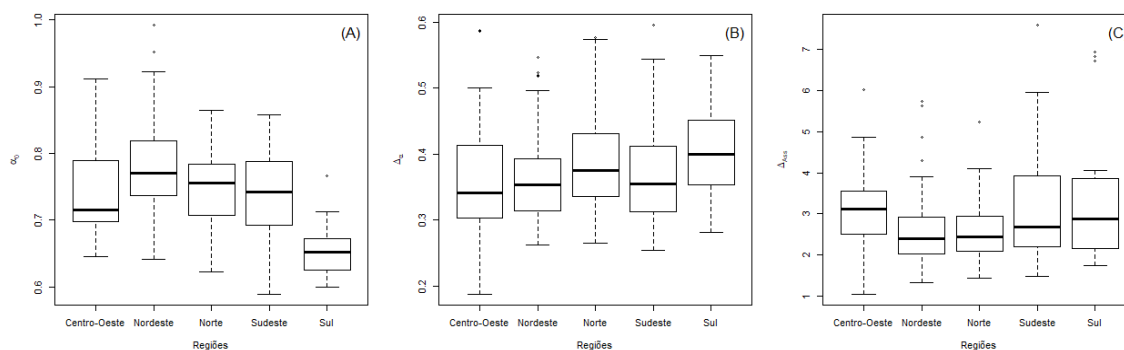
Figura 11: Histograma dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ da velocidade do vento diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Teste de Shapiro-Wilk: (A) p-valor: 0,049, (B) p-valor: 0,000 e (C) p-valor: 0,000. Fonte: elaborada pela autora.

Na Figura 12 pode-se visualizar o comportamento dos parâmetros do espectro em cada região.

Figura 12: Boxplot dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da velocidade do vento diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: (A) Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , (B) Largura do espectro $\Delta\alpha$ e (C) Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .



Fonte: elaborada pela autora.

Observa-se na Tabela 13 que apenas o grau de multifractalidade não apresentou diferenças significativas entre as regiões brasileiras.

Tabela 13: Diferenças dos parâmetros do espectro multifractal $f(\alpha)$ por regiões da velocidade do vento diária do ar no Brasil, no período de 1990 a 2017: Ponto máximo do espectro multifractal α_0 , Largura do espectro $\Delta\alpha$ e Coeficiente de assimetria Δ_{Ass} .

Regiões	α_0		P-valor	$\Delta\alpha$		P-valor	Δ_{Ass}		P-valor
	Média	DP		Média	DP		Média	DP	
Norte	0,748	0,063		0,390	0,082		2,637	0,815	
Sul	0,653	0,039		0,399	0,072		3,275	1,514	
Sudeste	0,737	0,066	0,000*	0,371	0,084	0,118*	3,210	1,365	0,009*
Centro Oeste	0,745	0,072		0,362	0,104		3,164	1,097	
Nordeste	0,779	0,074		0,362	0,069		2,723	1,623	

*Teste Kruskal-Wallis; **ANOVA; DP – Desvio Padrão. Fonte: elaborada pela autora.

Observa-se na Tabela 14 que o valor médio do coeficiente de correlação (α_0) da região Sul difere significativamente das demais regiões. Já em relação ao coeficiente de assimetria, apenas a região Nordeste difere estatisticamente do Centro Oeste.

Tabela 14: Comparações dois a dois dos parâmetros multifractais (α_0 e Δ_{Ass}) nas regiões da velocidade do vento diária do ar no Brasil.

	α_0^*			
	Centro Oeste	Nordeste	Norte	Sudeste
Nordeste	0,334	-	-	-
Norte	0,996	0,541	-	-
Sudeste	1,000	0,075	0,977	-
Sul	0,000	0,000	0,000	0,000
	Δ_{Ass}^*			
Nordeste	0,047	-	-	-
Norte	0,309	0,985	-	-
Sudeste	0,976	0,053	0,482	-
Sul	0,982	0,186	0,628	1,000

*Teste Nemenyi; ** ANOVA. Fonte: elaborada pela autora.