

GUTENBERG FERREIRA DA SILVA

VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DA COMPLEXIDADE DA VELOCIDADE DO VENTO

RECIFE-PE – JUNHO/2023



UFRPE

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO

PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DA COMPLEXIDADE DA VELOCIDADE DO VENTO

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

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientador(a): Prof.(a) Dr.(a) Tatijana Stosic

Coorientador: Prof. Dr. Ikaró Daniel de Carvalho Barreto

RECIFE-PE – JUNHO/2023.

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

S586v Silva, Gutenberg Ferreira da
Variabilidade intra-anual da complexidade da velocidade do vento / Gutenberg Ferreira da Silva. - 2023.
60 f. : il.

Orientadora: Tatijana Stosic.
Coorientador: Ikaro Daniel de Carvalho Barreto.
Inclui referências.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em
Biometria e Estatística Aplicada, Recife, 2023.

1. Velocidade do vento. 2. Sample Entropy. 3. Multiscale Entropy. 4. Lacunaridade. I. Stosic, Tatijana,
orient. II. Barreto, Ikaro Daniel de Carvalho, coorient. III. Título

CDD 519.5

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

VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DA COMPLEXIDADE DA VELOCIDADE DO VENTO

GUTENBERG FERREIRA DA SILVA

Manuscrito da Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 05/06/2023 pela Banca Examinadora.

Orientadora:

Prof(a). Dr(a). Tatijana Stosic
UFRPE-DEINFO

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Lucian Bogdan Bejan
UFRPE-DEINFO

Prof. Dr. Antônio Samuel Alves da Silva
UFRPE-DEINFO

Prof. Dr. Ikaró Daniel de Carvalho Barreto
CEBRASPE

Prof. Dr. Silvio Fernando Alves Xavier Junior
UEPB

Dedicatória

Dedico a minha família.

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus por estar sempre no controle de tudo.

À minha amada esposa Viviane, pelo companheirismo, pela paciência, pelo apoio aos meus estudos e à minha carreira, por compartilhar todas as alegrias e tristezas da minha vida, fazendo cada vitória ser, não somente minha, mas sim, nossa.

A todos da minha família e aos amigos que me apoiaram e torceram sempre por mim.

À minha orientadora Profa. Dra. Tatijana Stosic, pela confiança, pelo apoio científico, pelo incentivo, pela dedicação, pela presteza, pelos conselhos pessoais, pela amizade e que Deus a abençoe sempre.

Ao meu coorientador Prof. Dr. Ikaro Daniel pelo apoio científico, pela presteza, pela amizade e que Deus o abençoe sempre.

A todos os professores que contribuíram de uma forma ou de outra para o meu desenvolvimento intelectual, cognitivo e emocional para a minha trajetória acadêmica.

Ao secretário do Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Marco Santos, pela presteza durante minha permanência no doutorado.

Aos membros da banca examinadora: Prof. Dr. Silvio Fernando, Prof. Dr. Lucian Bejan e Prof. Dr. Antônio Samuel pela disponibilidade de participar e pelas contribuições pessoais acerca da Tese e que Deus os abençoe sempre.

Ao Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada pelo acolhimento e a todos os professores e coordenadores que me apoiaram.

À UFRPE, pela infraestrutura e por ter me proporcionado cursar o doutorado em Biometria e Estatística Aplicada.

E, por fim, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes).

"Dêem graças ao Senhor porque ele é bom; o seu amor dura para sempre."

(Salmos 107.1).

Resumo

Entre as fontes de energia renovável, a energia eólica é uma das que mais cresceu nas últimas décadas devido à sua alta eficiência e baixa poluição. Como produtor da energia eólica, o Brasil ocupa o sexto lugar no mundo, atrás da China, EUA, Alemanha, Índia e França. A avaliação do potencial eólico em um determinado local requer uma análise estatística detalhada da velocidade do vento e sua distribuição de frequência em diferentes alturas e diferentes períodos do ano. No entanto, devido à intermitência e alta variabilidade espaço-temporal da velocidade do vento, a integração em larga escala da energia eólica na rede elétrica ainda é uma tarefa desafiadora. Por outro lado, o conhecimento da organização temporal (complexidade) da velocidade do vento pode fornecer informações sobre processos estocásticos subjacentes que podem ser usadas para o planejamento da produção de energia eólica e para desenvolvimento e avaliação de modelos preditivos de velocidade de vento e potencial eólico. Neste trabalho foi analisada a variabilidade temporal intra-anual da complexidade da velocidade do vento na altura de 50 m no município de Petrolina, Pernambuco. Utilizou-se os métodos de análise de sistemas complexos, *Sample Entropy (SampEn)*, *Multiscale entropy (MSE)* e Lacunaridade (*Lacunarity*). O método *Multiscale entropy* foi desenvolvido como a generalização de *Sample Entropy* para analisar a complexidade das séries temporais não estacionárias considerando múltiplas escalas temporais, e o método de Lacunaridade avalia a distribuição de lacunas em um conjunto de dados. Os resultados da *Sample Entropy* indicaram que o período entre 10h e 12h é mais favorável para geração de energia eólica: neste período os valores de velocidade de vento são maiores (indicando maior potencial eólico) e valores de *SampEn* são menores (indicando a dinâmica mais regular). Os resultados da *Multiscale Entropy* indicaram que para os dados com frequência de 10 minutos velocidade do vento e entropia são positivamente correlacionados, enquanto para 1 hora é observada correlação positiva entre agosto e dezembro. Os resultados para a Lacunaridade evidenciaram que setembro é o mês mais favorável para geração de energia indicado pela maior velocidade média e menor lacunaridade.

Palavras-chave: Velocidade do vento; *Sample Entropy*; *Multiscale Entropy*; Lacunaridade.

Abstract

Among renewable energy sources, Wind energy is one of the fastest growing in recent decades due to its high efficiency and low pollution. As a producer of wind energy, Brazil ranks sixth in the world, behind China, USA, Germany, India and France. The assessment of wind potential at a given location requires a detailed statistical analysis of wind speed and its frequency distribution at different times and different periods of the year. However, due to the intermittency and high space-time variability of wind speed, the large-scale integration of wind energy in to the electrical grid is still a challenging task. On the other hand, knowledge of the temporal organization (complexity) of wind speed can provide information about underlying stochastic processes that can be used for planning wind energy production and for developing and evaluating predictive models of wind speed and wind potential. In this work, the intra-annual temporal variability of the complexity of the wind speed at a height of 50 m in the municipality of Petrolina, Pernambuco, was analyzed. The analysis methods of complex systems, Sample Entropy (SampEn), Multiscale entropy (MSE) and Lacunarity (Lacunarity) were used. The Sample Entropy method evaluates the regularity of the time series, the Multiscale entropy method was developed as the generalization of Sample Entropy to analyze the complexity of non-stationary time series considering multiple time scales, and the Lacunarity method evaluates the distribution of gaps in a set of data. The Sample Entropy results indicated that the period between 10h and 12h is more favorable for wind power generation: in this period the wind speed values are higher (indicating greater wind potential) and SampEn values are lower (indicating more regular dynamics). Multiscale Entropy results indicated that for data with a 10-minute frequency wind speed and entropy are positively correlated, while for 1-hour data a positive correlation is observed between August and December. The results for Lacunarity showed that September is the most favorable month for energy generation, indicated by the highest average speed and lowest lacunarity.

Keywords: Wind speed; Sample entropy; Multoscale Entropy; Lacunarity.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapa de Pernambuco com localização de município de Petrolina. Fonte: IBGE [110]	15
Figura 2 - Séries temporais de velocidade de vento (ms^{-1}) para cada hora do dia (0h-23h) registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	18
Figura 3 - Variabilidade diurna da velocidade média e dos valores de $SampEn$ da série de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	23
Figura 4 - Variação diurna dos valores de índice de eficiência E_{ef}	26
Figura 5 - Séries temporais de velocidade de vento (ms^{-1}) em Petrolina para cada mês do ano de 2010 na altura de 50m.....	28
Figura 6 - O procedimento de construção das séries temporais nas escalas $\tau = 2$ e $\tau = 3$	29
Figura 7 - MSE da série aleatória (ruído branco) e da série correlacionada (ruído $1/f$).	30
Figura 8 - Variação intra-anual dos valores MSE (juntamente com a velocidade média do vento) para escalas temporais $\tau = 1$ e $\tau = 6$	34
Figura 9 - Exemplo de conceito de lacunaridade: Três versões de um mapa de tamanho 8×8 com mesma dimensão fractal $D_f = \frac{\log 32}{\log 8} = 1.667$ e diferentes valores de lacunaridade $\Lambda(2)$	39
Figura 10 - Conjunto unidimensional de tamanho $N=50$. Os círculos apresentam sítios ocupados (dados com valores abaixo de um limiar).....	41
Figura 11 - Variação intra-anual dos valores de lacunaridade $L(2)$ (juntamente com a velocidade média do vento).....	44
Figura 12 - Variação intra-anual dos valores de índice de eficiência E_{ef}	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatística descritiva da série temporal de velocidade do vento para cada hora do dia (0h-23h) registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	21
Tabela 2 - Valores de $SampEn$ para cada hora do dia (0h-23h) das séries de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	22
Tabela 3 - Valores de E_{ef} para cada hora do dia (0h-23h) das séries de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	25
Tabela 4 - Estatística descritiva da série temporal de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	31
Tabela 5 - Valores de MSE da série temporal de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	33
Tabela 6 - Valores de E_{ef} das séries mensais de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.....	36
Tabela 7 - Cálculo da lacunaridade para caixa de tamanho 2.....	41
Tabela 8 - Valores de lacunaridade em diferentes escalas temporais para velocidade de vento em Petrolina durante o ano 2010.....	43
Tabela 9 - Valores de velocidade média \bar{v} , lacunaridade $L(2)$ e índice de eficiência E_{ef} das séries temporais mensais da velocidade de vento em Petrolina durante o ano 2010.....	45

Sumário

1. INTRODUÇÃO GERAL	12
1.1. Área de Estudo.....	15
1.2. Objetivos	16
2. ANÁLISE DE VARIABILIDADE DIURNA DE COMPLEXIDADE DE VELOCIDADE DE VENTO EM PETROLINA, UTILIZANDO O MÉTODO SAMPLE ENTROPY	17
2.1. Dados e Metodologia.....	17
2.1.1. Dados.....	17
2.1.2. <i>Sample Entropy</i>	19
2.2. Resultados e Discussão.....	20
3. ANÁLISE DE VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DE COMPLEXIDADE DE VELOCIDADE DE VENTO EM PETROLINA, BRASIL UTILIZANDO O MÉTODO MULTISCALE ENTROPY.....	27
3.1. Dados e Metodologia.....	27
3.1.1. Dados.....	27
3.1.2. <i>Multiscale Entropy</i>	29
3.2. Resultados e Discussão.....	31
4. ANÁLISE DE VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DE VELOCIDADE DE VENTO EM PETROLINA UTILIZANDO O MÉTODO DE LACUNARIDADE.....	37
4.1. Dados e Metodologia.....	37
4.1.1 Dados.....	37
4.1.2. Lacunaridade.....	37
4.1.3. Algoritmo de Allain e Cloitre	40
4.2. Resultados e Discussão.....	41
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	47
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	49

1. INTRODUÇÃO GERAL

Entre as fontes de energia renovável, a energia eólica é uma das que mais cresceu nas últimas décadas devido à sua alta eficiência e baixa poluição [1-4]. Globalmente, espera-se um aumento médio anual de 71 GW de instalações de energia eólica até 2024 [5]. Em 2020, foram fornecidos 421 TWh de energia ao sistema elétrico no Brasil: 65,2% de hidroelétricas, 9,1% de biomassa, 8,8% de centrais eólicas e 8,3% de centrais térmicas à gás natural.

Embora a energia hidrelétrica tenha grande participação na matriz energética do Brasil, a contribuição das usinas eólicas aumentou de 1,2 TWh em 2009 para 57 TWh em 2020 [6]. O Brasil foi o quinto país que mais investiu em energia eólica, somando 744,95 MW em 2019 à sua rede elétrica, elevando a capacidade instalada para 15,45 GW, o que representa 9,1% da matriz energética nacional [7].

Como produtor da energia eólica, o Brasil ocupa o sexto lugar no mundo, atrás da China, EUA, Alemanha, Índia e França. No final de 2019, a produção brasileira era de 15,45 GW representando 2,5% da capacidade total mundial [5]. A projeção de crescimento em 2020 foi de 8,0%, onde metade da capacidade total será instalada na região Nordeste [8]. Esse notável crescimento é resultado do Programa de Incentivo as Fontes Alternativas de Energia Elétrica - PROINFA, criado em 2002 para estimular a geração de energia elétrica a partir de energia eólica, biomassa e pequenas usinas hidrelétricas [9].

Durante a estação seca no Nordeste do Brasil, a variação temporal do potencial eólico apresenta complementaridade com as vazões do rio São Francisco [10,11] e a geração de energia eólica são de extrema importância para o abastecimento de energia elétrica nesta região que muitas vezes passa por períodos prolongados de estiagem, quando as usinas hidrelétricas diminuem a produção de eletricidade devido às vazões e níveis dos reservatórios muito baixos [12]. No entanto, devido à intermitência e alta variabilidade espaço-temporal da velocidade do vento, a integração em larga escala da energia eólica na rede elétrica ainda é uma tarefa desafiadora [13 -15].

A avaliação do potencial eólico em um determinado local requer uma análise estatística detalhada da velocidade do vento e sua distribuição de frequência em

diferentes alturas e diferentes períodos do ano [16-20]. Contudo, o conhecimento da organização temporal (complexidade) da velocidade do vento pode fornecer informações valiosas sobre processos estocásticos subjacentes que não podem ser avaliados por meio de análises estatísticas tradicionais. Esse conhecimento é importante para o planejamento da produção de energia eólica e para avaliação de modelos preditivos de velocidade de vento e potencial eólico.

Durante as últimas décadas, vários conceitos e métodos foram desenvolvidos para analisar a complexidade de séries temporais, entre os quais métodos fractais e multifractais [21-24], métodos baseados na teoria da informação [25-28], teoria de caos [29,30] e redes complexas [31,32,33] foram usados para analisar dados climáticos. Estes métodos também foram usados para análise de velocidade do vento de diferentes partes do mundo. Dinâmica caótica de baixa dimensão foi encontrada em séries de velocidade de vento em Índia [34] e em Taiwan [35]. Kocak [36] aplicou Detrended fluctuation analysis aos dados de velocidade do vento de 20 estações localizadas na parte noroeste da Turquia e identificou a existência das correlações de longo alcance. As propriedades multifractais de velocidade de vento foram encontradas em dados registrados em Dakota do Norte [37], Espanha [38], China [39], Itália [40], Missouri [41] e Suíça [42,43]. Os métodos da teoria da informação foram usados em análise de dados de vento [44,45], previsão de séries temporais de velocidade de vento [46,47] e em estudos de falhas em componentes de turbinas eólicas [48,49]. As séries temporais de velocidade de vento também foram analisadas utilizando os métodos de redes complexas [50-53]. Estudos brasileiros incluem correlações de longo alcance [54-57] e análise multifractal [58,59].

Entre esses métodos, as entropias, que tem origem em Teoria de informação são particularmente interessantes devido à simplicidade de algoritmo, falta de cálculos intensivos e robustez para dados curtos não estacionários e ruidosos.

No Capítulo 1 (Introdução Geral) está apresentada a revisão de literatura de estudos de velocidade de vento com uso de métodos de análise de sistemas complexos, área de estudo e os objetivos. No Capítulo 2 estão apresentados metodologia e os resultados de primeiro artigo da tese: Análise de variabilidade diurna de complexidade de velocidade de vento em Petrolina. No Capítulo 3 estão

apresentados metodologia e os resultados de segundo artigo da tese: Análise de variabilidade intra-anual (para múltiplas escalas temporais) de complexidade de velocidade de vento em Petrolina. No Capítulo 4 estão apresentados metodologia e os resultados de terceiro artigo da tese: Análise de variabilidade intra-anual da distribuição de lacunas (períodos com velocidade de vento abaixo de “*cut in speed*” na qual as turbinas começam a gerar eletricidade) de velocidade de vento em Petrolina. As considerações finais e a proposta para trabalhos futuros estão apresentadas no Capítulo 5.

1.1. Área de Estudo

Neste trabalho estuda-se a variabilidade temporal de velocidade de vento na cidade Petrolina, Pernambuco, Brasil. Petrolina é um município brasileiro do interior de Pernambuco, localizada na região do São Francisco Pernambucano, distante 712 km a oeste de Recife, capital estadual (Figura 1). Possui uma extensão territorial de 4.561,870 km², composta por 08 municípios e, como as demais microrregiões sertanejas, tem clima quente e seco, chuvas escassas e mal distribuídas, como pela forte evaporação, por conta das altas temperaturas. Em conjunto com o vizinho município de Juazeiro, na Bahia, forma o maior aglomerado urbano do semiárido e tem a segunda maior população e o maior PIB do interior de Pernambuco. Esta região é considerada uma das mais promissoras para a produção de energia eólica no Brasil [58]. Os dados são registrados na estação Petrolina. Esta estação faz parte da rede das estações instaladas em várias partes do Brasil dentro do Projeto SONDA que tem como principal objetivo implementar uma infra-estrutura física e de recursos humanos destinada à montagem e melhoramento da base de dados de superfície necessária ao levantamento dos recursos de energia solar e eólica no Brasil [60]. A altura máxima de registro de velocidade de vento (com frequência temporal de 10 minutos) é 50m. Esta altura de *hub* (medida até o centro das hélices de turbina) foi considerada em vários estudos em análise de distribuição especial das turbinas eólicas em parques eólicos [61,62,63].



Figura 1. Mapa de Pernambuco com localização de município de Petrolina.

Fonte: IBGE [110].

1.2. Objetivos

O presente estudo foi desenvolvido utilizando os métodos de análise de sistemas complexos, *Sample Entropy (SampEn)*, *Multiscale entropy (MSE)* e Lacunaridade (*Lacunarity*). O método *Multiscale entropy* foi desenvolvido como a generalização de *Sample Entropy* para analisar a complexidade das séries temporais não estacionárias considerando múltiplas escalas temporais, e o método de Lacunaridade avalia a distribuição de lacunas em um conjunto de dados.

O objetivo geral desta tese é estudar a variabilidade temporal intra-anual da velocidade do vento na altura de 50m em Petrolina, Brasil.

Os objetivos específicos incluem:

- a)** Analisar a variabilidade diurna de complexidade das séries temporais de velocidade do vento em Petrolina utilizando o método *Sample Entropy (SampEn)*.
- b)** Analisar a variabilidade intra-anual de complexidade das séries temporais (em múltiplas escalas temporais) de velocidade do vento em Petrolina utilizando o método *Multiscale Entropy (MSE)*.
- c)** Analisar a distribuição de lacunas (períodos com velocidade de vento abaixo de “*cut in speed*” na qual as turbinas começam a gerar eletricidade) nas séries temporais de velocidade do vento em Petrolina utilizando o método de Lacunaridade.
- d)** Interpretar os resultados em sentido de condições favoráveis/desfavoráveis para geração de energia eólica.

2. ANÁLISE DE VARIABILIDADE DIURNA DE COMPLEXIDADE DE VELOCIDADE DE VENTO EM PETROLINA, UTILIZANDO O MÉTODO SAMPLE ENTROPY

Neste capítulo apresenta-se análise de séries temporais de velocidade de vento em Petrolina na altura de 50m, utilizando o método de *Sample Entropy (SampEn)*. O método foi aplicado para cada hora do dia (0h-23h) do ano 2010 e analisou-se a variabilidade diurna.

2.1. Dados e Metodologia

2.1.1. Dados

Os dados utilizados neste trabalho são séries temporais de velocidade do vento registradas na estação SONDA (Sistema Nacional de Organização de Dados Ambientais) em Petrolina, Brasil (09 ° 04 ' 08 " S latitude, 40 ° 19' 11" A longitude, e altitude de 387m). Os dados foram obtidos junto ao INPE - Instituto Nacional de Estudos Espaciais e estão disponíveis no endereço eletrônico <<http://sonda.ccst.inpe.br/basedados/petrolina.html>>. As séries são compostas por observações de 10 minutos registradas na altura de 50m no ano de 2010 (52.560 pontos de dados). A partir destas séries foram geradas 24 séries de médias horárias para cada hora do dia (0h-23h), com 365 dados cada, conforme mostrado na Figura 2.

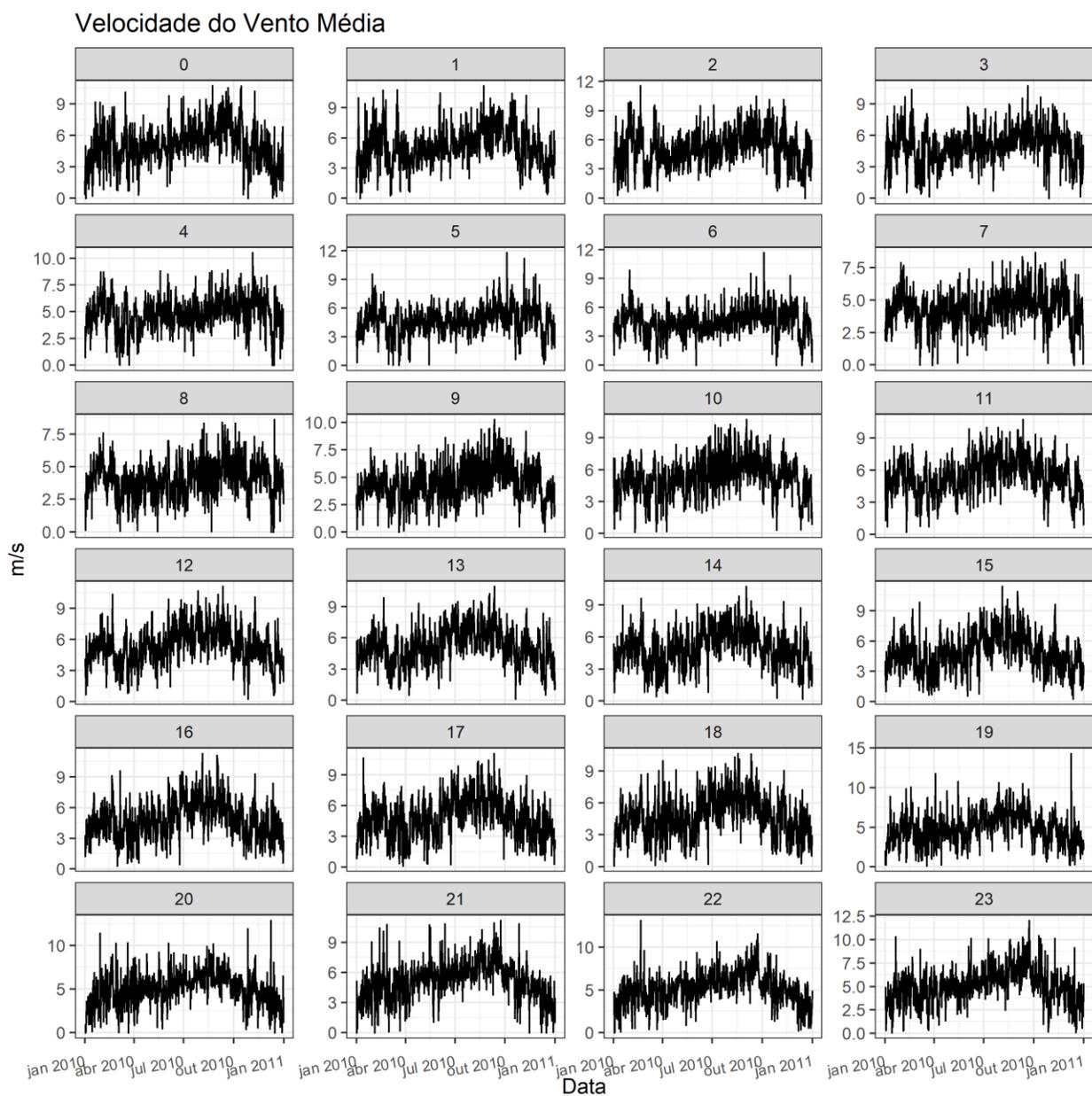


Figura 2. Séries temporais de velocidade de vento (ms^{-1}) para cada hora do dia (0h-23h) registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

2.1.2. Sample Entropy

O método *Sample Entropy* (SampEn), introduzido por Richman e Moorman [65] para avaliar a complexidade de uma série temporal, é definido como sendo o logaritmo natural da probabilidade condicional de que duas sequências similares (dentro de um nível de tolerância r) para m dados, permanecerem similares para $m + 1$ dados. Este método foi utilizado em análise de dados em fisiologia [67-69], geofísica [70-72], climatologia [73], hidrologia [74-77], engenharia [78] e finanças [79,80]. O algoritmo de *SampEn* é o seguinte [65]:

- i) Para uma série temporal $u(j), j = 1, \dots, N$, constroem-se $N - m + 1$ vetores $x_m(i), i = 1, \dots, N - m + 1$ onde $x_m(i) = \{u(i + k) : k = 0, \dots, m - 1\}$. (1)
- ii) A distância entre vetores $x_m(i)$ e $x_m(j)$ é definida como a diferença máxima entre as componentes escalares correspondentes: $d[x_m(i), x_m(j)] = \max \{|u(i + k) - u(j + k)| : k = 0, \dots, m - 1\}$. (2)
- iii) Após determinar o número B_i de vetores $x_m(j)$ com $d[x_m(i), x_m(j)] \leq r$ onde r é o nível de tolerância, $j = 1, \dots, N - m$ e $j \neq i$ e número A_i de vetores $x_{m+1}(j)$ dentro de nível da tolerância r de $x_{m+1}(i)$, definem-se

$$B_i^m(r) = \frac{B_i}{N - m - 1} \quad \text{e} \quad B^m(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)}{N - m} \quad (3)$$

Onde $B^m(r)$ representa a probabilidade de similaridade (dentro do nível de tolerância r) de dois vetores construídos com m dados. Analogamente definem-se

$$A_i^m(r) = \frac{A_i}{N - m - 1} \quad \text{e} \quad A^m(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r)}{N - m} \quad (4)$$

Onde $A^m(r)$ representa a probabilidade de similaridade de dois vetores construídos com $m + 1$ dados.

iv) Finalmente, o índice *SampEn* é definido como

$$S_E(m, r, N) = -\ln \frac{A^m(r)}{B^m(r)} \quad (5)$$

Uma maior complexidade (menor regularidade) da série temporal gera o valor do *SampEn* mais alto [65].

2.2. Resultados e Discussão

Os resultados das estatísticas descritivas são apresentados na Tabela 1. Pode-se observar a maior velocidade média às 11h sendo de ($5,42 \text{ ms}^{-1}$) com um dos menores coeficientes de variação (0,31), bem como a menor velocidade média é observada às 8h sendo de ($4,03 \text{ ms}^{-1}$) com um coeficiente de variação (0,34). Sabendo que para maioria de turbinas eólicas o limiar da velocidade do vento para a geração de energia eólica é de $3,5 \text{ ms}^{-1}$ então o estudo indica Petrolina como uma região favorável a produção de energia eólica, pois as velocidades médias observadas são sempre maiores que esse limiar.

Tabela 1. Estatística descritiva da série temporal de velocidade do vento para cada hora do dia (0h-23h) registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

Hora	Média	SD	Mediana	Q1	Q3	MÍN	MÁX	CV
0	4,99	1,88	5,08	3,80	6,17	0,00	10,70	0,38
1	5,14	1,85	5,11	3,97	6,30	0,00	11,17	0,36
2	5,13	1,77	5,12	4,03	6,26	0,00	11,53	0,34
3	4,98	1,61	5,04	4,09	5,94	0,00	10,72	0,32
4	4,78	1,48	4,86	3,91	5,76	0,00	10,50	0,31
5	4,66	1,47	4,72	3,73	5,53	0,00	11,76	0,31
6	4,46	1,41	4,50	3,64	5,30	0,00	11,65	0,32
7	4,30	1,35	4,42	3,48	5,14	0,00	8,64	0,31
8	4,03	1,35	4,04	3,18	4,89	0,00	8,60	0,34
9	4,42	1,66	4,38	3,34	5,49	0,00	10,24	0,38
10	5,22	1,76	5,27	4,14	6,42	0,12	10,68	0,34
11	5,42	1,70	5,46	4,36	6,57	0,20	10,71	0,31
12	5,35	1,75	5,31	4,24	6,50	0,24	11,07	0,33
13	5,18	1,73	5,13	4,00	6,39	0,11	10,91	0,33
14	4,97	1,72	4,97	3,77	6,18	0,18	10,71	0,35
15	4,85	1,76	4,76	3,62	6,02	0,24	11,38	0,36
16	4,78	1,79	4,70	3,53	5,95	0,29	11,27	0,37
17	4,77	1,89	4,78	3,39	6,06	0,11	11,06	0,40
18	4,75	1,90	4,77	3,42	6,03	0,05	10,65	0,40
19	4,75	1,88	4,76	3,49	6,02	0,11	14,30	0,40
20	4,92	1,86	5,13	3,74	6,09	0,00	12,89	0,38
21	5,10	1,85	5,34	3,97	6,21	0,00	11,18	0,36
22	5,13	1,81	5,28	4,02	6,18	0,00	13,13	0,35
23	5,08	1,84	5,17	3,92	6,15	0,05	12,04	0,36

Legenda: Mín – Mínimo. Máx – Máximo. SD – Desvio Padrão. CV – Coeficiente de Variação. Q1 – 1º Quartil. Q3 – 3º Quartil.

Os valores de *SampEn* são apresentados na Tabela 2. Para todos os horários observam-se baixos valores de entropia indicando baixa desordem do sistema estudado. No horário das 11h temos a 3° menor entropia (0,47) sendo mais um indicativo de um bom horário para a geração de energia eólica. Ou seja, na Tabela 1 vimos que as velocidades médias indicavam uma favorável produção de energia eólica e a Tabela 2 vem corroborar os baixos valores de entropia.

Tabela 2. Valores de *SampEn* para cada hora do dia (0h-23h) das séries de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

Hora	<i>Sample Entropy</i>
0	0,47
1	0,51
2	0,56
3	0,53
4	0,52
5	0,50
6	0,48
7	0,53
8	0,57
9	0,55
10	0,48
11	0,47
12	0,46
13	0,49
14	0,50
15	0,48
16	0,48
17	0,49
18	0,49
19	0,51
20	0,51
21	0,42
22	0,45
23	0,48

A variabilidade diurna da velocidade média e da *SampEn* está apresentada na figura 3. Observa-se que entre 2h e 6h à medida que a velocidade média do vento diminui a entropia também diminui, enquanto entre 6h e 14h a correlação entre a velocidade de vento e *SampEn* é negativa. O período entre 10h e 12h é mais favorável para geração de energia eólica: neste período os valores de velocidade de vento são maiores (indicando maior potencial eólico) e valores de *SampEn* são menores (indicando a dinâmica mais regular).

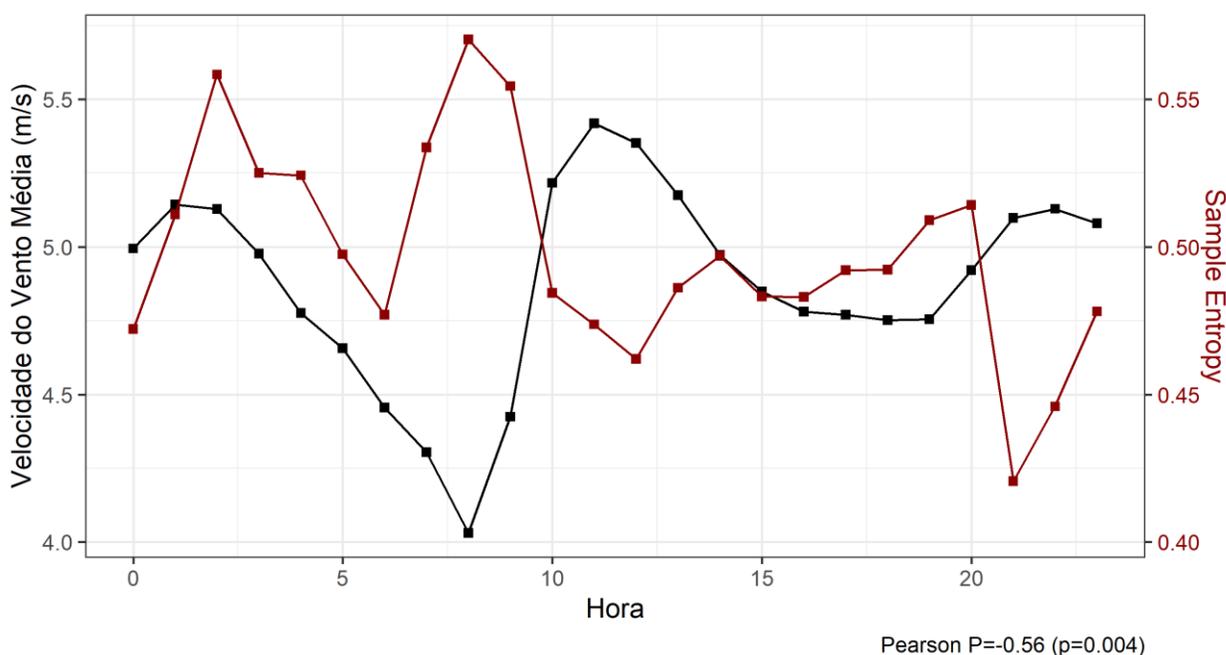


Figura 3. Variabilidade diurna da velocidade média e dos valores de *SampEn* da série de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

As condições favoráveis (maior velocidade média e menor *SampEn*) e desfavoráveis (menor velocidade média e maior *SampEn*) para geração de energia eólica podem ser avaliadas simultaneamente usando um índice de eficiência definido como

$$E_{ef} = \frac{E - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} \quad (6)$$

Em que

$$E = \frac{\bar{v}}{SampEn} \quad (7)$$

Onde \bar{v} é a velocidade média de vento e $SampEn$ é o valor de entropia ambas calculadas para mesmo intervalo de tempo. E_{max} e E_{min} são os valores máximos e mínimos de E respectivamente. Os valores do índice E_{ef} são entre 0 e 1 em que $E=0$ corresponde à eficiência mínima (velocidade de vento mínima e $SampEn$ máxima) e $E=1$ corresponde à eficiência máxima (velocidade do vento máxima e $SampEn$ mínima) que são condições desfavoráveis e favoráveis para geração de energia eólica, respectivamente. Os valores do índice E_{ef} para cada hora do dia (0h-23h) estão apresentados na Tabela 3. A variação diurna do índice E_{ef} esta apresentada na figura 4. Observa-se que o índice de eficiência E_{ef} foi máximo às 21h e mínimo às 8h, indicando que nestes horários as condições para geração de energia eólica são mais favoráveis e menos favoráveis respectivamente.

Tabela 3. Valores de E_{ef} para cada hora do dia (0h-23h) das séries de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

Hora	Eef
0	0,69
1	0,59
2	0,42
3	0,48
4	0,40
5	0,45
6	0,45
7	0,20
8	0,00
9	0,18
10	0,73
11	0,86
12	0,89
13	0,71
14	0,58
15	0,59
16	0,56
17	0,52
18	0,51
19	0,45
20	0,50
21	1,00
22	0,88
23	0,70

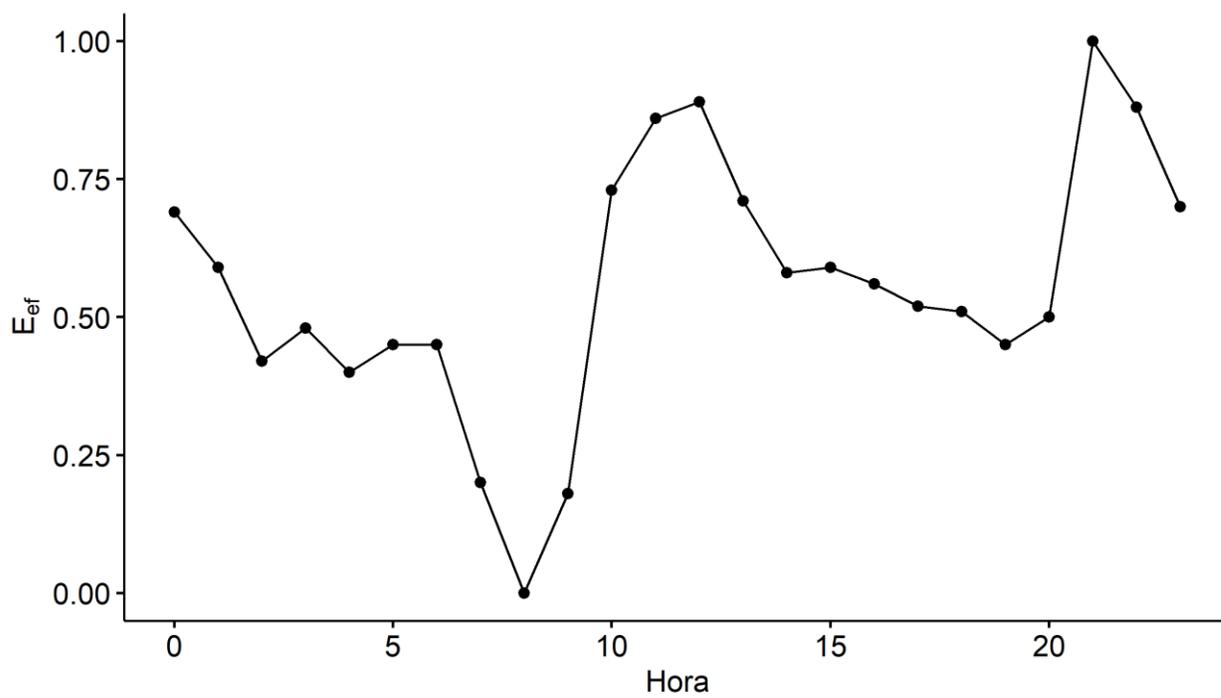


Figura 4. Variação diurna dos valores de índice de eficiência E_{ef} .

3. ANÁLISE DE VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DE COMPLEXIDADE DE VELOCIDADE DE VENTO EM PETROLINA, BRASIL UTILIZANDO O MÉTODO MULTISCALE ENTROPY

Neste capítulo apresenta-se uma análise de séries temporais de velocidade de vento em Petrolina na altura de 50m, utilizando o método *Multiscale entropy* (MSE). O método foi aplicado para cada mês do ano 2010 e analisou se a variabilidade intra-anual de *Sample entropy* em diferentes escalas temporais. Estes resultados foram publicados em artigo: SILVA, G. F. da.; BARRETO, I. D. de C.; STOSIC, T. Multiscale entropy analysis of wind speed dynamics in Petrolina, Northeast Brazil. *Research, Society and Development*, [S. l.], v. 10, n. 1, p. e8210111460, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i1.11460.

3.1. Dados e Metodologia

3.1.1. Dados

Os dados utilizados neste trabalho são séries temporais de velocidade do vento registradas na estação SONDA (SONDA–Sistema Nacional de Organização de Dados Ambientais) em Petrolina, Brasil (09 ° 04 ' 08 " S latitude, 40 ° 19' 11" A longitude, e altitude de 387m). Os dados foram obtidos junto ao INPE - Instituto Nacional de Estudos Espaciais e estão disponíveis no endereço eletrônico <<http://sonda.ccst.inpe.br/basedados/petrolina.html>>. As séries são compostas por observações de 10 minutos registradas na altura de 50m no ano de 2010 (~ 52.000 pontos de dados). Foram analisadas séries mensais apresentadas na Figura 5.

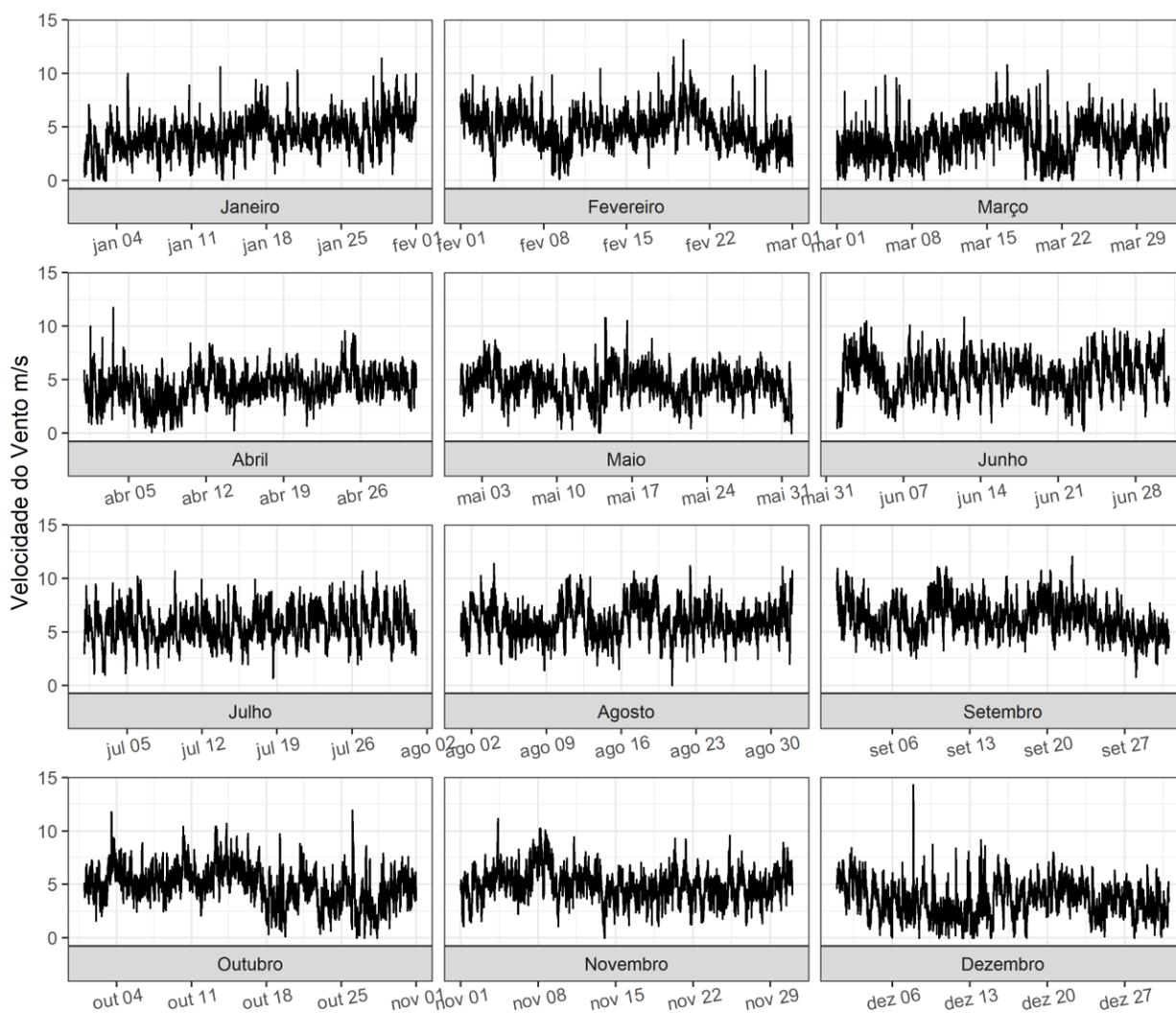


Figura 5. Séries temporais de velocidade de vento ($m s^{-1}$) em Petrolina para cada mês do ano de 2010 na altura de 50m.

3.1.2. Multiscale Entropy

O método *Multiscale sample entropy* (MSE) foi introduzido por Costa et al. [64], como uma generalização de método *Sample entropy* [65].

Seja $x(1), \dots, x(N)$ uma série temporal de tamanho N . O algoritmo MSE segue os passos descritos abaixo:

- i) Primeiro constroem-se séries temporais nas diferentes escalas temporais τ , $x^\tau(j)$, $j = 1, \dots, N/\tau$

$$x^\tau(j) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x(i) \quad (8)$$

Este procedimento está apresentado na figura 6.

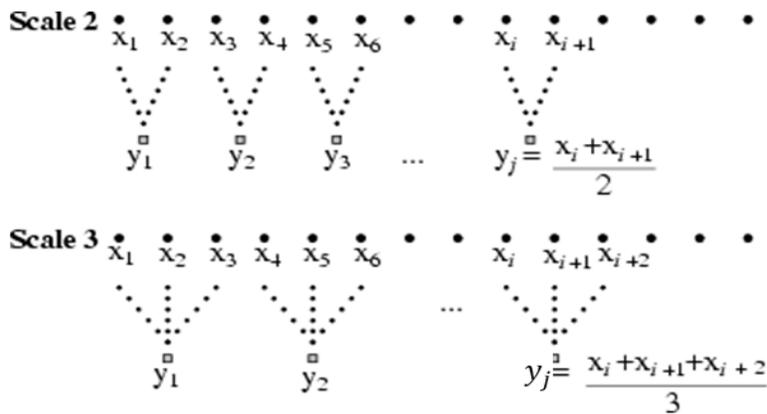


Figura 6. O procedimento de construção das séries temporais nas escalas $\tau = 2$ e $\tau = 3$.

Fonte: [81].

- ii) Para cada escala temporal τ calcula-se *SampEn* e construiu-se um gráfico com *SampEn* no eixo y e τ no eixo x. Para $\tau=1$ MSE reduz se em *SampEn*.

A *MSE* foi introduzida como uma medida de complexidade da série temporal. *SampEn* gera valor máximo para série aleatória que não é considerada uma série complexa. Neste sentido *SampEn* avalia a regularidade da série: maior valor de *SampEn* indica uma série menos regular. Uma série complexa possui uma estrutura interna, como as séries com correlações de longo alcance. Costa et al. [81] (Figura 7) mostraram que uma série aleatória (ruído branco), para escalas maiores tem menores valores de *MSE* (menor complexidade) do que as séries correlacionadas (ruído 1/f).

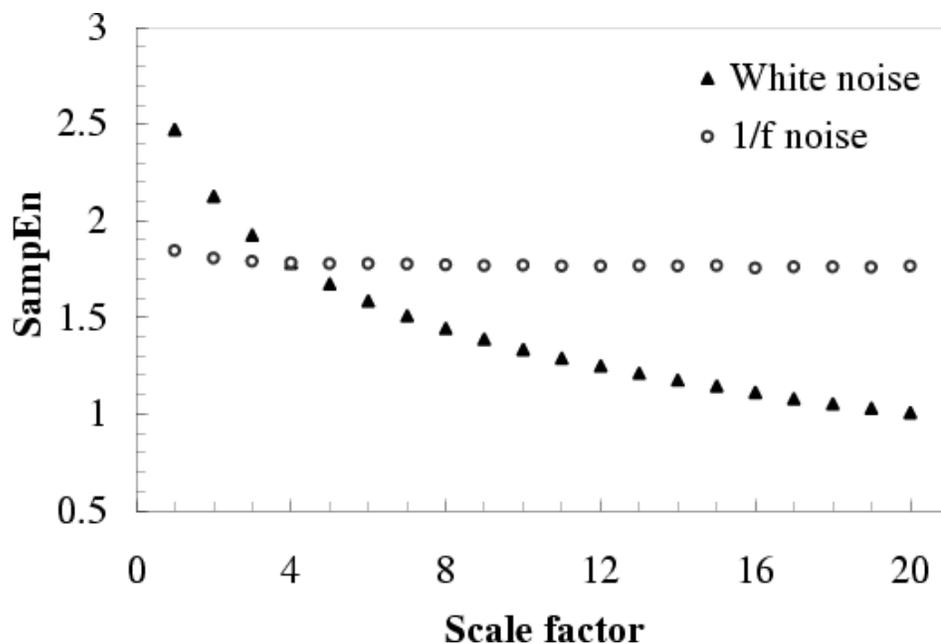


Figura 7. *MSE* da série aleatória (ruído branco) e da série correlacionada (ruído 1/f)
Fonte: [81].

O método *MSE* foi utilizado em análise de séries temporais em fisiologia [81-83], geofísica [84,85], climatologia [86], hidrologia [87-89] e finanças [90-92].

3.2. Resultados e Discussão

Os resultados das estatísticas descritivas são apresentados na Tabela 4. Para a maioria das turbinas eólicas, a faixa de velocidade de corte do vento (a velocidade na qual a turbina começa a produzir energia) é de $3,5\text{--}4,5\text{ ms}^{-1}$ [93]. Observa-se na Tabela 4 que a velocidade média do vento está acima do nível de corte durante todo o ano, confirmando que a localização de Petrolina é promissora para a geração de energia eólica. A velocidade média do vento é maior (com menor variação) em setembro indicando o período do ano mais favorável para geração de energia.

Tabela 4. Estatística descritiva da série temporal de velocidade do vento (ms^{-1}) registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

Mês	Média	Min	Max	SD	CV
Janeiro	4,26	0,00	11,40	1,56	0,37
Fevereiro	4,88	0,00	13,13	1,65	0,34
Março	3,82	0,00	10,77	1,67	0,44
Abril	4,38	0,09	11,73	1,37	0,31
Maio	4,55	0,01	10,76	1,36	0,30
Junho	5,35	0,00	10,82	1,73	0,32
Julho	5,64	0,67	10,65	1,50	0,26
Agosto	5,96	0,01	11,38	1,51	0,25
Setembro	6,27	0,78	12,04	1,52	0,24
Outubro	4,96	0,00	11,91	1,74	0,35
Novembro	4,94	0,00	11,15	1,44	0,29
Dezembro	3,62	0,00	14,30	1,64	0,45

Legenda: Mín – Mínimo. Max – Máximo. SD – Desvio Padrão. CV – Coeficiente de Variação.

A Tabela 5 apresenta os valores de MSE para $\tau = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ onde $\tau = 6$ corresponde ao cálculo das médias de valores de 10 minutos para períodos consecutivos de 1 hora. Observam-se na Tabela 5 que o MSE aumenta com a escala τ indicando que a dinâmica do vento é mais irregular (menos previsível) quando observada em escalas temporais maiores. Para a maioria das escalas, os valores de MSE são mais baixos em outubro ($\tau = 2, 3, 4, 6$) e mais altos em maio ($\tau = 3, 4, 5, 6$), indicando que o regime de vento mais regular (mais previsível) na localidade de Petrolina é em outubro enquanto mais irregular (menos previsível) em maio. Para $\tau = 1$ o valor de entropia é maior em setembro, mês com maior valor de velocidade média. A potência do vento por unidade de área é dada por $P(v) = 1/2 \rho v^3$, onde $P(Wm^{-2})$ é a potência por unidade de área, $\rho(kgm^{-3})$ é a densidade do ar, e $v (ms^{-1})$ é a velocidade do vento [94]. Considerando a velocidade média do vento, setembro é o mês com as condições mais favoráveis para geração de energia. No entanto, a regularidade dinâmica da série temporal da velocidade do vento é a mais baixa no mês de setembro (maiores valores de entropia), o que pode ser considerado como a condição desfavorável para a operação dos aerogeradores.

Tabela 5. Valores de MSE e \overline{MSE} da série temporal de velocidade do vento (ms^{-1}) registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

	τ						\overline{MSE}
	1	2	3	4	5	6	
SampEn							
Janeiro	1,159	1,259	1,341	1,399	1,443	1,487	1,348
Fevereiro	1,202	1,296	1,294	1,379	1,375	1,393	1,323
Março	1,171	1,317	1,386	1,426	1,536	1,550	1,398
Abril	1,180	1,320	1,388	1,458	1,490	1,492	1,388
Mai	1,224	1,341	1,422	1,493	1,559	1,599	1,439
Junho	1,116	1,235	1,291	1,345	1,343	1,374	1,284
Julho	1,205	1,306	1,412	1,459	1,488	1,516	1,398
Agosto	1,278	1,340	1,358	1,389	1,443	1,473	1,380
Setembro	1,339	1,345	1,322	1,352	1,428	1,482	1,378
Outubro	1,155	1,231	1,250	1,334	1,364	1,349	1,280
Novembro	1,285	1,350	1,378	1,449	1,507	1,509	1,413
Dezembro	1,131	1,221	1,287	1,375	1,427	1,447	1,314

A fim de contribuir para uma melhor compreensão da variabilidade temporal intra-anual das condições de geração de energia eólica em Petrolina, analisamos a correlação entre a velocidade média do vento e os valores de entropia.

Os resultados para escala de 10 min. ($\tau=1$) e escala de 1 hora ($\tau=6$) são mostrados na figura 8, onde pode ser observado que para $\tau=1$ a velocidade do vento e a entropia estão positivamente correlacionadas (coeficiente de Pearson $P=0,64$), enquanto para $\tau=6$ observa-se correlação positiva entre agosto e dezembro. Estes resultados estão de acordo com os resultados de Ahmed e Mandic [95]. Eles analisaram a componente vertical e a componente horizontal (leste-oeste) da série temporal da velocidade do vento registrada com anemômetro 3D e também encontraram o aumento da entropia com a velocidade do vento. Li et al. [96] analisaram a dinâmica do vento no plano horizontal próximo à superfície e também descobriram que a entropia e a velocidade do vento estão positivamente correlacionadas.

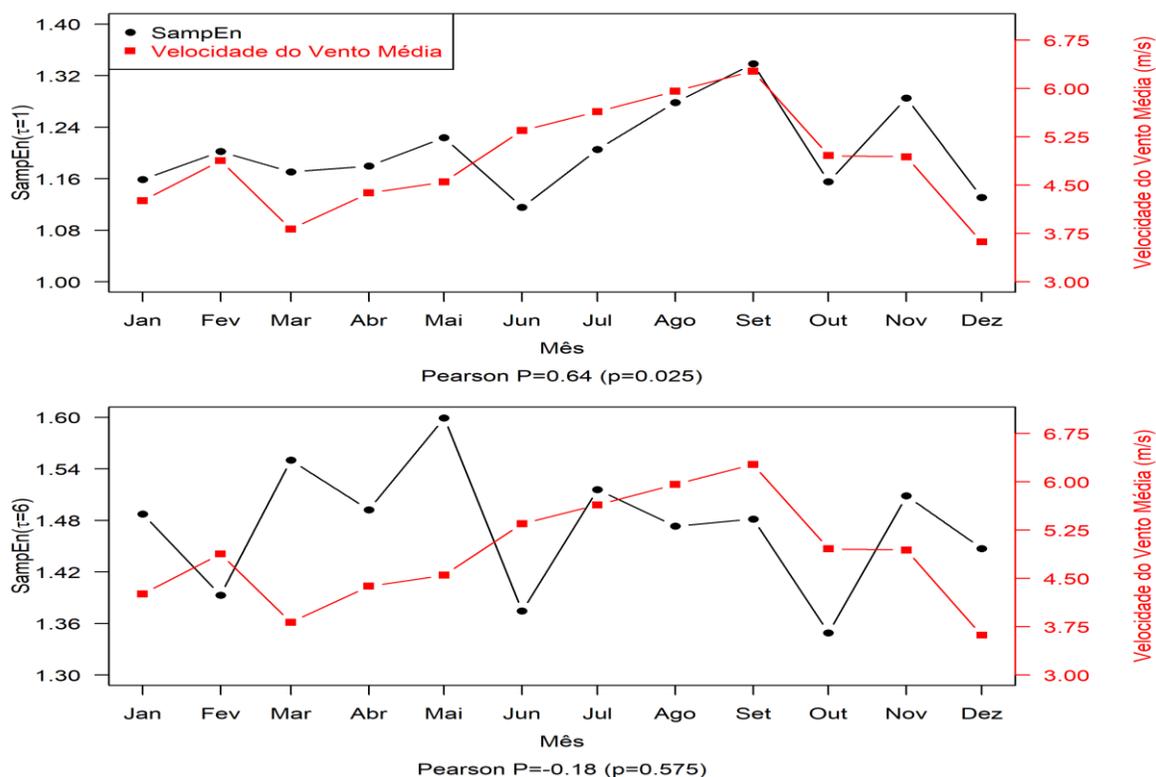


Figura 8. Variação intra-anual dos valores *MSE* (juntamente com a velocidade média do vento) para escalas temporais $\tau=1$ e $\tau=6$.

Embora durante todos os meses a velocidade média do vento esteja acima do corte no nível $3,5 \text{ ms}^{-1}$ no qual a maioria das turbinas começa a produzir eletricidade, a regularidade dinâmica da série temporal da velocidade do vento revelada pela análise MSE fornece uma informação adicional valiosa: para frequência de 10 minutos velocidade do vento e entropia são positivamente correlacionados (coeficiente de Pearson $P=0,64$), enquanto para 1 hora é observada correlação positiva entre agosto e dezembro. Valores de entropia maiores indicam dinâmicas menos regulares, o que é condição desfavorável para o funcionamento dos aerogeradores e conseqüentemente há menor eficiência na captação da energia eólica para produção de eletricidade eólica.

As condições favoráveis (maior velocidade média e maior regularidade - menor MSE) e desfavoráveis (menor velocidade média e menor regularidade - maior MSE) para geração de energia eólica podem ser avaliadas simultaneamente usando um índice de eficiência definido como

$$E_{ef} = \frac{E - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} \quad (9)$$

Em que

$$E = \frac{\bar{v}}{\overline{MSE}} \quad (10)$$

Onde \bar{v} é a velocidade média de vento e \overline{MSE} é o valor médio de MSE e E_{max} e E_{min} são os valores máximos e mínimos de E respectivamente. Os valores do índice E_{ef} são entre 0 e 1 em que $E=0$ corresponde à eficiência mínima (velocidade de vento mínima e \overline{MSE} máxima) e $E=1$ corresponde à eficiência máxima (velocidade do vento máxima e \overline{MSE} mínima) que são condições desfavoráveis e favoráveis para geração de energia eólica, respectivamente.

Tabela 6. Valores de E_{ef} das séries mensais de velocidade do vento registrada em Petrolina durante o ano de 2010 na altura de 50m.

Mês	Eef
Jan	0,24
Fev	0,53
Mar	0
Abr	0,23
Mai	0,23
Jun	0,79
Jul	0,71
Ago	0,87
Set	1
Out	0,63
Nov	0,42
Dez	0,01

4. ANÁLISE DE VARIABILIDADE INTRA-ANUAL DE VELOCIDADE DE VENTO EM PETROLINA UTILIZANDO O MÉTODO DE LACUNARIDADE

Neste capítulo apresenta-se análise de séries temporais de velocidade de vento em Petrolina na altura de 50m, utilizando o método de Lacunaridade. O método foi aplicado para cada mês do ano 2010 e analisou-se a variabilidade intra-anual de valores da lacunaridade em múltiplas escalas temporais.

4.1. Dados e Metodologia

4.1.1 Dados

Os dados utilizados neste trabalho são séries temporais de velocidade do vento registradas na estação SONDA (Sistema Nacional de Organização de Dados Ambientais) em Petrolina, Brasil (09 ° 04 ' 08 " S latitude, 40 ° 19' 11" A longitude, e altitude de 387m). Os dados foram obtidos junto ao INPE - Instituto Nacional de Estudos Espaciais e estão disponíveis no endereço eletrônico <<http://sonda.ccst.inpe.br/basedados/petrolina.html>>. As séries são compostas por observações de 10 minutos registradas na altura de 50m no ano de 2010 (~ 52.000 pontos de dados) conforme mostrado na Figura 5 no Capítulo 3.

4.1.2. Lacunaridade

O conceito de lacunaridade foi introduzido pelo Mandelbrot [97] para medir a distribuição de tamanhos de lacunas em um objeto fractal. Um fractal geométrico é um objeto fragmentado ou rugoso que tem como características auto semelhança (uma parte do objeto parece-se como a cópia reduzida de objeto todo) e a dimensão não inteira, menor do que a dimensão de espaço euclidiano onde o fractal está inserido. No caso de conjuntos auto-similares, a dimensão fractal descreve a forma como o número de elementos de um conjunto, sua massa, cresce com o tamanho linear [97]. Apesar da relevância de dimensão fractal como um quantificador principal de fractalidade geométrica, podem existir vários conjuntos com a mesma dimensão fractal, mas com diferentes texturas, como mostramos exemplos apresentados na figura 9. As mapas de

tamanho 8x8 têm mesma massa (32 sítios ocupados marcados com “1”) e mesma dimensão linear (8) resultando em mesma dimensão fractal (1,667). Porém a distribuição de lacunas (marcadas com “0”) é diferente: a mapa (A) tem maior tamanho de lacunas gerando o maior valor de lacunaridade, enquanto a mapa (C) tem lacunas de menor tamanho distribuídas uniformemente gerando o menor valor de lacunaridade. A noção de lacunaridade está relacionada com o grau de invariância translacional. Objetos fractais com grandes valores de lacunaridade (com lacunas de diferentes tamanhos) são objetos heterogêneos e não apresentam invariância translacional, enquanto que objetos com menores valores de lacunaridade (com lacunas do mesmo tamanho) são homogêneos e possuem invariância translacional. A invariância translacional (e lacunaridade) depende de escala na qual o objeto é observado, objetos que são heterogêneos em pequena escala podem parecer homogêneos em escala maior e vice-versa [66]. O conceito de lacunaridade pode ser aplicado em dados unidimensionais [98,99], bidimensionais [100,101] e tri dimensional [102, 103].

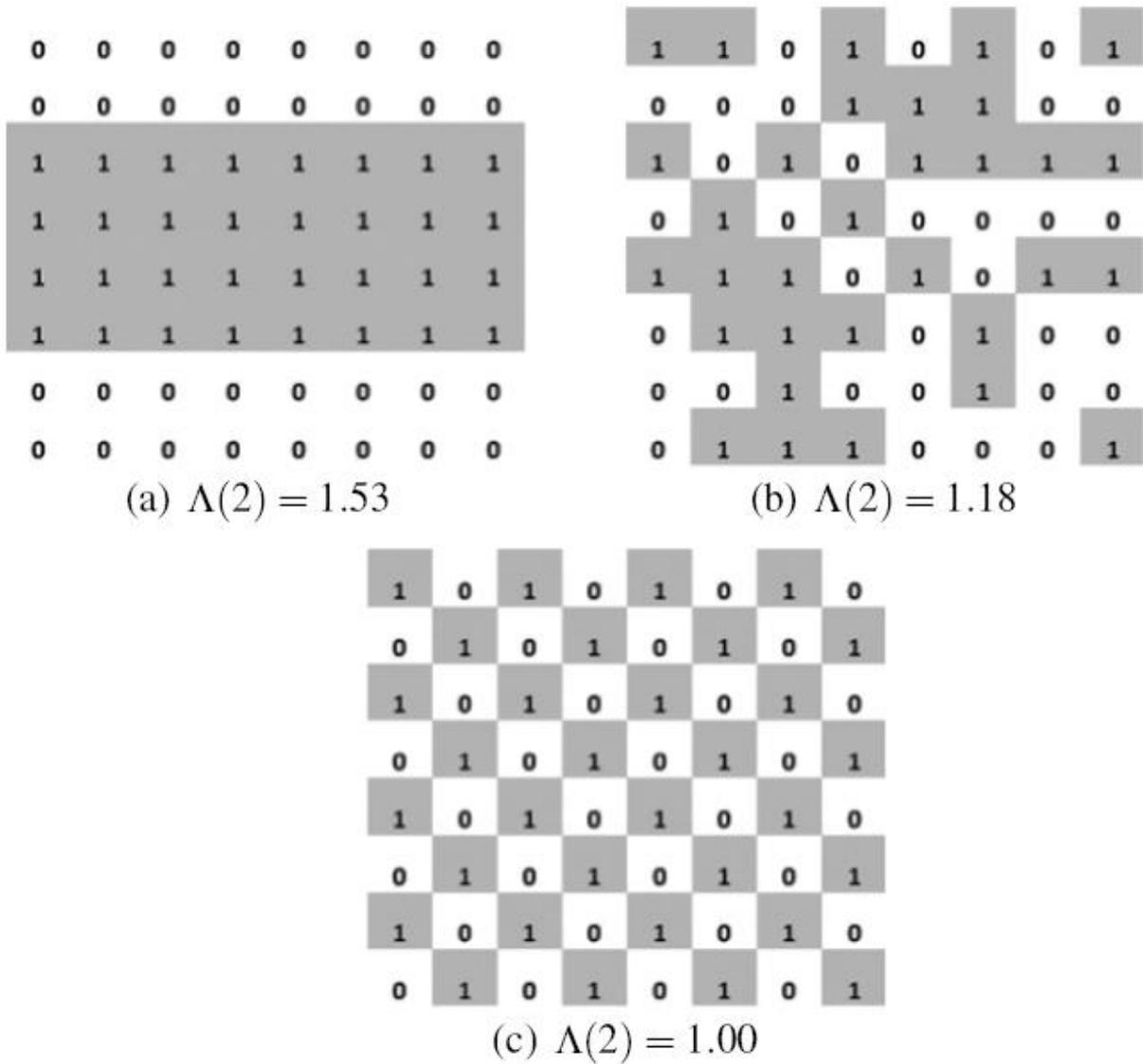


Figura 9. Exemplo de conceito de lacunaridade: Três versões de uma mapa de tamanho 8×8 com mesma dimensão fractal $D_f = \frac{\log 32}{\log 8} = 1.667$ e diferentes valores de lacunaridade $\Lambda(2)$. Fonte: [66].

4.1.3. Algoritmo de Allain e Cloitre

Este algoritmo é um dos mais usados para cálculo de lacunaridade e foi aplicado na análise de dados em medicina [101,103,104], geologia [102,105], ecologia [106,107], climatologia [98,99] e engenharia [108]. Para séries temporais que apresentam exemplo de dados unidimensionais o cálculo de lacunaridade é descrito a seguir:

- i) Uma caixa de tamanho r é colocada no início da série e o número de sítios ocupados (dados com valores abaixo de um certo limiar) é contado.
- ii) A caixa é movida ao longo de todo o conjunto de observações, e sua massa (número dos sítios ocupados) é calculada para cada caixa deslizante.
- iii) A distribuição de probabilidade de massa de caixa é dada por

$$p(s, r) = \frac{n(s, r)}{N(r)} \quad (11)$$

Em que $n(s, r)$ é o número das caixas do tamanho r com massa s , $N(r) = N - r + 1$ é o número total de caixas de tamanho r e N é o número das observações.

- iv) A lacunaridade para o tamanho de caixa r é definida por:

$$L(r) = \frac{M2(r)}{[M1(r)]^2} \quad (12)$$

Onde, $M1 = \sum_{s=1}^r s * p(s, r)$ e $M2 = \sum_{s=1}^r s^2 * p(s, r)$ são o primeiro e o segundo momento da distribuição $p(s, r)$, respectivamente.

- v) Para conjuntos fractais a lacunaridade diminui com tamanho de caixa como uma lei de potência

$$L(s) = \alpha r^\beta \quad (13)$$

O expoente de escala $\beta < 0$ e pode ser determinado como o coeficiente angular da regressão linear de $\log[L(r)]$ versus $\log(r)$ [98].

Uma ilustração deste algoritmo para um conjunto unidimensional com $N=50$ dados (Figura 10) para tamanho de caixa $r=2$ está apresentado na tabela 1.

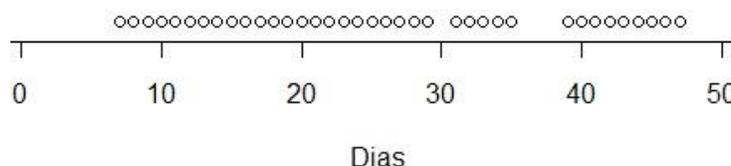


Figura 10. Conjunto unidimensional de tamanho $N=50$. Os círculos apresentam sítios ocupados (dados com valores abaixo de um limiar). Fonte [109].

Tabela 7. Cálculo da lacunaridade para caixa de tamanho 2 [109].

s	$n(s,r)$	$p(s,r)$	$s \cdot p(s,r)$	$s^2 \cdot p(s,r)$	$L(2)$
0	9	0,1837	0	0	
1	6	0,1224	0,1224	0,1224	
2	34	0,6939	1,3878	2,7756	
			$M1=1,5102$	$M2=2,898$	
					1,2706

4.2. Resultados e Discussão

O método de lacunaridade foi aplicado nas séries temporais de velocidade do vento em Petrolina utilizando limiar de $3,5 \text{ ms}^{-1}$. Este limiar para maioria das turbinas eólicas apresenta a velocidade mínima quando a turbina começa gerar eletricidade [93]. Os valores da lacunaridade para cada mês do ano 2010 estão apresentados na Tabela 8. Observa-se que para todos os meses o valor de lacunaridade diminui com o aumento do tamanho de caixa indicando maior heterogeneidade na distribuição temporal de velocidade do vento nas escalas maiores. Para todas as escalas temporais (tamanho de caixa) o valor máximo da lacunaridade foi observado em dezembro indicando que neste mês, os períodos com velocidade de vento abaixo de $3,5 \text{ ms}^{-1}$ são maiores. Entre

julho e setembro os valores da lacunaridade são próximos a 1 indicando uma distribuição uniforme das lacunas (períodos com velocidade abaixo do limiar $3,5\text{ m s}^{-1}$). Estes são três meses com maior velocidade média e menor coeficiente de variação enquanto em dezembro, quando se observou máximo valor de lacunaridade, a velocidade média de vento foi o menor e o coeficiente de variação foi o maior (Capítulo 3, tabela 4). Esta correlação entre os valores de lacunaridade e velocidade média de vento pode ser vista na figura 11.

Tabela 8. Valores de lacunaridade em diferentes escalas temporais para velocidade de vento em Petrolina durante o ano 2010.

	Mês											
	Jan	Fev	Mar	Abr	Mar	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
S												
2	1.367	1.206	1.645	1.273	1.241	1.161	1.065	1.039	1.017	1.203	1.138	1.813
4	1.322	1.177	1.567	1.235	1.215	1.146	1.055	1.031	1.013	1.182	1.116	1.727
8	1.278	1.152	1.489	1.199	1.188	1.130	1.045	1.024	1.010	1.162	1.097	1.644
16	1.231	1.129	1.406	1.163	1.157	1.111	1.033	1.016	1.007	1.141	1.077	1.557
32	1.180	1.110	1.320	1.126	1.121	1.087	1.023	1.010	1.005	1.121	1.054	1.461
64	1.123	1.091	1.247	1.100	1.081	1.062	1.013	1.005	1.003	1.101	1.032	1.352
128	1.085	1.074	1.194	1.084	1.049	1.038	1.005	1.002	1.001	1.086	1.017	1.250
256	1.064	1.056	1.162	1.071	1.034	1.022	1.003	1.001	1.001	1.074	1.012	1.200

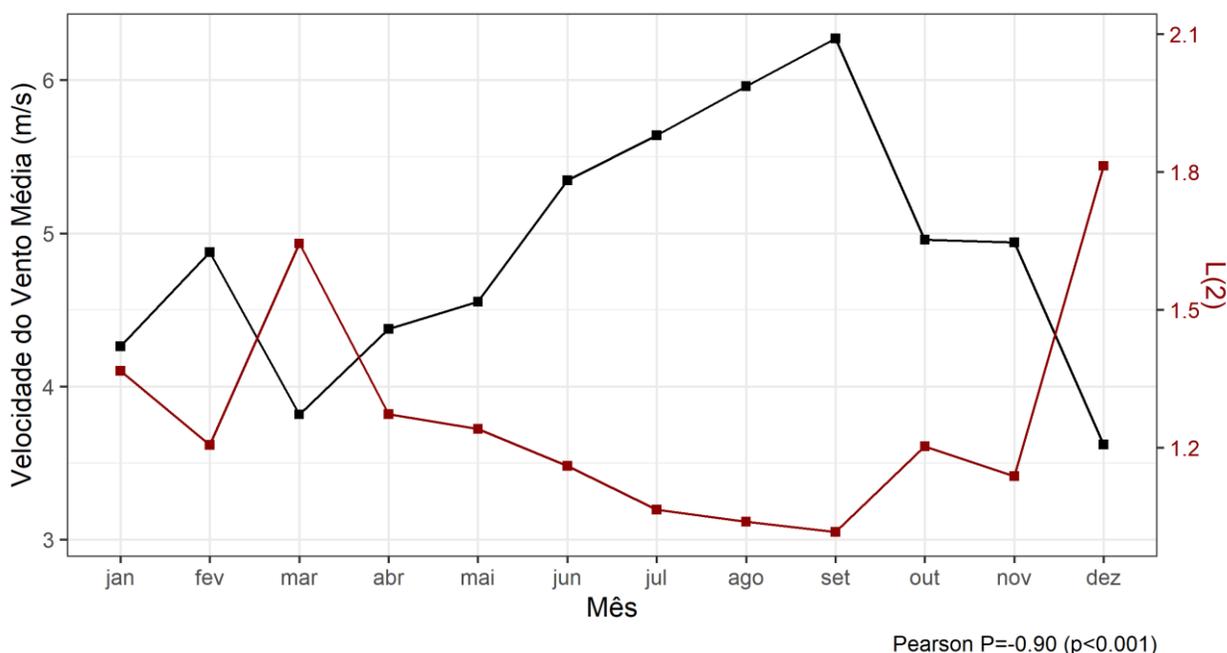


Figura 11. Variação intra-anual dos valores de lacunaridade $L(2)$ (juntamente com a velocidade média do vento).

Considerando a velocidade média do vento, setembro é o mês com as condições mais favoráveis para geração de energia. Neste mês a valor de lacunaridade é mínima que também pode ser considerado o fator favorável porque indica os menores tamanhos de lacunas (períodos com velocidade abaixo de limiar 3,5m/s) e a distribuição das lacunas aproximando-se a distribuição uniforme com $L=1$. Em dezembro observou-se o valor mínimo da velocidade e o valor máximo de lacunaridade, ambas indicando as condições desfavoráveis para geração de energia.

As condições favoráveis (maior velocidade média e menor lacunaridade) e desfavoráveis (menor velocidade média e maior lacunaridade) para geração de energia eólica podem ser avaliadas simultaneamente a partir de um índice definido como

$$E = \frac{\bar{v}}{L} \quad (14)$$

Em que \bar{v} é a velocidade média de vento e L é o valor de lacunaridade ambas calculadas para mesmo intervalo de tempo. E seguida pode ser definido um índice de eficiência

$$E_{ef} = \frac{E - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} \quad (15)$$

Este índice tem valores entre 0 e 1 em que E=0 corresponde à eficiência mínima (velocidade de vento mínima e lacunaridade máxima) e E=1 corresponde à eficiência máxima (velocidade do vento máxima e lacunaridade mínima) que são condições desfavoráveis e favoráveis para geração de energia eólica, respectivamente.

O índice E_{ef} para cada mês do ano foi calculado com valores de velocidade média \bar{v} (Tabela 4, Capítulo 3) e valores de lacunaridade L(2) (Tabela 8) que estão apresentados na Tabela 9. A variabilidade intra-anual deste índice pode ser vista na figura 12. Observa-se que o índice de eficiência E_{ef} foi máximo em setembro e mínimo em dezembro, indicando que nestes meses as condições para geração de energia eólica são mais favoráveis e menos favoráveis respectivamente.

Tabela 9. Valores de índice de eficiência E_{ef} das séries temporais mensais da velocidade de vento em Petrolina durante o ano 2010.

Mês	Eef
Jan	0,27
Fev	0,49
Mar	0,08
Abr	0,35
Mai	0,40
Jun	0,63
Jul	0,79
Ago	0,90
Set	1,00
Out	0,51
Nov	0,56
Dez	0,00

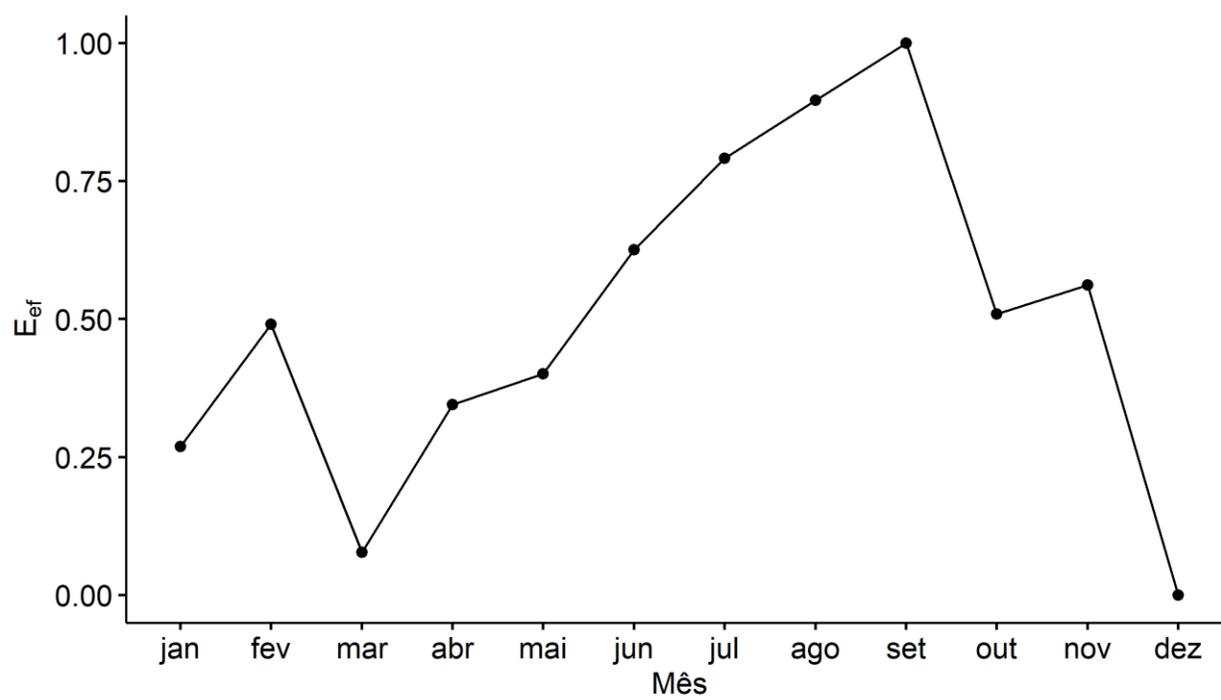


Figura 12. Variação intra-anual dos valores de índice de eficiência E_{ef} .

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesta tese estudou-se a complexidade de velocidade de vento em Petrolina, Brasil utilizando os *Sample Entropy*, *Multiscale Entropy* e Lacunaridade. O método *Sample Entropy* serve para analisar a regularidade de dinâmica de vento. Sua generalização *Multiscale Entropy* serve para comparar a regularidade de dinâmica de vento nas diferentes escalas temporais. O método de Lacunaridade avalia a distribuição das lacunas (períodos com velocidade de vento abaixo de $3,5\text{ms}^{-1}$, que para maioria das turbinas eólicas apresenta a velocidade mínima quando a turbina começa gerar eletricidade).

Analisou-se a variabilidade diurna de complexidade das séries temporais de velocidade do vento em Petrolina utilizando o *Sample Entropy*, onde teve como resultado que o índice de eficiência E_{ef} (que avalia simultaneamente velocidade média e entropia) foi máximo às 21h e mínimo às 8h, indicando que nestes horários às condições para geração de energia eólica são mais favoráveis e menos favoráveis respectivamente.

Analisou-se a variabilidade intra-anual de complexidade das séries temporais (em múltiplas escalas temporais) de velocidade do vento em Petrolina utilizando o método *Multiscale Sample Entropy (MSE)*. Observou-se que os valores de entropia aumentam à medida que a escala temporal aumenta, indicando séries de velocidade do vento menos regulares e menos previsíveis quando registradas com menor frequência temporal. O índice de eficiência E_{ef} (que avalia simultaneamente velocidade média e MSE) foi máximo em Setembro e mínimo em Março e Dezembro indicando que nestes meses às condições para geração de energia eólica são mais favoráveis e menos favoráveis, respectivamente.

Analisou-se a distribuição de lacunas (períodos com velocidade de vento abaixo de limiar $3,5\text{ms}^{-1}$) nas séries temporais de velocidade do vento em Petrolina utilizando o método de Lacunaridade, onde o mês de setembro mostrou as condições mais favoráveis para geração de energia indicado pela maior velocidade média e menor lacunaridade. No mês de dezembro foram observados o valor mínimo da velocidade de

vento e o valor máximo de lacunaridade indicando as condições desfavoráveis para geração de energia eólica.

Um trabalho futuro pode incluir todas as estações anemométricas da rede SONDA, bem como outros métodos de análise de sistemas complexos, assim contribuir para uma melhor avaliação do potencial eólico e planejamento de uso da energia renovável.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Baloch, Z. A., Tan, Q., Kamran, H. W., Nawaz, M. A., Albashar, G., & Hameed, J. (2021). A multi-perspective assessment approach of renewable energy production: policy perspective analysis. *Environment, Development and Sustainability*, 1-29.
- [2] Nazir, M. S., Mahdi, A. J., Bilal, M., Sohail, H. M., Ali, N., & Iqbal, H. M. (2019). Environmental impact and pollution-related challenges of renewable wind energy paradigm—a review. *Science of the Total Environment*, 683, 436-444.
- [3] Kuşkaya, S., & Bilgili, F. (2020). The wind energy-greenhouse gas nexus: The wavelet-partial wavelet coherence model approach. *Journal of Cleaner Production*, 245, 118872.
- [4] Nazir, M. S., Wang, Y., Bilal, M., Sohail, H. M., Kadhem, A. A., Nazir, H. M., ... & Ma, Y. (2020). Comparison of small-scale wind energy conversion systems: economic indexes. *Clean Technologies*, 2(2), 144-155.
- [5] GWEC - Global Wind Energy Council. Global Wind Report: Annual Market Update 2019. <<https://gwec.net/global-wind-report-2019>> (último acesso 24 de abril , 2022).
- [6] Santa Catarina, A. (2022). Wind power generation in Brazil: An overview about investment and scale analysis in 758 projects using the Levelized Cost of Energy. *Energy Policy*, 164, 112830.
- [7] ABEEólica – Associação Brasileira de Energia Eólica. <<https://abeeolica.org.br/>> (último acesso 24 de abril, 2022)
- [8] Witzler, L. T., Ramos, D. S., Camargo, L. A. S., & Guarnier, E. (2016, June). Reconstruction of wind generation historical series aiming at the analysis of energy complementarity: Methodology and applications. In *European Energy Market (EEM), 2016 13th International Conference on the* (pp. 1-6). IEEE.
- [9] Dutra, R. M., & Szklo, A. S. (2008). Incentive policies for promoting wind power production in Brazil: Scenarios for the Alternative Energy Sources Incentive Program (PROINFA) under the New Brazilian electric power sector regulation. *Renewable Energy*, 33(1), 65-76.

- [10] de Faria, B. L.; Justino, F. B.; Monteiro, L. I. B. Estudo do potencial eólico do nordeste brasileiro: Uma alternativa para complementar a matriz energética durante o período de seca. In: XVII CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 7, 2011, Guarapari.
- [11] Silva, A. R., Pimenta, F. M., Assireu, A. T., & Spyrides, M. H. C. (2016). Complementarity of Brazil' s hydro and offshore wind power. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 413-427.
- [12] Cavalcante, G., Vieira, F., Campos, E., Brandini, N., & Medeiros, P. R. (2020). Temporal streamflow reduction and impact on the salt dynamics of the São Francisco River Estuary and adjacent coastal zone (NE/Brazil). *Regional Studies in Marine Science*, 38, 101363.
- [13] Shafiullah, G. M., Oo, A. M., Ali, A. S., & Wolfs, P. (2013). Potential challenges of integrating large-scale wind energy into the power grid—A review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 20, 306-321.
- [14] Behera, S., Sahoo, S., & Pati, B. B. (2015). A review on optimization algorithms and application to wind energy integration to grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 48, 214-227.
- [15] de Jong, P., Kiperstok, A., Sánchez, A. S., Dargaville, R., & Torres, E. A. (2016). Integrating large scale wind power into the electricity grid in the Northeast of Brazil. *Energy*, 100, 401-415.
- [16] Carta, J. A., Ramirez, P., & Velazquez, S. (2009). A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis: Case studies in the Canary Islands. *Renewable and sustainable energy reviews*, 13(5), 933-955.
- [17] Tar, K. (2008). Some statistical characteristics of monthly average wind speed at various heights. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12(6), 1712-1724.
- [18] Wang, Z., & Liu, W. (2021). Wind energy potential assessment based on wind speed, its direction and power data. *Scientificreports*, 11(1), 1-15.

- [19] de Araujo Lima, L., &Bezerra Filho, C. R. (2010). Wind energy assessment and wind farm simulation in Triunfo–Pernambuco, Brazil. *Renewable Energy*, 35(12), 2705-2713.
- [20] de Assis Tavares, L. F., Shadman, M., de Freitas Assad, L. P., Silva, C., Landau, L., &Estefen, S. F. (2020). Assessment of the offshore wind technical potential for the Brazilian Southeast and South regions. *Energy*, 196, 117097.
- [21] Ogunjo, S. T., Fuwape, I., BabatundeRabiu, A., &Oluyamo, S. S. (2021). Multifractal analysis of air and soil temperatures. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 31(3), 033110.
- [22] Murari, T. B., Filho, A. S. N., Moret, M. A., Pitombo, S., & Santos, A. A. (2020). Self-Affine Analysis of ENSO in Solar Radiation. *Energies*, 13(18), 4816.
- [23] da Silva, H. S., Silva, J. R. S., & Stosic, T. (2020). Multifractal analysis of air temperature in Brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 549, 124333.
- [24] Adarsh, S., Nourani, V., Archana, D. S., & Dharan, D. S. (2020). Multifractal description of daily rainfall fields over India. *Journal of Hydrology*, 586, 124913.
- [25] Silva, A. S. A., Menezes, R. S. C., Rosso, O. A., Stosic, B., &Stosic, T. (2021). Complexity entropy-analysis of monthly rainfall time series in northeastern Brazil. *Chaos, Solitons&Fractals*, 143, 110623.
- [26] Xavier, S. F. A., da Silva Jale, J., Stosic, T., dos Santos, C. A. C., & Singh, V. P. (2019). An application of sample entropy to precipitation in Paraíba State, Brazil. *Theoretical and Applied Climatology*, 136(1), 429-440.
- [27] Delgado-Bonal, A., Marshak, A., Yang, Y., &Holdaway, D. (2020). Analyzing changes in the complexity of climate in the last four decades using MERRA-2 radiation data. *Scientific reports*, 10(1), 1-8.
- [28] Wang, Y., Tao, Y., Sheng, D., Zhou, Y., Wang, D., Shi, X., ... & Ma, X. (2020). Quantifying the change in streamflow complexity in the Yangtze River. *Environmental research*, 180, 108833.

- [29] Fuwape, I. A., Ogunjo, S. T., Oluyamo, S. S., & Rabiou, A. B. (2017). Spatial variation of deterministic chaos in mean daily temperature and rainfall over Nigeria. *Theoretical and Applied Climatology*, 130, 119-132.
- [30] Labat, D., Sivakumar, B., & Mangin, A. (2016). Evidence for deterministic chaos in long-term high-resolution karstic streamflow time series. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30, 2189-2196.
- [31] Boers, N., Goswami, B., Rheinwalt, A., Bookhagen, B., Hoskins, B., & Kurths, J. (2019). Complex networks reveal global pattern of extreme-rainfall teleconnections. *Nature*, 566(7744), 373-377.
- [32] Yasmin, N., & Sivakumar, B. (2018). Temporal streamflow analysis: coupling nonlinear dynamics with complex networks. *Journal of Hydrology*, 564, 59-67.
- [33] Ying, N., Zhou, D., Chen, Q., Ye, Q., & Han, Z. (2019). Long-term link detection in the CO₂ concentration climate network. *Journal of Cleaner Production*, 208, 1403-1408.
- [34] Sreelekshmi, R. C., Asokan, K., & Satheesh Kumar, K. (2012, October). Deterministic nature of the underlying dynamics of surface wind fluctuations. In *Annales Geophysicae* (Vol. 30, No. 10, pp. 1503-1514). Göttingen, Germany: Copernicus Publications.
- [35] Chang, T. P., Ko, H. H., Liu, F. J., Chen, P. H., Chang, Y. P., Liang, Y. H., ... & Chen, Y. H. (2012). Fractal dimension of wind speed time series. *Applied Energy*, 93, 742-749.
- [36] Koçak, K. (2009). Examination of persistence properties of wind speed records using detrended fluctuation analysis. *Energy*, 34(11), 1980-1985.
- [37] Kavasseri, R. G., & Nagarajan, R. (2005). A multifractal description of wind speed records. *Chaos, Solitons & Fractals*, 24(1), 165-173.
- [38] Garcia-Marin, A. P., Estévez, J., Jiménez-Hornero, F. J., & Ayuso-Muñoz, J. L. (2013). Multifractal analysis of validated wind speed time series. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 23(1), 013133.

- [39] Feng, T., Fu, Z., Deng, X., & Mao, J. (2009). A brief description to different multifractal behaviors of daily wind speed records over China. *Physics Letters A*, 373(45), 4134-4141.
- [40] Telesca, L., &Lovallo, M. (2011). 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*, 2011(07),P07001.
- [41] Balkissoon, S., Fox, N., &Lupo, A. (2020). Fractal characteristics of tall tower wind speeds in Missouri. *Renewable Energy*, 154, 1346-1356.
- [42] Telesca, L., Lovallo, M., &Kanevski, M. (2016). Power spectrum and multifractal detrended fluctuation analysis of high-frequency wind measurements in mountainous regions. *Applied energy*, 162, 1052-1061.
- [43] Laib, M., Golay, J, Telesca, L., &Kanevski, M. (2018). Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. *Chaos, Solitons & Fractals*, 109, 118-127.
- [44] Guignard, F., Lovallo, M., Laib, M., Golay, J., Kanevski, M., Helbig, N., &Telesca, L. (2019). Investigating the time dynamics of wind speed in complex terrains by using the Fisher–Shannon method. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 523, 611-621.
- [45] Guignard, F., Mauree, D., Lovallo, M., Kanevski, M., &Telesca, L. (2019). Fisher–Shannon Complexity Analysis of High-Frequency Urban Wind Speed Time Series. *Entropy*, 21(1), 47.
- [46] Sun, W., & Wang, Y. (2018). Short-term wind speed forecasting based on fast ensemble empirical mode decomposition, phase space reconstruction, sample entropy and improved back-propagation neural network. *Energy conversion and Management*, 157, 1-12.
- [47] Ruiz-Aguilar, J. J., Turias, I., González-Enrique, J., Urda, D., & Elizondo, D. (2021). A permutation entropy-based EMD–ANN forecasting ensemble approach for wind speed prediction. *Neural Computing and Applications*, 33(7), 2369-2391.

- [48] Chen, X., Yang, Y., Cui, Z., & Shen, J. (2020). Wavelet denoising for the vibration signals of wind turbines based on variational mode decomposition and multiscale permutation entropy. *IEEE Access*, 8, 40347-40356.
- [49] Gao, Q. W., Liu, W. Y., Tang, B. P., & Li, G. J. (2018). A novel wind turbine fault diagnosis method based on intergral extension load mean decomposition multiscale entropy and least squares support vector machine. *Renewable energy*, 116, 169-175.
- [50] Pierini, J. O., Lovallo, M., & Telesca, L. (2012). Visibility graph analysis of wind speed records measured in central Argentina. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(20), 5041-5048.
- [51] Laib, M., Guignard, F., Kanevski, M., & Telesca, L. (2019). Community detection analysis in wind speed-monitoring systems using mutual information-based complex network. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 29(4), 043107.
- [52] Xu, Z., Wang, H., Wan, H., & Li, H. (2019). Quantitative assessment of nonstationarity of wind speed signal using recurrence plot. *Journal of Aerospace Engineering*, 32(6), 04019094.
- [53] Shu, Z. R., Chan, P. W., Li, Q. S., He, Y. C., & Yan, B. W. (2021). Investigation of chaotic features of surface wind speeds using recurrence analysis. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 210, 104550.
- [54] de Oliveira Santos, M., Stosic, T., & Stosic, B. D. (2012). Long-term correlations in hourly wind speed records in Pernambuco, Brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(4), 1546-1552.
- [55] Santos, J. V. C., Moreira, D. M., Moret, M. A., & Nascimento, E. G. S. (2019). Analysis of long-range correlations of wind speed in different regions of Bahia and the Abrolhos Archipelago, Brazil. *Energy*, 167, 680-687.
- [56] de Souza, N. B. P., dos Santos, J. V. C., Nascimento, E. G. S., Santos, A. A. B., & Moreira, D. M. (2022). Long-range correlations of the wind speed in a northeast region of Brazil. *Energy*, 243, 122742.

- [57] Santos, J. V. C., Perini, N. B., Moret, M. A., Nascimento, E. G. S., & Moreira, D. M. (2021). Scaling behavior of wind speed in the coast of Brazil and the South Atlantic Ocean: The crossover phenomenon. *Energy*, *217*, 119413.
- [58] de Figueirêdo, B. C. L., Moreira, G. R., Stosic, B., & Stosic, T. (2014). Multifractal analysis of hourly wind speed records in Petrolina, Northeast Brazil. *Revista Brasileira de Biometria*, *32*(4), 599-608.
- [59] dos Santos, F. S., do Nascimento, K. K. F., da Silva Jale, J., Stosic, T., Marinho, M. H., & Ferreira, T. A. (2021). Mixture distribution and multifractal analysis applied to wind speed in the Brazilian Northeast region. *Chaos, Solitons & Fractals*, *144*, 110651.
- [60] SONDA. Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais. Disponível em <<http://sonda.ccst.inpe.br>> (último acesso em março, 2023).
- [61] Chen, Y., Li, H., Jin, K., & Elkassabgi, Y. (2017). Investigating the possibility of using different hub height wind turbines in a wind farm. *International Journal of Sustainable Energy*, *36*(2), 142-150.
- [62] Sriti, M. (2021). Performance evaluation of wind turbines for energy production in Morocco's coastal regions. *Results in Engineering*, *10*, 100215.
- [63] Wang, L., Cholette, M. E., Zhou, Y., Yuan, J., Tan, A. C., & Gu, Y. (2018). Effectiveness of optimized control strategy and different hub height turbines on a real wind farm optimization. *Renewable energy*, *126*, 819-829.
- [64] Costa, M., Goldberger, A. L., & Peng, C. K. (2002). Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series. *Physical review letters*, *89*(6), 068102.
- [65] Richman, J. S., & Moorman, J. R. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, *278*(6), H2039-H2049.
- [66] Allain, C., & Cloitre, M. (1991). Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets. *Physical review A*, *44*(6), 3552.

- [67] Lake, D. E., Richman, J. S., Griffin, M. P., & Moorman, J. R. (2002). Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability. *American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*.
- [68] Jia, Y., & Gu, H. (2019). Identifying nonlinear dynamics of brain functional networks of patients with schizophrenia by sample entropy. *Nonlinear Dynamics*, 96, 2327-2340.
- [69] Wang, G., Liu, Z., Feng, Y., Li, J., Dong, H., Wang, D., ... & Yan, X. (2019). Monitoring the depth of anesthesia through the use of cerebral hemodynamic measurements based on sample entropy algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67(3), 807-816.
- [70] Mourenas, D., Artemyev, A. V., & Zhang, X. J. (2020). Dynamical properties of peak and time-integrated geomagnetic events inferred from sample Entropy. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 125(2), e2019JA027599.
- [71] Min, L., Guang, M., & Sarkar, N. (2014). Complexity analysis of 2010 Baja California earthquake based on entropy measurements. In *Vulnerability, Uncertainty, and Risk: Quantification, Mitigation, and Management* (pp. 1815-1822).
- [72] Balasis, G., Daglis, I. A., Papadimitriou, C., Kalimeri, M., Anastasiadis, A., & Eftaxias, K. (2009). Investigating dynamical complexity in the magnetosphere using various entropy measures. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 114(A9).
- [73] Shuangcheng, L., Qiaofu, Z., Shaohong, W., & Erfu, D. (2006). Measurement of climate complexity using sample entropy. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 26(15), 2131-2139.
- [74] Zhang, L., Li, T., Liu, D., Fu, Q., Li, M., Faiz, M. A., ... & Khan, M. I. (2020). Spatial variability and possible cause analysis of regional precipitation complexity based on optimized sample entropy. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(732), 3384-3398.
- [75] Zhou, X., & Lei, W. (2020). Spatial patterns of sample entropy based on daily precipitation time series in China and their implications for land surface hydrological interactions. *International Journal of Climatology*, 40(3), 1669-1685.

- [76] Ma, W., Kang, Y., & Song, S. (2019). Analysis of streamflow complexity based on entropies in the Weihe River Basin, China. *Entropy*, 22(1), 38.
- [77] Luo, M., Pan, C., & Zhan, C. (2019). Diagnosis of change in structural characteristics of streamflow series based on selection of complexity measurement methods: Fenhe River basin, China. *Journal of Hydrologic Engineering*, 24(2), 05018028.
- [78] Shang, Y., Lu, G., Kang, Y., Zhou, Z., Duan, B., & Zhang, C. (2020). A multi-fault diagnosis method based on modified Sample Entropy for lithium-ion battery strings. *Journal of power sources*, 446, 227275.
- [79] Efremidze, L., Stanley, D. J., & Kownatzki, C. (2021). Entropy trading strategies reveal inefficiencies in Japanese stock market. *International Review of Economics & Finance*, 75, 464-477.
- [80] Efremidze, L., Stanley, D. J., & Kinsman, M. D. (2015). Stock market timing with entropy. *The Journal of Wealth Management*, 18(3), 57-67.
- [81] Costa, M., Goldberger, A. L., & Peng, C. K. (2005). Multiscale entropy analysis of biological signals. *Physical review E*, 71(2), 021906.
- [82] Costa, M., Peng, C. K., Goldberger, A. L., & Hausdorff, J. M. (2003). Multiscale entropy analysis of human gait dynamics. *Physica A: Statistical Mechanics and its applications*, 330(1-2), 53-60.
- [83] Platiša, M. M., Radovanović, N. N., Kalauzi, A., Milašinović, G., & Pavlović, S. U. (2020). Multiscale entropy analysis: Application to cardio-respiratory coupling. *Entropy*, 22(9), 1042.
- [84] Ji, X., Wang, H., Ge, Y., Liang, J., & Xu, X. (2022). Empirical mode decomposition-refined composite multiscale dispersion entropy analysis and its application to geophysical well log data. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 208, 109495.
- [85] Guzman-Vargas, L., Ramírez-Rojas, A., & Angulo-Brown, F. (2008). Multiscale entropy analysis of electroseismic time series. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 8(4), 855-860.

- [86] Balzter, H., Tate, N. J., Kaduk, J., Harper, D., Page, S., Morrison, R., ... & Jones, P. (2015). Multi-scale entropy analysis as a method for time-series analysis of climate data. *Climate*, 3(1), 227-240.
- [87] de Carvalho Barreto, I. D., Stosic, T., Filho, M. C., Delrieux, C., Singh, V. P., & Stosic, B. (2020). Complexity analyses of Sao Francisco river streamflow: influence of dams and reservoirs. *Journal of Hydrologic Engineering*, 25(10), 05020036.
- [88] Li, Z., & Zhang, Y. K. (2008). Multi-scale entropy analysis of Mississippi River flow. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 22, 507-512.
- [89] Silva, A. S. A. D., Barreto, I. D. D. C., Cunha-Filho, M., Menezes, R. S. C., Stosic, B., & Stosic, T. (2021). Multiscale Complexity Analysis of Rainfall in Northeast Brazil. *Water*, 13(22), 3213.
- [90] Wu, Y., Shang, P., & Li, Y. (2018). Multiscale sample entropy and cross-sample entropy based on symbolic representation and similarity of stockmarkets. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 56, 49-61.
- [91] Alvarez-Ramirez, J., Rodriguez, E., & Alvarez, J. (2012). A multiscale entropy approach for market efficiency. *International Review of Financial Analysis*, 21, 64-69.
- [92] Niu, H., & Wang, J. (2015). Quantifying complexity of financial short-term time series by composite multiscale entropy measure. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 22(1-3), 375-382.
- [93] Ayodele, T. R., & Ogunjuyigbe, A. S. O. (2016). Wind energy potential of Vesleskarvet and the feasibility of meeting the South African' s SANAE IV energy demand. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 226-234.
- [94] Safari, B., & Gasore, J. (2010). A statistical investigation of wind characteristics and wind energy potential based on the Weibull and Rayleigh models in Rwanda. *Renewable Energy*, 35(12), 2874-2880.
- [95] Ahmed, M. U., & Mandic, D. P. (2011). Multivariate multiscale entropy: A tool for complexity analysis of multichannel data. *Physical Review E*, 84(6), 061918.

- [96] Li, H., Meng, Q., Wang, Y., & Zeng, M. (2011). Multi-scale entropy analysis of single-point Wind speed in outdoor near-surface environments. *International Conference on Electrical and Control Engineering* (pp. 4579-4582). IEEE.
- [97] Mandelbrot, D. (1982). *The fractal geometry of nature*. Freeman, San Francisco, USA.
- [98] Martínez, M. D., Lana, X., Burgueño, A., & Serra, C. (2007). Lacunarity, predictability and predictive instability of the daily pluviometric regime in the Iberian Peninsula. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 14(2), 109-121.
- [99] R., Royé, D., & Martin-Vide, J. (2020). Meteorological drought lacunarity around the world and its classification. *Earth System Science Data*, 12(1), 741-752.
- [100] Plotnick, R. E., Gardner, R. H., Hargrove, W. W., Prestegard, K., & Perlmutter, M. (1996). Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns. *Physical review E*, 53(5), 5461.
- [101] Popovic, N., Radunovic, M., Badnjar, J., & Popovic, T. (2018). Fractal dimension and lacunarity analysis of retinal microvascular morphology in hypertension and diabetes. *Microvascular Research*, 118, 36-43.
- [102] Xia, Y., Cai, J., Perfect, E., Wei, W., Zhang, Q., & Meng, Q. (2019). Fractal dimension, lacunarity and succolarity analyses on CT images of reservoir rocks for permeability prediction. *Journal of Hydrology*, 579, 124198.
- [103] Dougherty, G., & Henebry, G. M. (2002). Lacunarity analysis of spatial pattern in CT images of vertebral trabecular bone for assessing osteoporosis. *Medical engineering & physics*, 24(2), 129-138.
- [104] Sijlmasi, O., Alonso, J. M. L., Sevilla, A. D. R., & Asensio, M. D. C. B. (2020). Multifractal analysis of embryonic eye structures from female mice with dietary folic acid deficiency. Part I: Fractal dimension, lacunarity, divergence, and multifractal spectrum. *Chaos, Solitons & Fractals*, 138, 109885.
- [105] A. Roy, E. Perfect, W.M. Dunne, N. Odling, J.-W. Kim. (2010). Lacunarity analysis of fracture network: Evidence of scale depended clustering. *Journal of Structural Geology*, 32, 1444-1449.

- [106] Enwright, N. M., Darnell, K. M., & Carter, G. A. (2022). Lacunarity as a tool for assessing landscape configuration over time and informing long-term monitoring: an example using seagrass. *Landscape Ecology*, 37(10), 2689-2705.
- [107] Malhi, Y., & Román-Cuesta, R. M. (2008). Analysis of lacunarity and scales of spatial homogeneity in IKONOS images of Amazonian tropical forest canopies. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 2074-2087.
- [108] D.K. Iha, D.S. Singh, S. Gupta, A. Ray. (2012). Fractal analysis crack initiation in polycrystalline alloys using surface interferometry. *European Physics Letters*, 98, 44006.
- [109] de Lucena, L. R. R., & Filho, M. C. (2014). Análise de lacunaridade de série temporal da vazão dos rios Atibaia e Jaguari. *Rev. Bras. Biom*, 32(4), 609-617.
- [110] IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/pe/petrolina.html>> (último acesso em março, 2023).