

ANDERSON JOSÉ DE ARAUJO

**ANÁLISE DE CORRELAÇÃO TEMPORAL EM SÉRIES DE
VELOCIDADE E RAJADA DO VENTO DO NORDESTE**

RECIFE-PE – AGOSTO/2012



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

**ANÁLISE DE CORRELAÇÃO TEMPORAL EM SÉRIES DE
VELOCIDADE E RAJADA DO VENTO DO NORDESTE**

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

Área de Concentração: Modelagem Estatística e Computacional.

Orientadora: Profa. Dra. Tatijana Stošić

Co-orientadora: Profa. Dra. Cláudia Helena Dezotti

RECIFE-PE – AGOSTO/2012

Ficha Catalográfica

A658a Araujo, Anderson José de
Análise de correlação temporal em séries de velocidade e rajada do vento do Nordeste / Anderson José de Araujo.
-- Recife, 2012.
62 f. : il.

Orientador (a): Tatijana Stošić.
Dissertação (Mestrado em Biometria e Estatística Aplicada) –
Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de
Estatística e Informática, Recife, 2012.
Inclui referências e apêndice.

1. Velocidade do vento 2. Correlações de longo alcance
3. Detrended Fluctuation Analysis 4. Detrended Cross-
Correlation Analysis 5. Métodos Computacionais I. Stošić,
Tatijana, Orientador II. Título

CDD 310

Dedico este trabalho à minha família, em especial à minha mãe, minha esposa, e meus irmãos, minha fonte de inspiração, minha fortaleza.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo dom da vida, pela saúde e pela oportunidade de concretizar esse trabalho.

À minha querida mãe, Maria Araujo, pelo exemplo de vida, pelo amor incondicional, pela paciência e pelo apoio nos meus estudos, muito obrigado mãe e ao meu pai Manoel Araujo (in memorian), pela dedicação na formação de meu caráter.

À minha querida esposa Daiana, minha eterna menina, pelo amor, carinho, paciência, dedicação e por está sempre ao meu lado me incentivando e apoiando, essa conquista é nossa, meu amor.

Às minhas irmãs, Késsia e Aretusa pelo incentivo, apoio e paciência, ao meu irmão, Júnior, que é meu melhor amigo, um companheiro que me incentiva em todas as horas. Desejo muito sucesso nesta nova fase de sua vida.

Aos meus sobrinhos queridos, Samuel, Natã e Tawany, pela alegria dos seus nascimentos, titio ama vocês.

Às minhas cunhadas, Izraely e Polliana, pelos bons momentos que passamos juntos e pelos lindos e maravilhosos sobrinhos que me deram.

Aos meus primos Jaelson e Marcelo, pelas ótimas horas de conversa sobre trabalho, política, futebol, educação, investimentos, etc.

À minha orientadora, Profa. Tatijana Stošić, pela confiança, pelo incentivo, pela dedicação, pela orientação e pela disponibilidade. Acima de tudo por ter acreditado em mim e apoiado em certos momentos difíceis.

Ao Prof. Borko Stošić, pela transmissão dos seus conhecimentos e pelo auxílio na parte computacional.

À Profa. Claudia, pela co-orientação deste trabalho.

Aos colegas do mestrado, pelos momentos em que passamos juntos e pelas trocas de conhecimentos, em especial: Samuel, Dennis, Djalma, Milton, Sílvio, Cintia, Josimar, Rivelino e ao grande amigo Diego pelos bons trabalhos desenvolvidos juntos, a todos agradeço o companheirismo e a solidariedade.

Ao funcionário Marco Santos, pela dedicação e presteza, e Zuleide pelas boas conversas, pelo carinho e preocupação com minha pessoa.

A todos os professores do PPG Biometria, pelo conhecimento transmitido que, sem dúvida, foram de base para todos os estudos e pesquisas que viremos a realizar.

A todos os colegas do curso de Estatística da UFPE, em especial aos amigos Douglas, Ricardo, Valmir, Renato e Daliton, os quais compartilharam bons momentos no período de graduação.

RESUMO

Nas últimas décadas, grandes volumes de dados climáticos têm sido coletados e armazenados por diversas instituições. A análise destes dados é uma tarefa cada vez mais importante, considerando os cenários das mudanças climáticas globais e os consequentes efeitos sociais, econômicos e ambientais. O clima pode ser influenciado por diversos fatores, tais como latitude, altitude, massas de ar, continentalidade, maritimidade, correntes marítimas, relevo, vegetação, etc. Dentre os elementos mais importante do clima denota-se o vento, que pode ser definido como movimento do ar sobre a superfície terrestre em decorrência de um aquecimento desigual da atmosfera pelo sol. Neste trabalho, foi estudada a dinâmica das séries horárias de velocidade e rajada do vento aplicando-se os métodos Detrended Fluctuation Analysis – *DFA* e Detrended Cross-Correlation Analysis – *DCCA*, os quais quantificam as correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias. Foram utilizados neste estudo os dados de velocidade e rajada do vento de 126 estações meteorológicas do Nordeste, coletadas da base de dados do INMET, no período de 2008 a 2011. Também foram obtidas as informações geográficas da latitude, longitude, altitude e maritimidade das estações. Todas as séries de velocidade e rajada do vento apresentaram correlações de longo alcance persistentes, expoente de escala $0,5 < \alpha < 1$, com exceção da série de Abrolhos que apresentou expoentes de escala próximos de 1 ($\alpha_{vel} = 1,08$ e $\alpha_{Raj} = 1,04$), o que caracteriza um ruído rosa, $1/f$, cujo espectro de potência segue uma lei de potência $S(f) \propto 1/f$. O valor do expoente *DCCA* ($0,5 < \lambda < 1$) para todas as séries estudadas indicou a existência de correlações cruzadas de longo alcance. Isto significa que os valores de cada série possuem memória de longo alcance de seus valores e também dos valores anteriores de outra série. Foi detectada uma fraca correlação linear dos valores dos expoentes α e λ com os parâmetros geográficos de maritimidade e altitude da estação. Os resultados desta análise pode auxiliar o entendimento da natureza dos processos estocásticos geradores da dinâmica do vento.

Palavras-chave: Velocidade do vento, Correlações de longo alcance, Detrended Fluctuation Analysis, Detrended Cross-Correlation Analysis.

Abstract

During the last decades, large number of climatic data have been collected and organized worldwide by different institutions. Climatic change and its social, economic and environmental consequences, increase the importance of analyzing such data. Our climate can be influenced by various factors such latitude, longitude, air masses, ocean currents, topography, vegetation cover etc. Wind is one of the more important elements of climate, and is formed as a consequence of different warming of air masses in the atmosphere. In this work we study dynamics in hourly temporal series of wind speed and maximum wind speed, using methods Detrended Fluctuation Analysis (*DFA*) and Detrended Cross-Correlation Analysis (*DCCA*) that are designed to quantify long-term correlations in non-stationary temporal series. We analyze data that were collected at 126 meteorological stations in Northeast of Brazil, during the period 2008-2011. The data, together with geographical information about longitude, latitude and altitude of each station are provided by National Institute of Meteorology (Instituto Nacional de Meteorologia-INMET). The results of our analysis show that all wind speed temporal series possess long-term correlations, with *DFA* exponents $0,5 < \alpha < 1$, with exception of Abrolhos station for which the the scaling exponent is close to 1 ($\alpha_{vel} = 1,08$ e $\alpha_{Raj} = 1,04$), characteristic of $1/f$ noise, for which the power spectrum decays as a power law $S(f) \propto 1/f$. The values of *DCCA* exponents are also between 0 and 1 indicating long-term cross-correlations between wind speed and maximum wind speed, again with exception of Abrolhos station. This means that each series has long memory of its previous values, and also the long-term correlations with the other series. We detected a weak linear correlation between the values of scaling exponents α and λ and geographical variables altitude and maritime. The results of this work contributes of a better understanding of the underlying stochastic processes that govern wind speed temporal and spatial variability, which is crucial for developing more accurate models for wind dynamics and related phenomena.

Keywords: Wind speed, Long-range correlations, Detrended Fuctuation Analysis, Detrended Cross-Correlation Analysis.

LISTA DE FIGURAS

- 1 Formação dos ventos devido ao deslocamento das massas de ar (CEPEL, 2001)..... p. 20
- 2 Comportamento do vento sob a influência das características do terreno (Atlas Eólico do Brasil, 1998).....p. 21
- 3 a) Fractal estocástico (Árvore), b) Fractal determinístico (Triângulo de Sierpinski).....p. 22
- 4 Processo fractal da frequência cardíaca (GOLDBERGER et al., 2002)..... p. 23
- 5 Divisão de uma série integrada $Y(k)$ em k intervalos de mesmo tamanho s com ajuste linear em cada intervalo..... p. 32
- 6 Diferenças sucessivas entre os expoentes de escala α (KOÇAK, 2009)..... p. 33
- 7 Distribuição contínua da velocidade média do vento..... p. 39
- 8 Distribuição contínua da rajada média do vento..... p. 40
- 9 Direções predominantes anuais (Atlas do Potencial Eólico Brasileiro, 2001). p. 40
- 10 Série temporal da velocidade do vento, b) Série temporal da rajada do vento de Recife..... p. 42
- 11 Série temporal da velocidade do vento, b) Série temporal da rajada do vento de Serra Talhada..... p. 42
- 12 a) Função de autocorrelação da velocidade do vento, b) Função de autocorrelação da rajada do vento de Recife..... p. 43
- 13 a) Função de autocorrelação da velocidade do vento, b) Função de autocorrelação da rajada do vento de Serra Talhada..... p. 43

- 14 a) Função de flutuação *DFA* e *DCCA* da velocidade e rajada do vento, b) Função de flutuação *DFA* das séries aleatorizadas de velocidade e rajada do vento de Recife..... p. 44
- 15 a) Função de flutuação *DFA* e *DCCA* da velocidade e rajada do vento, b) Função de flutuação *DFA* das séries aleatorizadas de velocidade e rajada do vento de Serra Talhada..... p. 44
- 16 a) Histograma do expoente de correlação da velocidade do vento do NE, b) Histograma do expoente de correlação da rajada do vento do NE..... p. 46
- 17 Histograma do expoente de correlação cruzada da velocidade e rajada do vento do NE..... p. 46
- 18 Localização geográfica das estações meteorológicas do Nordeste..... p. 47
- 19 Distribuição contínua do expoente α das séries de velocidade do vento..... p. 49
- 20 Distribuição contínua do expoente α_A das séries de velocidade do vento..... p. 49
- 21 Distribuição contínua do expoente α das séries de rajada do vento..... p. 50
- 22 Distribuição contínua do expoente α_A das séries de rajada do vento..... p. 50
- 23 Distribuição contínua do expoente de correlação cruzada λ das séries de velocidade e rajada do vento..... p. 51

LISTA DE TABELAS

- 1 Informações geográfica e quantitativa das estações meteorológicas de Pernambuco..... p. 36
- 2 Estatísticas descritivas das informações geográficas dos Estados do Nordeste.....
.....p. 38
- 3 Estatísticas descritivas das séries horárias de velocidade e rajada do vento em Pernambuco..... p. 41
- 4 Expoente de correlação (α, α_A) e correlação cruzada (λ) das séries de velocidade e rajada do vento de Pernambuco..... p. 45
- 5 Coeficiente de Correlação de Pearson dos expoentes α e λ com altitude e maritimidade das estações do Nordeste..... p. 47

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	p. 13
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	p. 15
2.1. Clima.....	p. 15
2.1.1. Classificação Climática.....	p. 15
2.1.2. Elementos Climáticos.....	p. 16
2.1.3. Fatores Climáticos.....	p. 17
2.1.4. Vento.....	p. 19
2.2. Fractais.....	p. 21
2.2.1. Processos Fractais.....	p. 23
2.2.2. Dinâmica Fractal em Meteorologia.....	p. 24
2.3. Correlações de Longo Alcance em Séries Temporais Estacionárias.....	p. 25
2.3.1. Função de Autocorrelação.....	p. 25
2.3.2. Análise Espectral.....	p. 26
2.3.3. Expoente de Hurst.....	p. 28
2.3.4. Função de Flutuação.....	p. 29
3. METODOLOGIA E DADOS.....	p. 31
3.1. Correlações de Longo Alcance em Séries Temporais Não-Estacionárias	p. 31
3.1.1. Análise de Flutuações sem Tendências (Detrended Fluctuation Analysis – <i>DFA</i>).....	p. 31
3.1.2. Análise de Correlações Cruzadas sem Tendências (Detrended Cross-Correlation Analysis – <i>DCCA</i>).....	p. 34
3.2. Dados.....	p. 36
4. RESULTADOS.....	p. 38
5. CONCLUSÕES.....	p. 52
REFERÊNCIAS.....	p. 55

1. INTRODUÇÃO

As características do clima em determinadas regiões são determinadas pelas interações dos sistemas meteorológicos com elementos geográficos, os quais são: latitude, temperatura, maritimidade, continentalidade, etc. Os elementos do clima, de maneira particular e conjuntamente, interferem na vida do homem, seres vivos, vegetação, solo, etc. (TORRES; MACHADO, 2008).

Para descrever e quantificar a dinâmica da variabilidade climática são utilizados novas técnicas derivadas da teoria da complexidade, incluindo a análise não linear, dinâmica fractal e multifractal. Recentemente vários resultados mostraram que os processos climáticos possuem uma dinâmica multifractal caracterizada pela hierarquia dos expoentes de escala (LIN e FU, 2008; ASHKENAZY et al., 2003; KANTELHARDT et al., 2006; ZHANG et al., 2009). Estudos recentes apontam uma dinâmica multifractal em dados de velocidade do vento em sítios eólicos (KAVASSERI; NAGARAJAN, 2005). O vento é um dos elementos mais complexos do clima, e contribui significativamente em vários fenômenos como erosão do solo, dispersão de poluentes, transporte de pólen e sementes, propagação de doenças e geração da energia eólica.

Devido ao seu enorme potencial eólico, estimado para o Brasil em 143470 MW, com 52% no Nordeste e 21% no Sudeste, a dinâmica do vento atrai grande interesse atualmente (DUTRA; SZKLO, 2008). Diversos modelos de dinâmica atmosférica já foram propostos para simular os regimes do vento, com o objetivo de identificar as melhores áreas de potencial eólico. A validação destes modelos exige a comparação dos resultados numéricos com os resultados empíricos dos dados do vento em locais favoráveis ao uso da energia eólica. Um dos aspectos importantes para uma melhor veracidade destes modelos é a existência das correlações de longo alcance, que foi observada ao longo da última década em séries temporais climáticas (ECHNER, et. al., 2003).

O comportamento estatístico do vento ao longo do dia é influenciado pela variação da velocidade do vento ao longo do tempo. As características topográficas de uma região também influenciam o comportamento dos ventos uma vez que, em uma determinada área, podem ocorrer diferenças de velocidade, ocasionando a

redução ou aceleração na velocidade do vento. Além das variações topográficas e de rugosidade do solo, a velocidade também varia seu comportamento com a altura.

Neste trabalho, foi estudada a dinâmica das séries horárias de velocidade e rajada do vento de 126 estações meteorológicas do Nordeste, aplicando-se os métodos Detrended Fluctuation Analysis – *DFA* (PENG et al., 1994) e Detrended Cross-Correlation Analysis – *DCCA* (PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E, 2008), os quais quantificam, respectivamente, as correlações e correlações cruzadas de longo alcance em séries temporais não estacionárias. Estes modelos veem sendo amplamente aplicados nas áreas da fisiologia (IVANOV et al., 2009), climatologia (KOÇAK, 2009) e economia (COSTA; VASCONCELOS, 2003). Os resultados obtidos neste estudo podem contribuir para avaliação de um modelo de dinâmica do vento desenvolvido para as localidades onde os dados foram coletados.

Este trabalho foi organizado da seguinte forma: revisão da literatura, Capítulo 2, com as seções de clima, fractais e correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias; Capítulo 3, metodologia e dados, onde se abordou os métodos *DFA* e *DCCA*, tipos e tratamentos dos dados, e sua fonte de coleta; e nos Capítulos 4 e 5, foram apresentados, respectivamente, os resultados e conclusões desta dissertação.

2. Revisão de Literatura

2.1. Clima

Clima, num sentido restrito é geralmente definido como “tempo meteorológico médio”, ou mais precisamente, como a descrição estatística de quantidades relevantes das mudanças do tempo meteorológico num período de tempo, que vai de meses a milhões de anos. O período clássico é de 30 anos, definido pela Organização Mundial de Meteorologia – OMM. O clima num sentido mais amplo é o estado, incluindo as descrições estatísticas do sistema global (Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas – IPCC).

O clima compreende um padrão dos diversos elementos atmosféricos que ocorrem na atmosfera da Terra. Fenômenos como frente frias, tempestades, furacões e outros estão associados tanto às variações meteorológicas previstas pelas leis físicas determinísticas, assim como a um conjunto de variações aleatórias dos elementos meteorológicos (temperatura, precipitação, vento, umidade, pressão) cuja principal ferramenta de investigação é a estatística. As semelhanças em várias regiões da Terra caracterizam os diversos tipos de clima, consideradas as variações médias dos elementos meteorológicos ao longo das estações, num período não inferior a 30 anos.

2.1.1. Classificação Climática

O sistema de classificação global dos tipos climáticos mais utilizada na geografia, climatologia e ecologia é o Köppen-Geiger, mais conhecida por classificação climática de Köppen. A classificação foi proposta em 1900 pelo climatologista alemão Wladimir Köppen, tendo sido por ele aperfeiçoada em 1918, 1927 e 1936 com a publicação de novas versões, em colaboração com Rudolf Geiger (WIKIPÉDIA, 2012).

Na determinação dos tipos climáticos de Köppen-Geiger são considerados a sazonalidade e os valores médios anuais e mensais da temperatura do ar e da precipitação (MCKNIGHT; HESS, 2000). O modelo de Köppen é simples e

compreende um conjunto de letras maiúsculas e minúsculas para designar os grandes grupos climáticos, os subgrupos ou ainda subdivisões que indicam características especiais sazonais (PEEL; FINLAYSON; MCMAHON, 2007).

2.1.2. Elementos Climáticos

De acordo com Torres; Machado (2008) os elementos do clima influenciam de maneira individual e conjunta o clima de uma região. Esses elementos são definidos pelos atributos físicos que representam as propriedades da atmosfera geográfica de um dado local. Os elementos mais usados para caracterizar a atmosfera geográfica são a temperatura, a umidade e a pressão, que, influenciados pela diversidade geográfica, apresentam-se por meio de precipitação, vento, nebulosidade, ondas de calor e frio, dentre outros (MENDONÇA; OLIVEIRA; MORESCO, 2007).

- **Temperatura**

Geralmente, a temperatura é definida em termos relativos tomando-se por base o grau de calor que um corpo possui. Sua variação acontece quando o calor se desloca, isto é, quando passa de um corpo de maior temperatura para um de menor temperatura. O aquecimento do ar atmosférico é promovido quando parte da energia absorvida pela terra é irradiada

- **Umidade**

É o componente atmosférico mais importante na determinação do tempo e do clima, embora o vapor d'água represente somente 2% da massa total da atmosfera e 4% do seu volume. Pode variar de quase zero em áreas quentes e áridas, até um máximo de 3% nas latitudes médias e 4% nos trópicos úmidos. Resulta da evaporação das águas a partir das superfícies terrestres e hídricas e da evapotranspiração dos animais e vegetais. Portanto, depende do calor para produzir a evaporação e de água para ser evaporada. Quanto maior a temperatura, maior a capacidade do ar em reter vapor d'água. Durante o dia a temperatura aumenta implicando numa diminuição da umidade. O inverso ocorre durante a noite, quando a

temperatura diminui, aumentando a umidade. Então, pode-se dizer que a umidade é inversamente proporcional à temperatura.

- Pressão Atmosférica

Um ponto dentro da superfície está sujeito a uma pressão correspondente ao peso da coluna de ar que lhe é sobreposta: a pressão atmosférica. A variação da temperatura pode implicar numa variação na pressão atmosférica, pois o calor dilata o ar, tornando-o mais leve, o que determina uma menor pressão do ar sobre a superfície.

- Vento

O vento é o movimento do ar em relação à superfície terrestre. Este movimento pode acontecer tanto no sentido horizontal como no sentido vertical. O vento se desloca das áreas de alta pressão para as áreas de baixa pressão, mantendo, em geral, as características da atmosfera de onde vieram.

- Precipitação

No estudo da meteorologia, o termo “precipitação” é usado para qualquer disposição em forma líquida ou sólida derivada da atmosfera. Portanto, o termo refere-se às várias formas líquidas e congeladas de água, como chuva, neve, granizo, orvalho, geada e nevoeiro. A precipitação inicia-se quando a força gravitacional supera a força que mantém a umidade suspensa, assim, a umidade cai em direção ao solo em forma líquida ou sólida.

2.1.3. Fatores Climáticos

Os fatores climáticos são elementos naturais e humanos capazes de influenciar as características ou a dinâmica de um ou mais tipos de climas. Trazem alterações, por vezes bastante significativas, no clima e/ou nos seus elementos. São aqueles que produzem alterações e interferências diretas e/ou indiretas nos

elementos climáticos e nos tipos climáticos. Esses fatores afetam diretamente os elementos climáticos, e podem fazê-lo de maneira individual ou conjuntamente (TORRES E MACHADO, 2008).

Os fatores climáticos correspondem àquelas características geográficas estáticas diversificadoras da paisagem, como latitude, altitude, relevo, vegetação, continentalidade e maritimidade (MENDONÇA; OLIVEIRA; MORESCO, 2007)

- Latitude

Caracteriza-se pela distância (medida em graus) em relação ao Equador. Ao se distanciar do equador a temperatura diminui, pois a incidência de luz solar é menor.

- Altitude

É definida pela distância em relação ao nível do mar. O aumento da altitude implica numa diminuição da temperatura. A altitude associada ao relevo é um dos fatores que diversificam os padrões climáticos do globo.

- Relevo

Influencia na circulação das massas de ar devido a interferência de montanhas e depressões. As massas de ar, por sua vez, influenciam a temperatura. A posição do relevo favorece ou dificulta os fluxos de calor e umidade entre áreas contínuas

- Vegetação

Regula a umidade e temperatura de uma região, impedindo a incidência da radiação solar na superfície, amenizando a temperatura. Também tem impacto no ciclo hidrológico devido à emissão de vapor de água no ar.

- **Continentalidade**

A continentalidade de um determinado lugar é dada pelo seu distanciamento dos oceanos e mares. É a distância em relação à grandes massas de água e pode influenciar a temperatura, pois a água demora a aquecer e a irradiar a energia absorvida, enquanto que os continentes se aquecem e desaquecem mais rapidamente.

- **Maritimidade**

Corresponde à proximidade de um local com o mar, e influencia a temperatura de forma semelhante à continentalidade. Os mares e os oceanos são fundamentais na ação reguladora da temperatura e da umidade dos climas.

- **Translação**

Em consequência da inclinação do eixo da Terra, a translação influencia na sazonalidade (alternância entre as estações do ano), na insolação e na formação dos ventos.

2.1.4. Vento

O vento é um fenômeno meteorológico formado pelo movimento do ar na atmosfera. O processo de deslocamento do ar de uma área de alta pressão para outra de baixa pressão, dá-se o nome de advecção, que tem como resultado a geração do vento (MENDONÇA; OLIVEIRA; MORESCO, 2007). Além disso, os ventos alísios são gerados através dos movimentos de rotação e translação do planeta Terra. As regiões tropicais, que recebem os raios solares quase que perpendicularmente, são mais aquecidas do que as regiões polares. Consequentemente, o ar quente que se encontra nas baixas altitudes das regiões tropicais tende a subir, sendo substituído por uma massa de ar mais frio que se desloca das regiões polares. O deslocamento de massas de ar determina a formação dos ventos. A Figura 1 apresenta esse mecanismo.

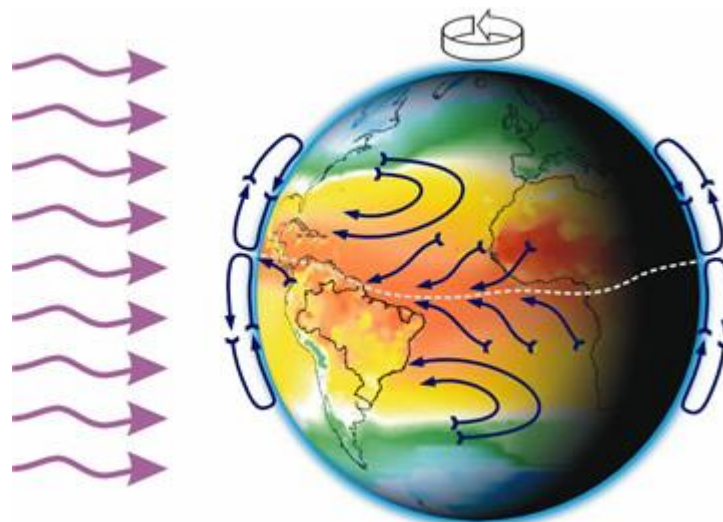


Figura 1: Formação dos ventos devido ao deslocamento das massas de ar (CEPEL, 2001).

Conforme citado anteriormente, os ventos alísios são consequências da rotação da terra. Eles carregam a umidade marítima e são voltados para leste dos continentes, gerando forte precipitação em torno do equador, estando presentes praticamente durante todo o ano nas regiões tropicais. O Nordeste do Brasil é fortemente influenciado pelos alísios, que oscilam de intensidade e direção entre o oceano e o continente (SILVA et al., 2002).

Os ventos carregam grandes massas de água na forma de nuvens e distribuem o calor na atmosfera interferindo na formação das chuvas, assim como, na formação e no movimento das dunas (LIU et al., 2005).

Existem vários fatores que podem influenciar na formação do vento, fazendo com que este possa ser mais forte (ventania) ou suave (brisa). Pressão atmosférica, radiação solar, umidade do ar e evaporação influenciam diretamente nas características do vento. A Figura 2 mostra, de uma forma genérica, como os ventos se comportam quando estão sob a influência das características da superfície do solo.

Estudos recentes destacam aspectos relevantes quanto ao deslocamento das massas de ar, dentre eles evidenciam-se a geração de energia eólica (PIMENTA; KEMPTON; GARVINE, 2008), dispersão dos poluentes (DEMIRICI; CUHADAROGLY, 2000), transporte de pólen (FRIEDMAN; BARRET, 2009) e de sementes (JONGEJANS; TELENIIUS, 2004).

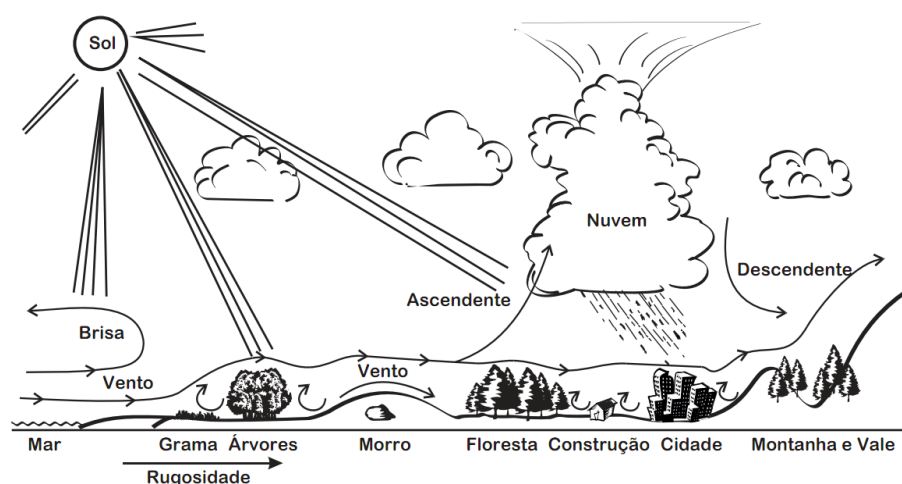


Figura 2: Comportamento do vento sob a influência das características do terreno (Atlas Eólico do Brasil, 1998).

2.2. Fractais

A expressão fractal se aplica a objetos no espaço ou flutuações no tempo gerados por processos estocásticos ou mecanismos não lineares determinísticos que apresentam uma forma auto-similar, não podendo ser descritos numa única escala de medida. Fragmentos de um objeto ou sequência fractal são cópias exatas ou estatísticas do todo e podem se tornar iguais ao todo por magnificação e deslocamento.

Alguns exemplos de fractais são descritos a seguir: árvores, nuvens, linhas costeiras, redes arteriais, ramificações de músculos cardíacos, neurônios, etc. (FEDER, 1988; VICSEK, 1993; BASSINGTHWAIGHT, LIEBOVITCH; BRUCE, 1994). Esses exemplos pertencem à classe dos fractais estocásticos, Figura 3 a, que possuem a propriedade de auto-similaridade em sentido estatístico, dentro dos limites da escala, onde o limite inferior representa à dimensão de partículas do sistema e o limite superior à dimensão linear do sistema.

Objetos geométricos que possuem auto-similaridade exata são denominados de fractais determinísticos (ASSIS; MIRANGA; MOTA; ANDRADE; CASTILHO, 2008). Os fractais determinísticos são uma classe de fractais que podem ser construídos e apresentam propriedade de auto-similaridade em todas as escalas (Figura 3 b). O procedimento de construção desses objetos geométricos é um

processo iterativo que consiste em substituir as unidades da estrutura (triângulos ou quadrados) pela estrutura básica característica para cada tipo de fractal (VICSEK, 1993).

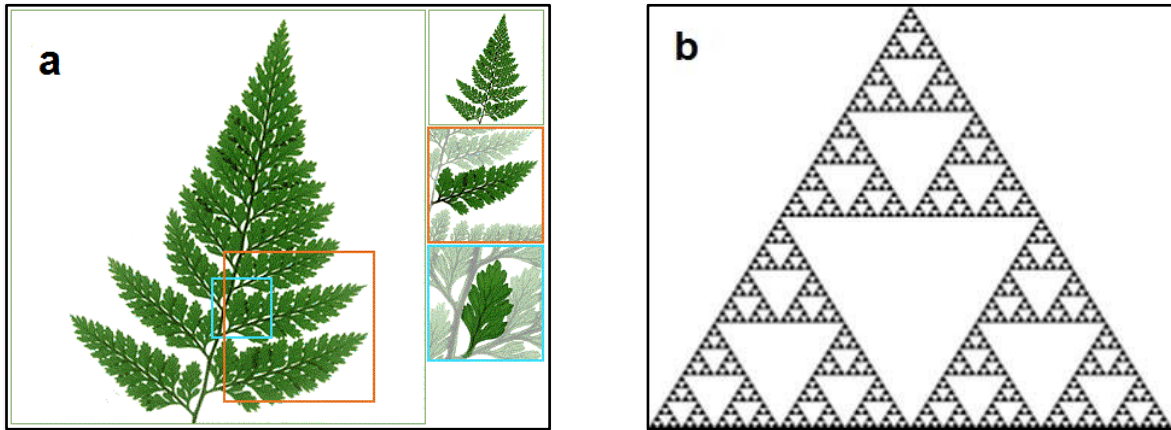


Figura 3: a) Fractal estocástico (Árvore)¹, b) Fractal determinístico (Triângulo de Sierpinski)².

A dimensão fractal de um processo estocástico é definida pela expressão:

$$V(R) \propto R^{d_f} \quad (2.1)$$

onde $V(R)$ 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 está situado ($d_f < D$). Existem vários métodos para calcular a dimensão fractal, entre eles podemos citar: contagem de caixas (box counting), raio de giração (radius of gyration), função de correlação (correlation function) (VICSEK, 1993).

O procedimento para calcular a dimensão dos fractais determinísticos é apresentado a seguir: se $N(l)$ é o número de unidades da estrutura (ex. triângulos, quadrados) em escala l , a diminuição da escala b vezes resulta em um novo número de unidades,

$$N\left(\frac{l}{b}\right) = N(l)b^{d_f}. \quad (2.2)$$

¹ Disponível em: <http://blocoquadriculado.files.wordpress.com/2012/02/feto_fractal.gif>. Acesso em: 12 de Abril 2012.

² Disponível em: <<http://pt.wikipedia.org/wiki/Ficheiro:SierpinskiTriangle.PNG>>. Acesso em: 19 Abril de 2012.

A dimensão fractal d_f pode ser calculada usando a expressão:

$$d_f = \frac{\log \frac{N(l/b)}{N(l)}}{\log b} \quad (2.3)$$

onde essa expressão é válida para todas as escalas.

2.2.1. Processos Fractais

O conceito fractal pode ser estendido para processos complexos que não possuem uma única escala do tempo. Os processos fractais geram as flutuações irregulares em múltiplas escalas do tempo. Essas flutuações temporais possuem a auto-similaridade estatística da mesma maneira que os objetos fractais possuem a estrutura semelhante nas várias escalas espaciais. Alguns exemplos são: os intervalos entre batimentos cardíacos (KOBAYASHI e MUSHI, 1982; PENG et al., 1993), intervalo entre dois passos (HAUSDORFF et al., 1995), flutuações na respiração (SZETO et al., 1992), flutuações em atividade elétrica cerebral (KULISH, et al., 2006), fenômenos climáticos (OÑATE, 1997), dados financeiros (MULLIGAN, 2004).

Um processo fractal da frequência cardíaca (batimentos por minuto) com auto-similaridade estatística das flutuações nas escalas diferentes é observado na Figura 4.

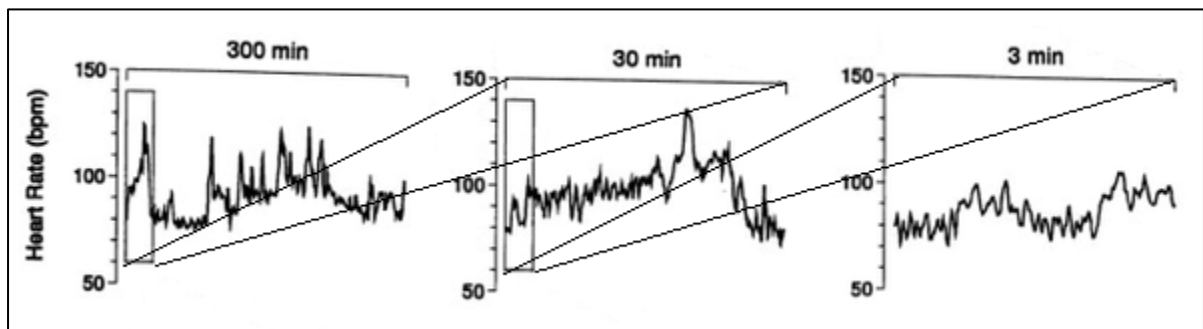


Figura 4: Processo fractal da frequência cardíaca (GOLDBERGER et al., 2002).

A identificação e quantificação da auto-similaridade numa série temporal é bem mais complexa que nos casos dos fractais geométricos. A série temporal da

Figura 4 é uma representação gráfica em uma superfície bidimensional, envolve dois tipos de variáveis: eixo horizontal representa o tempo e eixo vertical, batimentos cardíacos. No caso de fractal geométrico, incorporado em espaço bidimensional (exemplo, linhas costeiras), os eixos representam variáveis do mesmo tipo.

Para verificar propriedade de auto-similaridade numa curva bidimensional, extrai-se um pedaço dela, aumenta-se até o tamanho do objeto original usando o mesmo fator de magnificação para comprimento e largura, e aferem-se as propriedades estatísticas. No caso das séries temporais, precisam-se dois fatores de magnificação (um para cada tipo de variável) para poder comparar o subconjunto da série com a série toda.

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

$$y(t) = b^\alpha y\left(\frac{t}{b}\right) \quad (2.4)$$

onde “=” significa a igualdade das propriedades estatísticas e b constante. Essa igualdade surge após mudanças de escalas para t e $y(t)$ usando os fatores diferentes: α 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 ou expoente de escala (FEDER, 1988).

Uma série temporal que possui parâmetro de auto-similaridade $\alpha > 0$, apresenta flutuações dentro de um intervalo (subconjunto da série) aumentando com o tamanho do intervalo de acordo com uma lei da potência. Na série de batimentos cardíacos, Figura 4, as flutuações em intervalos grandes são maiores do que as flutuações em intervalos pequenos, significando uma série temporal não limitada (unbounded). Por outro lado, uma parte da série é limitada (bounded), dificultando assim a aplicação da definição (2.4) por resultar no mesmo valor do parâmetro de auto-similaridade ($\alpha = 0$) para uma série que possui auto-similaridade e uma série que não possui auto-similaridade (GOLDBERGER et al., 2002).

2.2.2. Dinâmica Fractal em Meteorologia

Na última década um grande número de artigos sobre dinâmica fractal de processos meteorológicos foram publicados (VORTOSOS; KIRK-DAVIDOFF, 2006;

ZHENG; SONG; WANG, 2008). A análise de correlações de longo alcance em processos climáticos é importante para validação dos seus modelos. Resultados mostraram que os principais modelos climáticos não reproduziram corretamente as propriedades de escala detectadas em dados observados e que precisam ser ajustados (GOVINDAN et al., 2002; FRAEDRICH; BLENDER, 2003; VYUSHIN et al., 2004). Os resultados iniciais indicaram que o expoente de escala de séries temporais de temperatura não dependem da posição geográfica (KOSCIENLY-BUNDE et al., 1998). Por outro lado, os estudos subsequentes mostraram a variedade do expoente de escala de séries temporais de temperatura para várias posições geográficas (WEBER e TALKNER, 2001; KIRALY e JANOSI, 2005),

Estudos das correlações de longo alcance em séries temporais de velocidade do vento começaram a ser validados recentemente. Os estudos apontam resultados semelhantes às outras séries climáticas, como temperatura, umidade e precipitação, as séries temporais de velocidade do vento possuem correlações de longo alcance, características da dinâmica fractal (KAVASSERI; NAGARAJAN, 2005; KOÇAK, 2009) e, em alguns casos, de uma dinâmica mais complexa: a dinâmica multifractal (GOVINDAN; KANTZ, 2004; KAVASSERI; NAGARAJAN, 2005; FENG et al., 2009).

2.3. Correlações de Longo Alcance em Séries Temporais Estacionárias

2.3.1. Função de Autocorrelação – ACF

A função de autocorrelação mede o grau de correlação de uma variável, consigo mesma, em um dado instante e um instante de tempo posterior. Permite analisar o grau de irregularidade de um sinal. Pode ser definida como a razão entre a autocovariância e a variância para um conjunto de dados.

Seja y_i uma série temporal estacionária com média \bar{y} , desvio padrão \bar{s} e $i = 1, \dots, n$, a função de autocovariância é dada pela equação:

$$C(s) = \frac{1}{(n-s)} \sum_{i=1}^{n-s} y_i y_{i+s} \quad (2.5)$$

onde s é a defasagem no tempo.

A função de autocorrelação nada mais é do que a representação gráfica do coeficiente de autocorrelação em função das diversas defasagens que podem ser atribuídas aos dados (BOX; JENKINS; REINSEL, 1994).

O valor esperado de $C(s)$ é nulo para $s > 0$, se a série y_i não é correlacionada. Um decaimento exponencial do tipo $C(s) \approx e^{-s/t}$ indica que a série possui correlação de curto alcance. Em contra partida, decaimento segundo uma lei de potência $C(s) \propto s^{-\gamma}$, mostra que a série possui correlação de longo alcance com expoente de auto-similaridade $0 < \gamma < 1$.

Segundo Beran, (1994) e Rangarajan; Ding, (2000), para correlações de longo alcance, a integral $\int_0^\infty C(s)ds$ diverge à medida que $n \rightarrow \infty$. Esta interpretação não é apropriada para séries não estacionárias, pois, a esperança não estará bem definida.

Foram observadas correlações de longo alcance em diversas séries temporais associadas aos fenômenos meteorológicos (CHEN et al., 2007; VORTOSOS; KIRK-DAVIDOFF, 2006), geofísicos (CURRENTI et al., 2005; ENNARTZ et al., 2008), fisiológicos (GOLDBERGER et al., 2002; NIKULIN; BRISMAR, 2005; IVANOV et al., 2009) e econômicos (LIU et al., 1999; GRAN-CHARLES, 2000).

2.3.2. Análise Espectral

Um processo estocástico pode ser descrito no domínio do tempo, por uma série temporal $h(t)$ em função do tempo t ou no domínio de frequência, por uma amplitude $H(f)$ em função da frequência f . Pode-se pensar em $h(t)$ e $H(f)$ como representações diferentes da mesma função. A relação entre estas duas diferentes representações é dada pela Transformada de Fourier (T. F.).

A série temporal $h(t)$ é obtida por amostragem em intervalos de tempo igualmente espaçados. Denota-se por Δ o intervalo entre amostragens consecutivas, de modo que a sequência de valores de h é:

$$h_m = h(m\Delta) \quad m = \dots - 3, -2, -1, 0, 1, 2, 3 \dots \quad (2.6)$$

Estimando a T. F. de uma função para um número finito de seus pontos de amostragem com M valores amostrais consecutivos, tal que o intervalo é Δ , tem-se a sequência de valores de h dada por:

$$h_k = h(t_k), \quad t_k = k\Delta \quad k = 0, 1, 2, \dots, M - 1 \quad (2.7)$$

A T. F. de um número M de dados amostrais fornece M dados de saída com frequências dadas por:

$$f_m = \frac{m}{M\Delta}, \quad m = \frac{-M}{2}, \dots, \frac{M}{2} \quad (2.8)$$

Aproximando a integral da T.F. por uma soma discreta e utilizando as equações 2.7 e 2.8, obtem-se:

$$\begin{aligned} H(f_m) &= \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) \exp(2\pi i f_m t) dt \propto \sum_{k=0}^{M-1} h_k \exp(2\pi i f_m t_k) \Delta \\ &= \Delta \sum_{k=0}^{M-1} h_k \exp\left(\frac{2\pi i k m}{M}\right) \end{aligned} \quad (2.9)$$

O somatório acima é conhecido como Transformada de Fourier discreta dos M pontos h_k . Denotando por H_m escreve-se:

$$H_m = \sum_{k=0}^{M-1} h_k \exp\left(\frac{2\pi i k m}{M}\right) \quad (3.0)$$

A densidade de espectro de potência é dada por:

$$S_k = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{2|H(f_m)|^2}{M\Delta}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, \frac{M-1}{2} \quad (3.1)$$

Para séries auto-similares, $S_k \propto f_n^{-\beta}$ e $\beta = 1 - \gamma$ (RANGARAJAN; DING, 2000).

2.3.3. Expoente de Hurst

Desenvolvido no campo da hidrologia (Harold Edwin Hurst, 1880-1978), o expoente de Hurst ocorre em diversas áreas da matemática aplicada, incluindo fractais e teorias do caos, processos de memória longa e análise espectral. Esta análise permite quantificar correlações de longo alcance em séries temporais (KANTELHARDT, 2009).

O cálculo do expoente de Hurst é dado pela divisão de uma série y_i , $i = 1, \dots, n$, em v segmentos de tamanho s , gerando-se $n_s = \text{int}(n/s)$ segmentos. Em seguida, a série de cada segmento $v = 0, \dots, n_s-1$ é integrada pela subtração da média em cada intervalo, obtendo-se trechos da série sem tendência de acordo com a seguinte expressão:

$$Y_v(j) = \sum_{i=1}^j (y_{vs+i} - \frac{1}{s} \sum_{i=1}^j y_{vs+i}) = \sum_{i=1}^j y_{vs+i} - \frac{j}{s} \sum_{i=1}^j y_{vs+i} \quad (3.2)$$

em seguida, obtém-se a diferença entre o valor máximo e mínimo em cada segmento, assim como o desvio padrão de cada segmento, segundo as fórmulas:

$$R_v(s) = \max_{j=1}^s Y_v(j) - \min_{j=1}^s Y_v(j), S_v(s) = \left[\frac{1}{s} \sum_{j=1}^s Y_v^2(j) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.3)$$

A função de flutuação é obtida pela seguinte expressão:

$$F_{R/S}(s) = \frac{1}{n_s} \sum_{v=0}^{n_s-1} \frac{R_v(s)}{S_v(s)} \approx s^H \quad (3.4)$$

para $s \gg 1$, em que H é o expoente de Hurst. A relação de H com o expoente de correlação γ e com o coeficiente da densidade espectral β , é dada pela equação $2H = 1 + \beta = 2 - \gamma$ (RANGARAJAN; DING, 2000). Nota-se uma diferença entre os três expoentes de escala, enquanto β e γ estão relacionados à auto-similaridade da série inicial y_i , H está associado a auto-similaridade das séries integradas $Y_v(j)$ em cada intervalo.

A interpretação do expoente H é a seguinte (FEDER, 1988):

- i. Para ruído branco (séries não correlacionadas $H = 0,5$) a função de autocorrelação diminui exponencialmente.
- ii. O valor $0,5 < H < 1$ indica que a série original apresenta autocorrelações de longo alcance persistentes. Os valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos), a função de correlação segue uma lei de potências $C(s) \propto s^{-\gamma}$ e a relação entre H e γ é $\gamma = 2 - 2H$;
- iii. Um parâmetro de auto-similaridade no intervalo $0 < H < 0,5$ indica que a série é anti-persistentes, ou seja, os valores grandes têm maior probabilidade de serem seguidos pelos valores pequenos e os valores pequenos tem maior probabilidade de serem seguidos pelos grandes;
- iv. O valor $H = 1$ representa um ruído do tipo $1/f$, o espectro de potência também segue uma lei de potência $S(f) \propto 1/f^{-\beta}$ com a seguinte relação $\beta = 1 - \gamma = 2H - 1$;
- v. Para um parâmetro $H > 1$ as correlações existem, contudo não apresentam lei de potência. O caso especial $H = 1,5$ indica um ruído marrom (browniano) que é a integração do ruído branco.

O expoente de Hurst também pode ser visto como um indicador da rugosidade ou suavidade da série temporal original, quanto maior o seu valor, mais suave será a série. Neste contexto, o ruído $1/f$ pode ser interpretado como uma mudança entre um processo não correlacionado, muito áspero (ruído branco), e um processo muito suave (ruído Browniano).

2.3.4. Função de Flutuação

Uma série temporal y_i com $i = 1, \dots, n$ e média zero é integrada, formando uma nova série $Y(j) = \sum_{i=1}^j y_i$, $j = 1, \dots, n$. A série $Y(j)$ é dividida em segmentos não sobrepostos de tamanho s , produzindo $n_s = \text{int}(n/s)$ segmentos começando do início da série e $n_s = \text{int}(n/s)$ começando do final da série. Fazendo esta divisão a

partir do início e a partir do fim, garante-se que nenhum valor da variável $Y(j)$ será perdido.

A função de flutuação é obtida pela equação:

$$F_{FA}^2(v, s) = [Y(vs) - Y((v + 1)s)]^2 \quad (3.5)$$

para $v = 0, \dots, n_s - 1$ e para $v = n_s, \dots, 2n_s - 1$ pela equação:

$$F_{FA}^2(v, s) = [Y(n - (v - n_s)s) - Y(n - (v + 1 - n_s)s)]^2. \quad (3.6)$$

A média de $F_{FA}^2(v, s)$ para todos os segmentos é obtida pela expressão:

$$F_{FA}^2(s) = \left[\frac{1}{2n_s} \sum_{v=0}^{2n_s-1} F_{FA}^2(v, s) \right]^2 \quad (3.7)$$

a função de flutuação em (3.1) aumenta com s segundo uma lei de potência $F^2(s) \propto s^\alpha$, com $\alpha = H$. O expoente de escala α é idêntico ao expoente de Hurst, H , para séries monofractais, e está relacionado com γ e β pela equação $2\alpha = 1 + \beta = 2 - \gamma$. O expoente α tem variação no intervalo $(0, 1)$ e possui imprecisão nos extremos desse intervalo. Esta análise deve ser limitada a $s < \frac{n}{10}$ (KANTELHARDT, 2009).

3. METODOLOGIA E DADOS

3.1. Correlações de Longo Alcance em Séries Temporais Não Estacionárias

3.1.1. Análise de Flutuações sem Tendências (Detrended Fluctuation Analysis – DFA)

O método análise de flutuações sem tendências (Detrended Fluctuation Analysis - *DFA*) é utilizado para quantificar correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias. Inicialmente, foi introduzido para estudar sequências gênicas de DNA (PENG et al., 1994) e vem sendo largamente aplicado em diversas áreas, tais como: econômica (COSTA; VASCONCELOS, 2003); climatológica (KAVASSERI; NAGARAJAN, 2004) e fisiológica (IVANOV et al., 2009). O método baseia-se na análise de flutuações dos dados após retirar a tendência da série temporal integrada.

A soma de eventos aleatórios consecutivos pode gerar padrões de auto-similaridade e persistência de longo alcance (TAQQU, 1987). O procedimento para obter a série integrada $Y(k)$ de uma série temporal y_i com média \bar{y} e $i = 1, \dots, n$, é apresentada a seguir:

$$Y(k) = \sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y}) \quad (3.8)$$

em que $k = 1, \dots, n$. Em seguida, a série integrada $Y(k)$ é dividida em intervalos não sobrepostos de tamanhos s , e em cada intervalo é retirada a tendência local através do ajuste de uma regressão polinomial. A Figura 5 apresenta a divisão de uma série integrada $Y(k)$ em $k = 10$ intervalos de mesmo tamanho $s = 100$, $n = 1000$ e um ajuste linear em cada intervalo. A classificação do método *DFA* é dada pelo grau do polinômio ajustado, para um polinômio de primeiro grau, chama-se o processo de *DFA* - 1; ajustando-se um polinômio de segundo grau (quadrática), chama-se o

processo de *DFA* - 2; para um ajuste polinomial de grau m , chama-se de *DFA* - m . O ajuste da tendência através de um polinômio no intervalo s , é denotado por $Y_s(k)$.

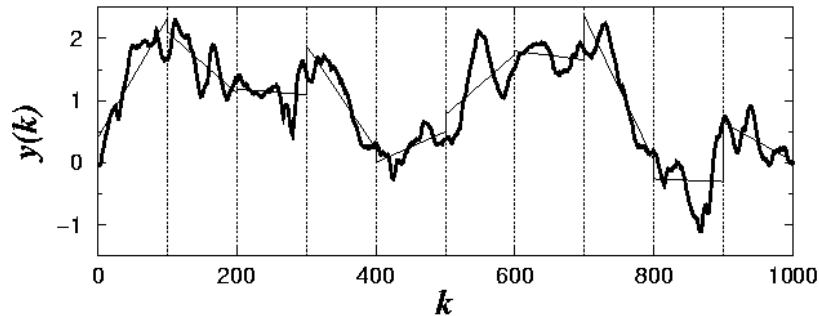


Figura 5: Divisão de uma série integrada $Y(k)$ em k intervalos de mesmo tamanho s com ajuste linear em cada intervalo³.

Para quantificar as flutuações no intervalo de tamanho de s , calcula-se a função de flutuação a seguir:

$$F_{DFA}(s) = \left[\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (Y(k) - Y_s(k))^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.9)$$

O procedimento é repetido através de um processo iterativo para determinar a relação da função de flutuação $F_{DFA}(s)$ e o tamanho do intervalo s . Para processos fractais, auto-similares, $F_{DFA}(s)$ aumenta com s através de uma lei de potência,

$$F_{DFA}(s) \sim s^\alpha \quad (4.0)$$

O expoente de auto-similaridade α pode ser calculado pelo coeficiente da regressão linear do $\log F_{DFA}(s)$ versus $\log(s)$. O parâmetro de auto-similaridade α da série integrada é relacionado com a função de correlação da série original da seguinte forma:

- i. O expoente $\alpha = 0,5$ representa uma caminhada aleatória da série (séries não correlacionadas, ruído branco);

³ Disponível em: <<http://reylab.bidmc.harvard.edu/tutorial/DFA/img30.gif/>>. Acesso em: 2 de Maio de 2012.

- ii. O valor $0,5 < \alpha < 1$ indica que a série original apresenta autocorrelações de longo alcance persistentes;
- iii. O valor $\alpha = 1$ representa um ruído do tipo $1/f$, o espectro de potência também segue uma lei de potência $S(f) \propto 1/f^\beta$;
- iv. Para parâmetro de auto-similaridade no intervalo $0 < \alpha < 0,5$ as correlações são anti-persistentes;
- v. Para um parâmetro $\alpha > 1$ as correlações existem, contudo não apresentam lei de potência;
- vi. O caso especial $\alpha = 1,5$ indica um ruído marrom (browniano) que é a integração do ruído branco.

Uma proposta para a escolha do grau do polinômio de ajuste do método *DFA* é apresentada em Bartos; Jánosi (2006). Esta proposta consiste em calcular o expoente α para polinômios de ajustes de grau um, dois, três, quatro, etc., e em seguida, obter as diferenças entre os expoentes de escala, exemplo: $DFA_2 - DFA_1$, $DFA_3 - DFA_2$, $DFA_4 - DFA_3$, $DFA_5 - DFA_4$, $DFA_6 - DFA_5$, etc. Quanto essas diferenças se estabilizam, obtém-se o grau do polinômio de ajuste, bem como a classificação do método *DFA*. A Figura 6 apresenta a diferença $\Delta\alpha$ dos pares (DFA_2, DFA_1) , (DFA_3, DFA_2) , (DFA_4, DFA_3) , (DFA_5, DFA_4) e (DFA_6, DFA_5) com seus respectivos correspondentes $D = 1, \dots, 5$.

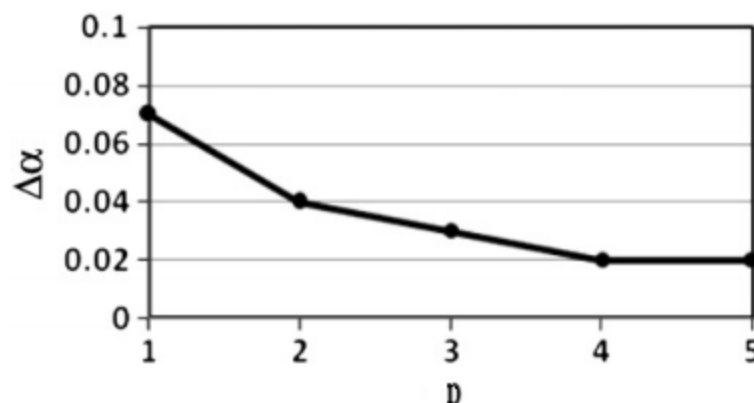


Figura 6: Diferenças sucessivas entre os expoentes de escala α (KOÇAK, 2009).

3.1.2. Análise de Correlações Cruzadas sem Tendências (Detrended Cross-Correlation Analysis – DCCA)

O método é uma generalização do e se propõe a estimar o expoente que caracteriza a correlação de longo alcance entre duas séries temporais, não estacionárias, com o mesmo número de observações n (PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E, 2008). Uma generalização do *DCCA* para análise multi-fractal de correlações cruzadas de longo alcance também foi proposta Zhou (2008). Além disso, é possível identificar através do *DCCA* componentes sazonais (ZEBENDE; MACHADO FILHO, 2009).

Sejam y_i e y'_i séries temporais não estacionárias de mesmo tamanho n , com $i = 1, \dots, n$. Análogo ao método *DFA*, calcula-se as séries integradas:

$$R_k \equiv \sum_{i=1}^k y_i \quad e \quad R'_k \equiv \sum_{i=1}^k y'_i \quad (4.1)$$

com $k = 1, \dots, n$.

Dividem-se as séries em $n - m$ intervalos sobrepostos, contendo $m + 1$ valores. Para ambas as séries iniciada em i e terminados em $i + m$, calcula-se a "tendência local" $\tilde{R}_{k,i}$ e $\tilde{R}'_{k,i}$ ($i \leq k \leq i + m$) por um ajuste de mínimos quadrados. O ajuste será uma função polinomial de qualquer grau, isto é, uma função retilínea, quadrática, cúbica e etc. A diferença entre a série integrada e a tendência local no intervalo ($i \leq k \leq i + m$) é denominada de "passeio sem tendência". A covariância dos resíduos em cada intervalo e calculada pela expressão:

$$f_{DCCA}^2(m, i) \equiv \frac{1}{(m - 1)} \sum_{k=i}^{i+m} (R_k - \tilde{R}_{k,i})(R'_k - \tilde{R}'_{k,i}) \quad (4.2)$$

e calcula-se a covariância sem tendência adicionando os $n - m$ intervalos sobrepostos de tamanho m segundo a formula:

$$F_{DCCA}^2(m) \equiv \frac{1}{(n - m)} \sum_{i=1}^{n-m} f_{DCCA}^2(m, i). \quad (4.3)$$

Quando y_i e y'_i forem séries temporais equivalentes, teremos $R_k = R'_k$ e a covariância sem tendência em (4.3) se reduz a variância sem tendência $F_{DFA}^2(m)$ obtida pelo método *DFA*.

Repete-se esse cálculo para diversos tamanhos de intervalo m (processo iterativo) para estudar a relação entre as flutuações $F_{DCCA}^2(m)$ e o tamanho de m . No caso de haver correlações cruzadas de longo alcance, $F_{DCCA}(m)$ aumentará com m segundo uma lei de potências,

$$F_{DCCA}(m) \sim m^\lambda \quad (4.4)$$

De modo similar ao expoente α do método *DFA*, obtém-se o expoente de auto-similaridade λ através do coeficiente angular da reta $\log F_{DCCA}(m)$ versus $\log(m)$. A interpretação do valor do expoente de correlação cruzada ($0,5 < \lambda < 1$) é equivalente ao do expoente α do método *DFA*, ou seja, os valores de cada série possuem a memória de longo alcance de seus valores anteriores e também a memória dos valores anteriores da outra série (PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E, 2008).

3.2. Dados

Nas últimas décadas, grandes volumes de dados climáticos têm sido coletados e armazenados por diversas instituições. O Instituto Nacional de Meteorologia – INMET desde 1961 incorpora, em seu acervo, informações coletadas diariamente da Rede de Estações Meteorológicas Automáticas. Essas informações (temperatura, umidade, pressão atmosférica, precipitação, direção e velocidade do vento, radiação solar) são coletadas de minuto em minuto e a cada hora, são integralizadas e disponibilizadas para serem transmitidas, via satélite ou telefonia celular, a sede do INMET, em Brasília. São utilizados anemômetros para medir a velocidade do vento, que podem ser analógicos ou digitais. O conjunto dos dados é validado através de um controle de qualidade e armazenado em um banco de dados.

Foram utilizados neste trabalho dados horários de velocidade e rajada do vento em metros por segundo (m/s), obtidos da base de dados do INMET, disponibilizados gratuitamente no site (http://www.inmet.gov.br/sonabra/maps/pg_automaticas.php). Estas séries temporais foram coletadas no período de 2008 a 2011, bem como as latitudes, longitudes, altitudes e maritimidade de 126 estações meteorológicas do Nordeste – NE. Na Tabela 1, são apresentadas as informações geográfica e quantitativa das estações meteorológicas de Pernambuco.

Tabela 1: Informações geográfica e quantitativa das estações meteorológicas de Pernambuco.

<i>Estações</i>	<i>Latitude(°)</i>	<i>Longitude(°)</i>	<i>Altitude(m)</i>	<i>Amostra</i>
A. Verde	-8,43	-37,08	680,70	26438
Cabrobó	-7,99	-35,42	342,00	27370
Caruaru	-8,24	-35,99	550,00	28729
Floresta	-8,61	-38,59	290,00	20194
Garanhuns	-8,91	-36,50	822,00	29423
Ibimirim	-8,51	-37,71	488,00	22512
Ouricuri	-7,88	-40,10	464,00	6509
Palmares	-8,67	-35,57	180,00	22719
Petrolina	-9,38	-40,80	370,46	23624
Recife	-8,05	-34,95	10,00	19292
S. Talhada	-7,95	-38,29	461,00	20715
Surubim	-7,84	-35,79	418,00	27765

Para aplicar o método DFA, utilizou-se um programa disponível na página da PhysioNet (<http://www.physionet.org/>), um fórum on-line que reúne uma grande coleção de registros de sinais biomédicos e softwares para análise.

O presente estudo faz uso das medidas de anomalia das séries de velocidade e rajada do vento, nos métodos *DFA* e *DCCA*, para eliminar o efeito da variação sazonal nos dados. Uma nova série temporal de anomalia é obtida subtraindo de cada valor observado, em determinada hora, a média dos dados dessa hora e dividindo o resultado pelo desvio padrão da respectiva hora. É apresentada a seguir a expressão para o cálculo da anomalia: $Y_{hi} = \frac{X_{hi} - \bar{X}_h}{s_h}$, com $i = 1, \dots, n$ e $h = 0, \dots, 23$ (KANTEHARDT et al., 2006), onde X_{hi} é o valor da i -ésima variável obtida na h -ésima hora, \bar{X}_h e s_h são a média e o desvio padrão na h -ésima hora, respectivamente.

Uma superfície geográfica representativa da distribuição do expoente de escala α , região Nordeste, foi construída utilizando a técnica Kernel Smoothing (BOWMAN, A. W.; AZZALINI, A., 1997; HÄRDLE, W., 1991) em linguagem de programação C. Utilizou-se o programa gratuito R (R Development Core Team, <http://www.R-project.org>) para calcular as estatísticas descritivas, teste de Dickey-Fuller, gráficos das séries e função de autocorrelação.

Para explicar a origem das correlações temporais, serão aplicados os métodos com as séries aleatorizadas. O procedimento de aleatorização é o seguinte (MATIA et al., 2003):

- i. Gera-se um par (m, k) de números aleatórios inteiros, onde $m, k \leq n$, e n é o tamanho da série $x_1, x_1, \dots, x_m, \dots, x_k, \dots, x_n$.
- ii. Trocam-se os dados x_m e x_k , gerando uma nova série $x_1, x_1, \dots, x_k, \dots, x_m, \dots, x_n$.
- iii. Repete-se os dois passos anteriores pelo menos $20n$ vezes.

Esse procedimento anula as correlações temporais das séries ($\alpha \cong 0,5$) preservando a distribuição dos valores. Isto significa que as correlações de longo alcance presentes nas séries têm origem na organização temporal dos dados e não em sua distribuição.

4. RESULTADOS

Os resultados das medidas descritivas das estações dos Estados do Nordeste são apresentados na Tabela 2. Nota-se que as estações da Paraíba e Pernambuco apresentam, em média, as maiores elevações em relação ao nível do mar. De acordo com Silva, G. R. (2003), os ventos atingem os seus valores máximos nas altitudes entre 500 e 1000 m, onde aumentam em intensidade e diminuem em variabilidade. Em contra partida Alagoas, Rio G. do Norte e Sergipe destacam-se por terem suas estações mais próximas do mar, em média. Este fator, maritimidade, contribui para um incremento na intensidade e variação da direção dos ventos alísios (SILVA, G. R., 2003). Encontra-se no Estado da Bahia, aproximadamente, um terço de todas as estações meteorológicas instaladas no Nordeste. Neste Trabalho, utilizou-se uma amostra total de 2.841.111 dados de cada série de velocidade e rajada do vento.

Tabela 2: Estatísticas descritivas das informações geográficas dos Estados do Nordeste.

<i>Estados</i>	<i>Altitude Média (m)</i>	<i>Maritimidade Média (km)</i>	<i>Total de Estações</i>	<i>Amostra Total</i>
Alagoas	115,42	72,53	06 (04,76%)	139.325
Bahia	362,31	287,02	41 (32,54%)	908.824
Ceará	252,19	202,02	14 (11,11%)	314.378
Maranhão	152,67	385,64	15 (11,90%)	332.559
Paraíba	607,33	154,31	08 (06,35%)	191.308
Pernambuco	423,01	248,28	12 (09,52%)	275.290
Piauí	239,33	488,68	19 (15,08%)	419.246
Rio G. do Norte	97,00	67,24	07 (05,56%)	162.046
Sergipe	222,00	88,09	04 (03,17%)	98.135

Para observar a variabilidade da velocidade e rajada do vento da região Nordeste foi construída uma representação contínua apresentada nas Figuras 7 e 8. Podem-se notar as menores velocidades e rajadas médias na região conhecida como planalto Maranhão-Piauí (em azul) que abrange quase toda a área desses Estados, com exceção da faixa litorânea. Este comportamento foi observado em um estudo sobre variabilidade temporal das componentes do vento, em que se

constatou uma desintensificação nas faixas litorâneas do Maranhão e Piauí, além de evidências de ventos muito fracos no restante desses Estados (CORREIA, A. A.; SILVA ARAGÃO, M. R.; BRAGA, C. C., 2000).

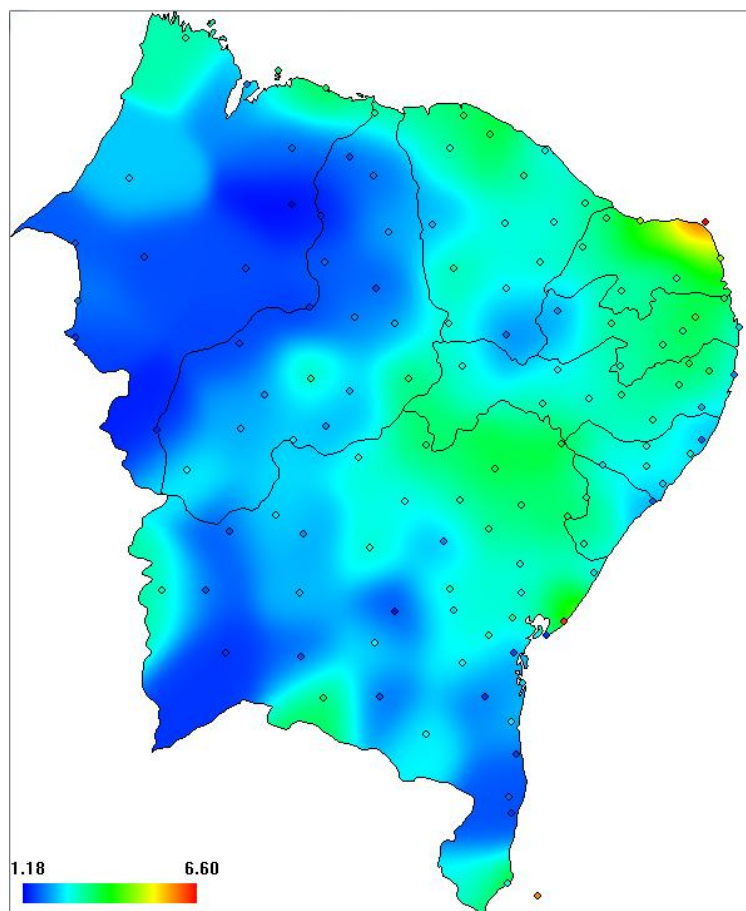


Figura 7: Distribuição contínua da velocidade média do vento.

O Nordeste do Brasil é fortemente influenciado pelos ventos alísios, que oscilam de intensidade e direção entre o oceano e o continente. Na Figura 9 são apresentadas as direções predominantes anuais do vento. A região central do Maranhão e Piauí, onde estão instaladas as estações meteorológicas, apresenta uma grande variabilidade na direção do vento. Segundo Silva et al. (2002) foram observados no Maranhão e Piauí uma grande variabilidade na direção predominante do vento, e foram registradas as seguintes direções: Noroeste, Norte, Nordeste, Leste, Sudeste e Sul. Em todas as estações foram registradas pelo menos duas direções predominante do vento.

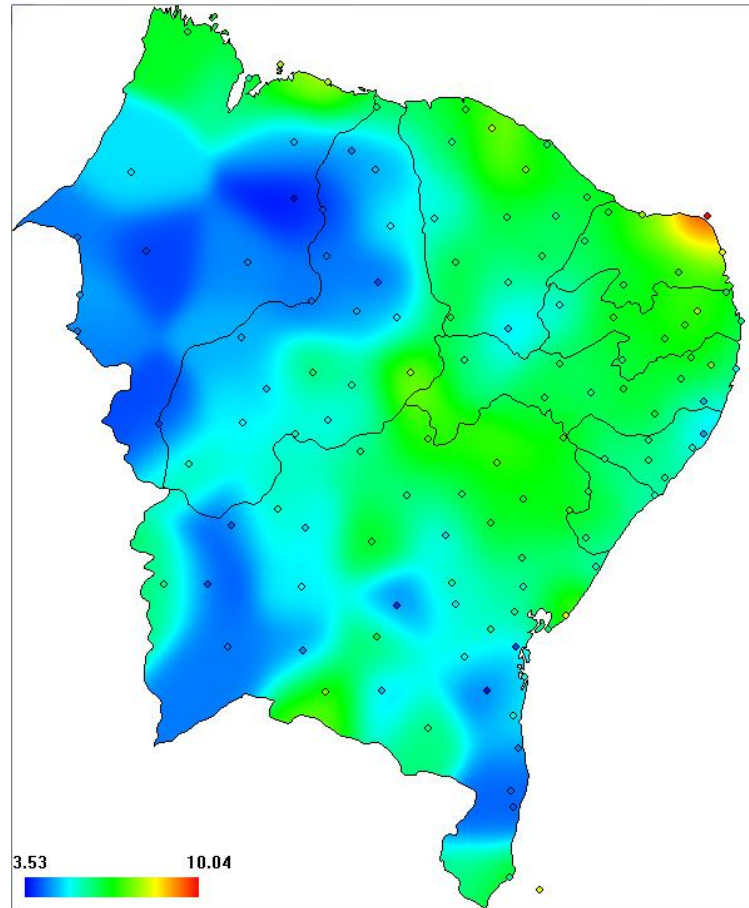


Figura 8: Distribuição contínua da rajada média do vento.

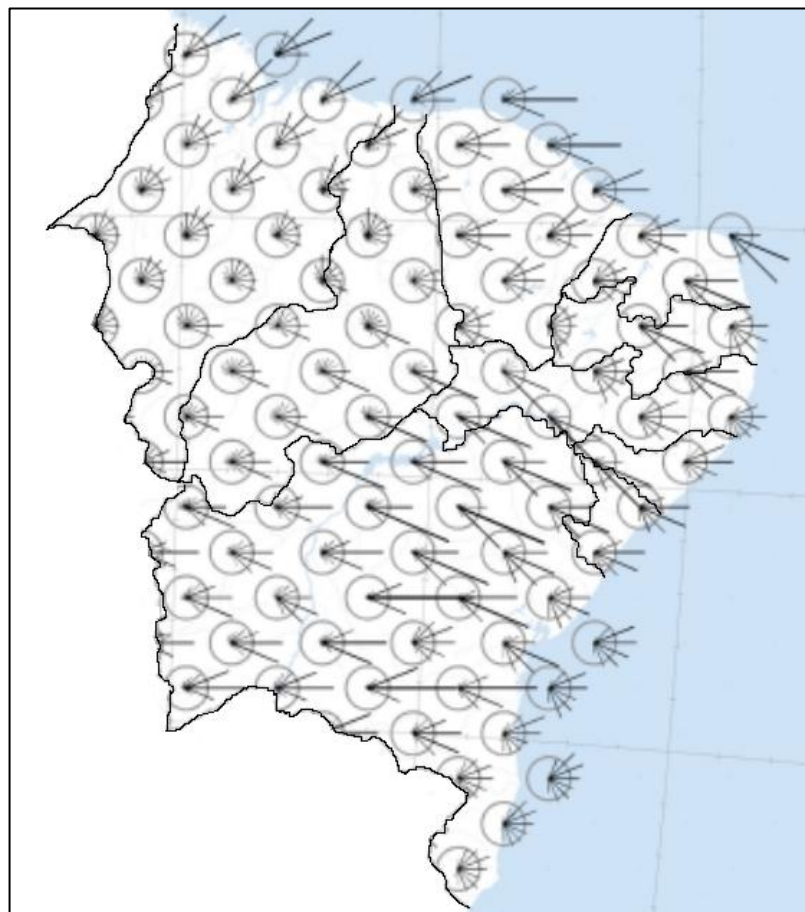


Figura 9: Direções predominantes anuais (Atlas do Potencial Eólico Brasileiro, 2001).

Uma análise exploratória das séries de velocidade e rajada do vento das 12 estações meteorológicas de Pernambuco está apresentada na Tabela 3. Nota-se que os desvios relativos à média (**Coef. Variação**) encontram-se entre 40% e 71% das séries de velocidade e de 32% a 63% das séries de rajada do vento, denotando assim, uma variabilidade alta das séries em relação as suas respectivas médias.

Tabela 3: Estatísticas descritivas das séries horárias de velocidade e rajada do vento em Pernambuco.

Estações	Mínimo		Máximo		Média		D. Padrão		Coef. Variação	
	Vel.	Raj.	Vel.	Raj.	Vel.	Raj.	Vel.	Raj.	Vel.	Raj.
A. Verde	0,00	0,80	11,00	22,80	3,15	6,74	1,41	2,31	0,45	0,34
Cabrobó	0,00	0,00	12,10	23,60	3,32	6,83	1,99	3,12	0,60	0,46
Caruaru	0,00	0,00	9,40	16,60	3,00	6,19	1,67	2,78	0,56	0,45
Floresta	0,10	0,70	10,30	50,60	2,93	6,32	1,40	2,74	0,48	0,43
Garanhuns	0,00	0,00	9,90	16,80	2,97	6,59	1,39	2,08	0,47	0,32
Ibimirim	0,10	0,90	16,10	46,60	2,59	5,99	1,28	2,64	0,49	0,44
Ouricuri	0,20	0,80	8,80	20,70	2,76	5,88	1,48	2,70	0,54	0,46
Palmares	0,10	0,30	8,50	59,00	2,17	4,71	1,54	2,99	0,71	0,63
Petrolina	0,00	0,00	9,80	92,60	3,31	7,05	1,32	2,47	0,40	0,35
Recife	0,00	0,00	8,50	31,90	1,86	4,93	1,23	2,58	0,66	0,52
S. Talhada	0,20	0,70	9,00	42,50	2,48	6,38	1,26	2,73	0,51	0,43
Surubim	0,00	0,00	11,10	17,60	3,45	6,42	1,94	3,12	0,56	0,49

Em se tratando de séries temporais, o primeiro passo é fazer uma representação gráfica da série, pois através do gráfico pode-se analisar e identificar as características relevantes para o estudo da série em questão. Com exemplo, serão apresentados os gráficos das séries de velocidade e rajada do vento das estações de Recife (litoral) e Serra Talhada (sertão), bem como os gráficos da função de correlação e função de flutuação dos métodos *DFA* e *DCCA*.

As séries temporais de Recife e Serra Talhada apresentam indícios de não estacionariedade, tendência e sazonalidade ao longo do tempo, conforme as Figuras 10 e 11.

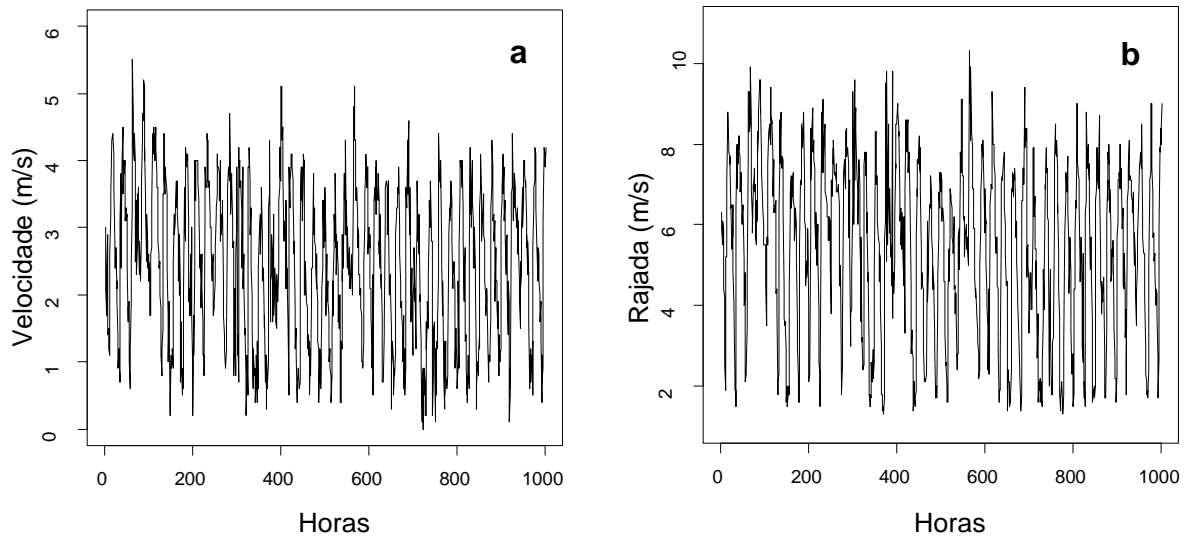


Figura 10: a) Série temporal da velocidade do vento, b) Série temporal da rajada do vento de Recife.

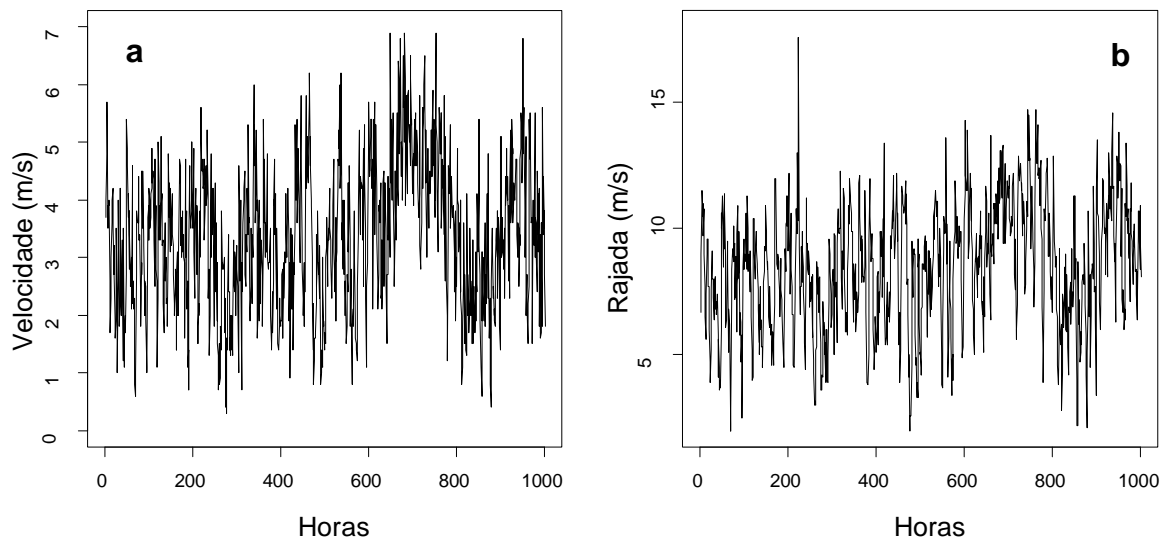


Figura 11: a) Série temporal da velocidade do vento, b) Série temporal da rajada do vento de Serra Talhada.

Para uma melhor visualização de um processo não estacionário das séries de Recife e Serra Talhada, são apresentados os gráficos da função de autocorrelação (*AFC*) nas Figuras 12 e 13. Nota-se que a função não decai rapidamente para zero, o que reforça ainda mais a não estacionariedade das séries (BOX; JENKINS, 1994). O teste de Dickey-Fuller (DICKEY; FULLER, 1979) confirma há não estacionariedade das séries ao nível de significância de 0,05. Este resultado foi observado nas 124 estações restantes.

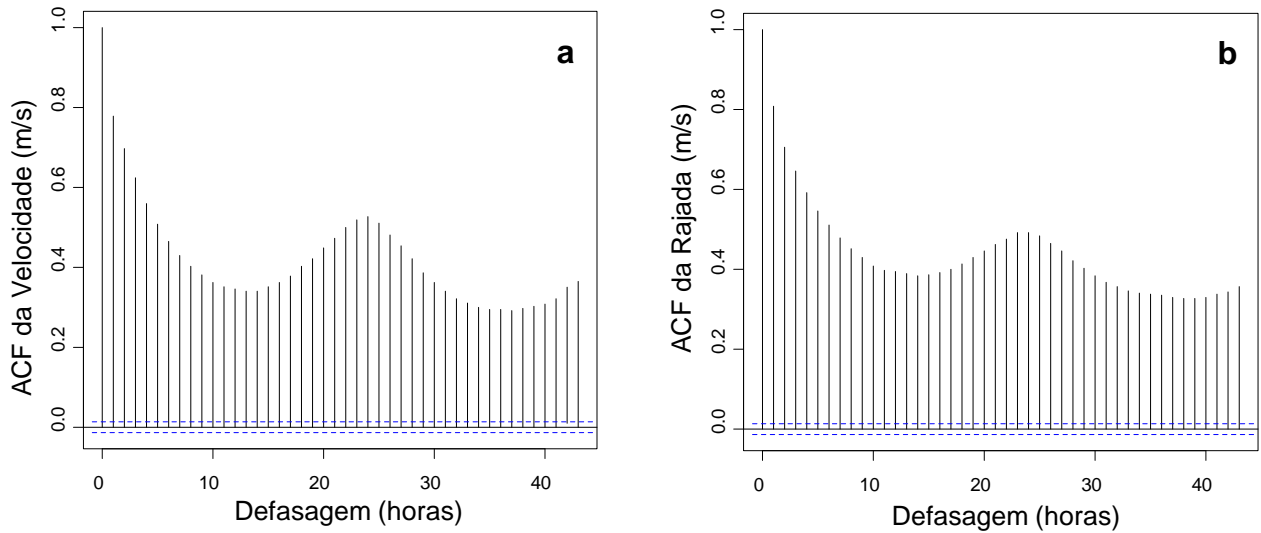


Figura 12: a) Função de autocorrelação da velocidade do vento, b) Função de autocorrelação da rajada do vento de Recife.

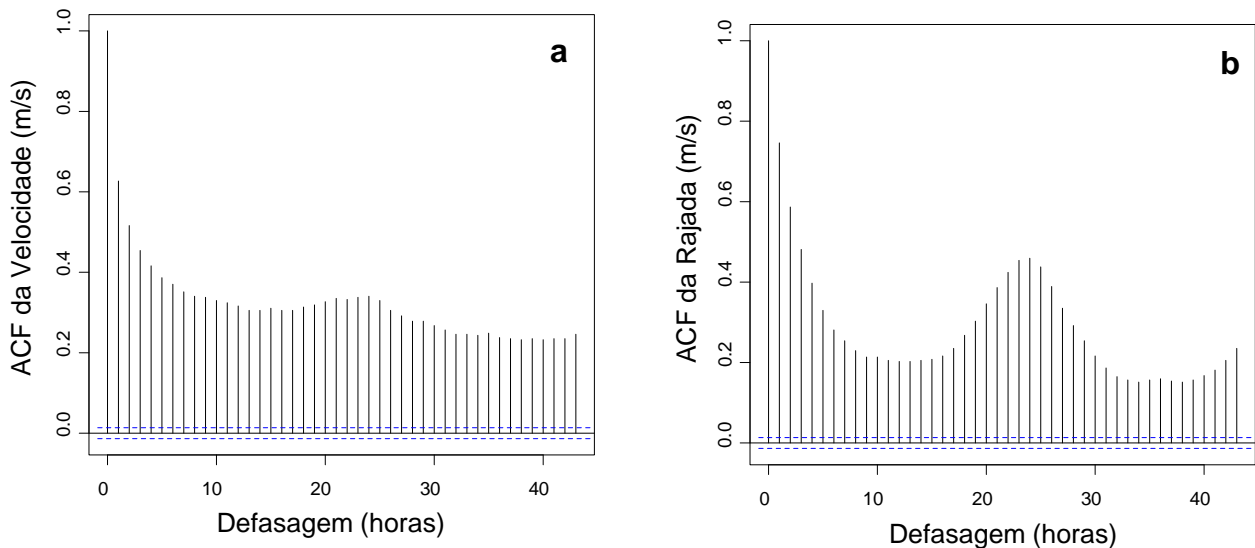


Figura 13: a) Função de autocorrelação da velocidade do vento, b) Função de autocorrelação da rajada do vento de Serra Talhada.

Escolheu-se o grau do polinômio de ajuste do método *DFA* segundo a proposta em Bartos; János (2006). Foram calculados os expoentes de escala para os polinômios de grau 1, grau 2, ..., grau 6, e após as diferenças entre os expoentes α , se observou uma estabilização no polinômio de segundo grau. Desta forma, ajustou-se o modelo *DFA-2* as 126 séries de anomalia de velocidade e rajada do vento da região Nordeste.

As Figuras 14 e 15 apresentam os gráficos da função de flutuação *DFA* e *DCCA* aplicados nas séries de velocidade e rajada. Verifica-se que as séries apresentam correlações de longo alcance persistentes ($0,5 < \lambda < 1$), isto significa que, rajadas mais fortes tem mais chance de serem seguidas tanto pelas rajadas mais fortes anteriores, como pelas velocidades mais altas anteriores. As correlações de longo alcance presentes nas séries têm origem na organização temporal ($\alpha_A \cong 0,5$) e não em sua distribuição.

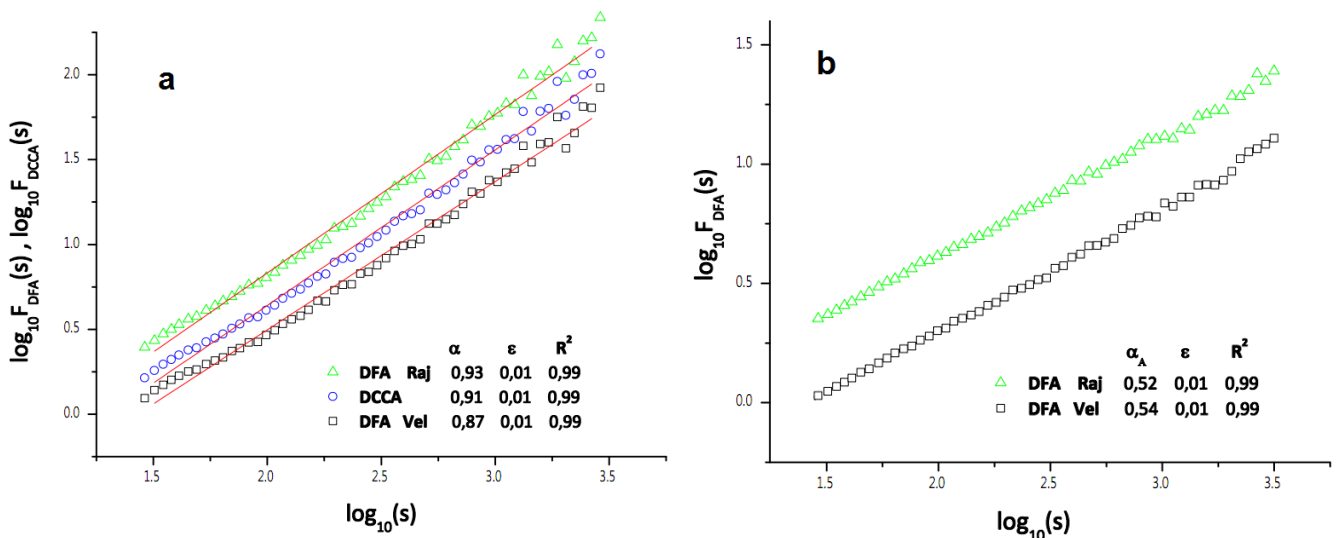


Figura 14: a) Função de flutuação *DFA* e *DCCA* da velocidade e rajada do vento, b) Função de flutuação *DFA* das séries aleatorizadas de velocidade e rajada do vento de Recife.

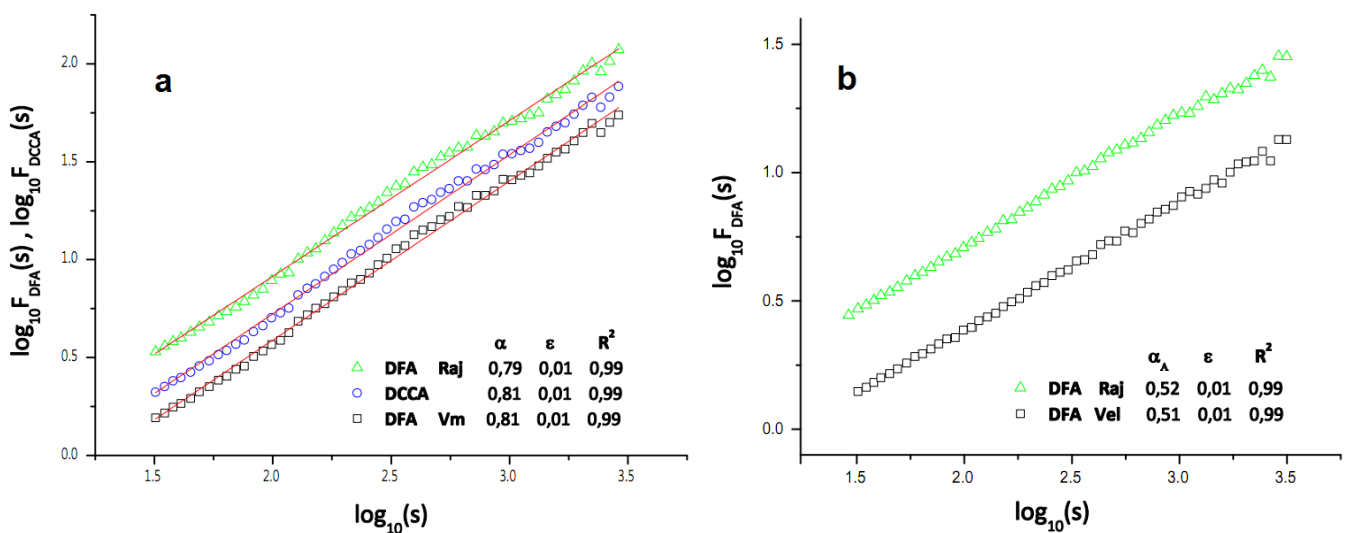


Figura 15: a) Função de flutuação *DFA* e *DCCA* da velocidade e rajada do vento, b) Função de flutuação *DFA* das séries aleatorizadas de velocidade e rajada do vento de Serra Talhada.

Na Tabela 4 são apresentados os expoentes α , α_A (aleatorizado) e λ das séries de velocidade e rajada do vento de Pernambuco. Nota-se que todos os α 's estão entre 0,5 e 1, isto indica que as séries de velocidade e rajada do vento apresentam autocorrelações de longo alcance persistentes, ou seja, os valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos). Também se observa que os valores de cada série possuem memória de longo alcance dos seus valores anteriores e dos valores anteriores da outra série. Isto ocorre devido ao expoente de correlação cruzada estar entre 0,5 e 1.

Tabela 4: Expoente de correlação (α, α_A) e correlação cruzada (λ) das séries de velocidade e rajada do vento de Pernambuco.

<i>Estações</i>	<i>Velocidade</i>		<i>Rajada</i>		<i>DCCA</i>
	α	α_A	α	α_A	λ
A. Verde	0,77	0,51	0,79	0,51	0,79
Cabrobó	0,83	0,52	0,82	0,52	0,84
Caruaru	0,81	0,51	0,82	0,51	0,82
Floresta	0,78	0,51	0,77	0,51	0,79
Garanhuns	0,85	0,51	0,84	0,51	0,85
Ibimirim	0,71	0,53	0,69	0,52	0,70
Ouricuri	0,85	0,52	0,85	0,54	0,87
Palmares	0,65	0,51	0,68	0,50	0,67
Petrolina	0,89	0,51	0,87	0,50	0,89
Recife	0,87	0,54	0,93	0,52	0,91
S. Talhada	0,81	0,51	0,79	0,52	0,81
Surubim	0,60	0,53	0,77	0,52	0,76

A partir de todos os expoentes α e λ do Nordeste, construiu-se os seus respectivos histogramas apresentados nas Figuras 16 e 17. Nestas figuras, observa-se uma concentração entre 0,65 a 0,95 dos expoentes de correlação e correlação cruzada das séries de velocidade e rajada do vento. Isto indica que a maior parte das séries apresentam boas correlações e correlações cruzadas de longo alcance. As extremidades dos histogramas são influenciadas, a esquerda, pelos baixos valores dos expoentes do Maranhão, e a direita, pelo valor alto valor do expoente de Abrolhos.

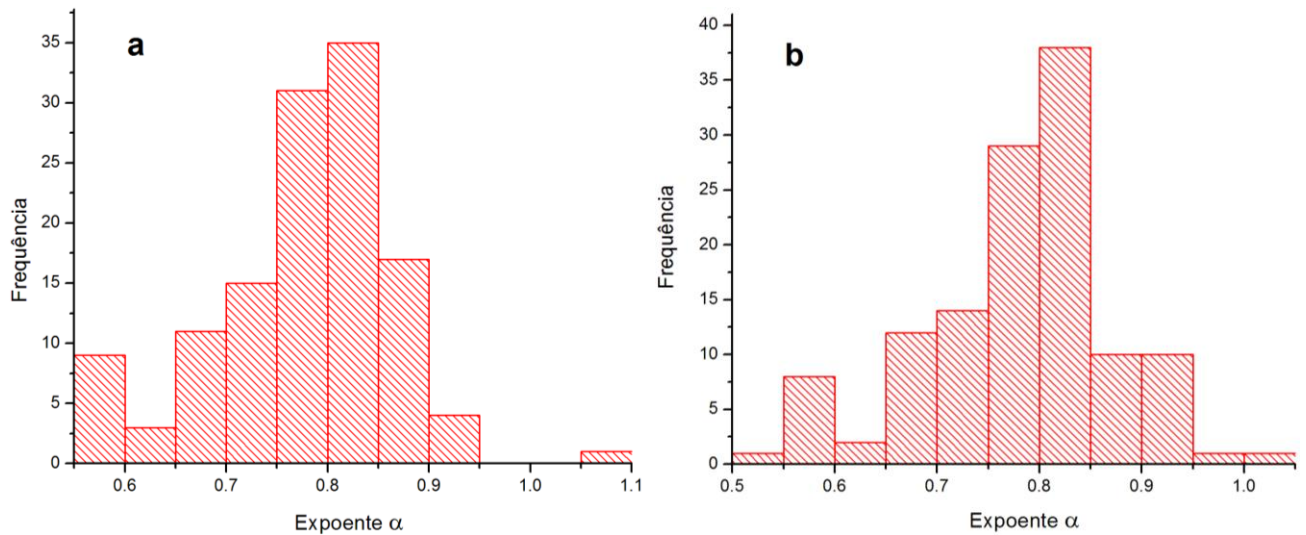


Figura 16: a) Histograma do expoente de correlação da velocidade do vento do NE, b) Histograma do expoente de correlação da rajada do vento do NE.

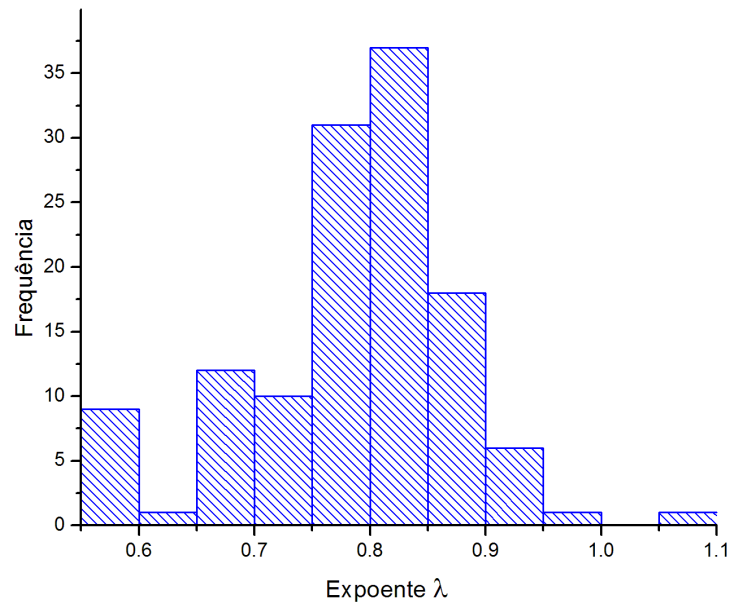


Figura 17: Histograma do expoente de correlação cruzada da velocidade e rajada do vento do NE.

Pode ser visto a partir da Figura 18 que as estações diferem umas das outras quanto à localização geográfica e distância do mar, com exceção da estação de Abrolhos que está localizada no mar a 84 km do continente. São apresentados na Tabela 5 os coeficientes de correlação de Pearson (ρ) dos expoentes de correlação e correlação cruzada com a altitude e maritimidade das estações do Nordeste.

Apesar de todos os valores de ρ apresentarem fraca correlação linear ($-0,29 < \rho < 0,19$), o teste confirmou que estas correlações são estatisticamente significantes ao nível de 0,05. Embora seja fraca a relação entre as variáveis consideradas, as principais características temporais inerentes da velocidade do vento permanecem, praticamente, as mesmas.

Tabela 5: Coeficiente de Correlação de Pearson dos expoentes α e λ com altitude e maritimidade das estações do Nordeste.

	α_{vel}	α_{Raj}	λ_{DCCA}
Altitude (m)	0,19	0,17	0,19
Maritimidade (km)	-0,23	-0,29	-0,26

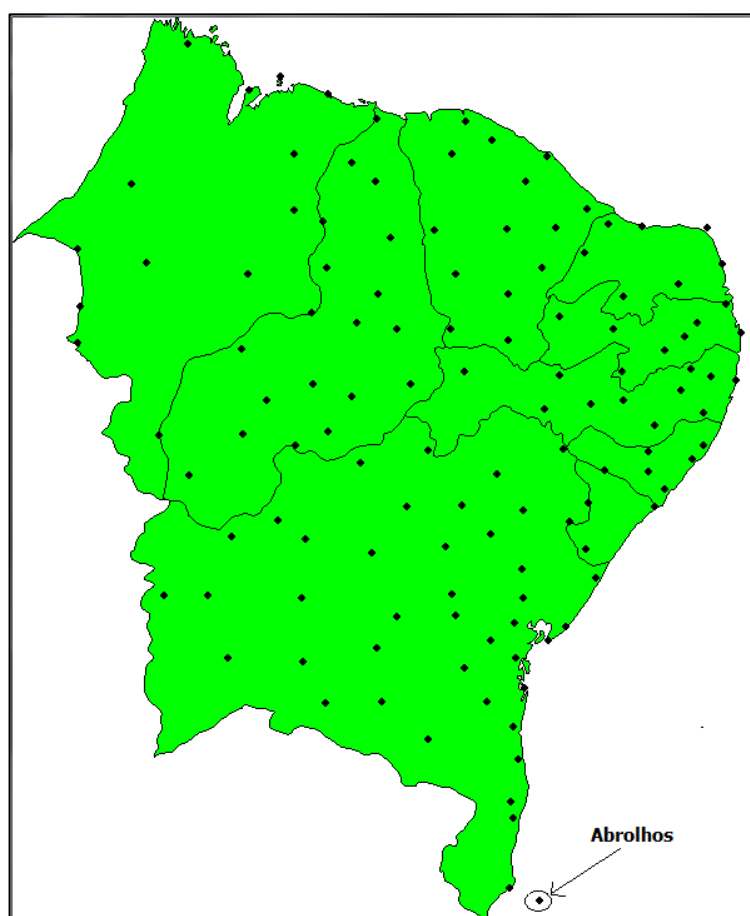


Figura 18: Localização geográfica das estações meteorológicas do Nordeste.

As Figuras de 19 a 23 permitem visualizar de forma contínua o comportamento da distribuição dos expoentes de correlação α e α_A e do expoente

de correlação cruzada λ . Todas as séries de velocidade e rajada do vento apresentaram correlações de longo alcance persistentes ($0,5 < \alpha < 1$), com exceção da série de Abrolhos que apresentou expoentes de escala próximos de 1 ($\alpha_{vel} = 1,08$ e $\alpha_{Raj} = 1,04$), o que caracteriza um ruído rosa, $1/f$, cujo espectro de potência segue uma lei de potência $S(f) \propto 1/f$. Este atípico comportamento da série de Abrolhos pode estar relacionado à influência do fator maritimidade, pois, a estação meteorológica está localizada em um arquipélago a 84 km do continente.

Com ressalva de Abrolhos, segundo explicações anteriores, também foi observada a existência de correlações cruzadas de longo alcance ($0,5 < \lambda < 1$) entre todas as séries de velocidade e rajada do vento, ou seja, as velocidades mais altas têm maiores probabilidades de serem seguidas pelas suas velocidades altas anteriores, e pelas rajadas mais fortes anteriores. Estudos em diferentes regiões da China detectaram correções cruzadas entre as variáveis meteorológicas de velocidade do vento e temperatura utilizando a metodologia *DCCA* (FENG, T.; FU, Z., 2010).

São observadas nas Figuras 20 e 22 que as correlações de longo alcance presentes nos dados de velocidade e rajada do vento têm origem na organização temporal das séries e não em suas distribuições, em virtude do expoente $\alpha_A \cong 0,5$.

Na Figura 19 pode-se observar que o expoente de correlação da velocidade do vento apresenta uma variação de 0,57 a 1,08, e que a maior parte da região, em verde, concentra boas correlações de longo alcance próximas de 0,8. Na maior parte do Maranhão, em azul, as séries apresentam fracas correlações de longo alcance, pois apresentam expoentes de escalas próximos de 0,6. Este comportamento pode ser explicado pela variabilidade da velocidade e direção do vento, conforme se observou nas Figuras 7, 8 e 9. Segundo Silva; Alves; Cavalcanti; Dantas (2002) a causa da variabilidade espacial da velocidade do vento pode estar relacionada a diversos fatores, dentre eles a eventual localização das estações com relação à topografia local, e efeitos micrometeorológicos e de mesoescala, que não são detectáveis a partir de dados em escala sinótica (convecção, efeitos de vale-montanha, etc.).

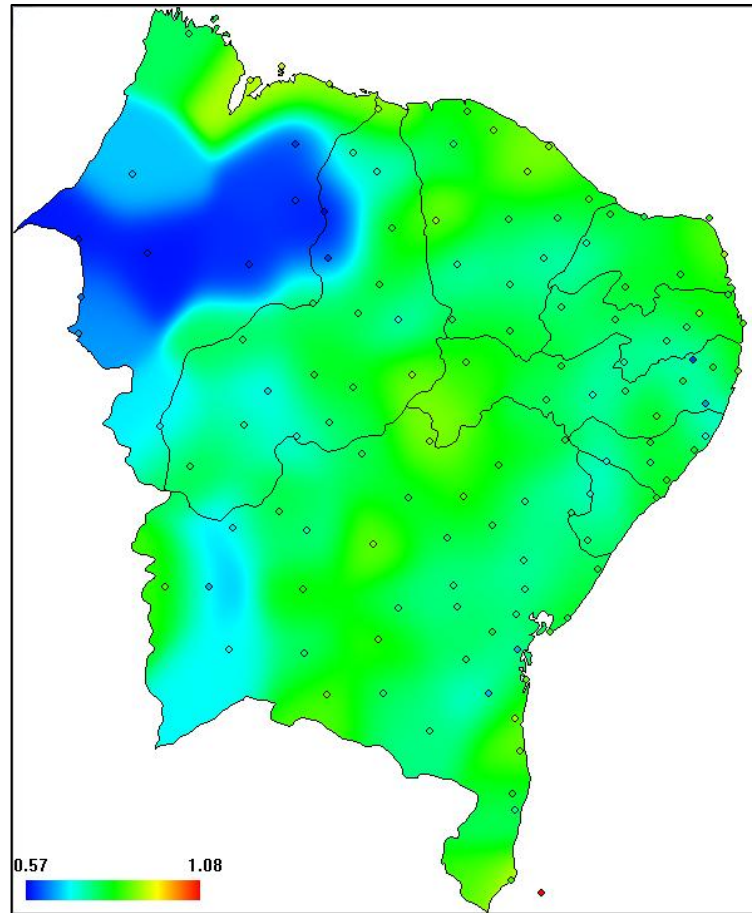


Figura 19: Distribuição contínua do expoente α das séries de velocidade do vento.

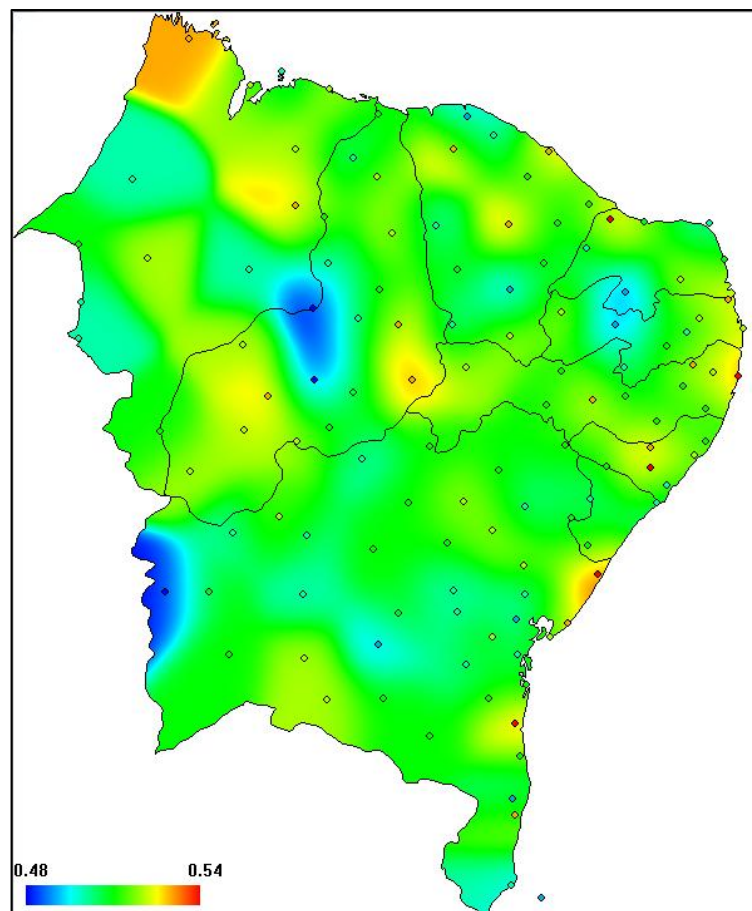


Figura 20: Distribuição contínua do expoente α_A das séries de velocidade do vento.

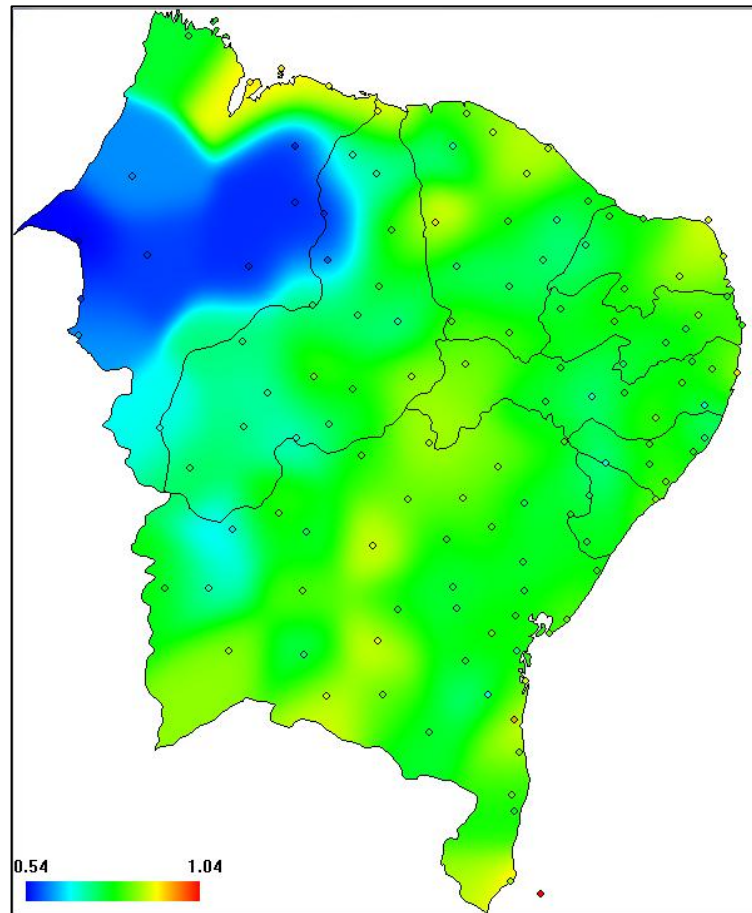


Figura 21: Distribuição contínua do expoente α das séries de rajada do vento.

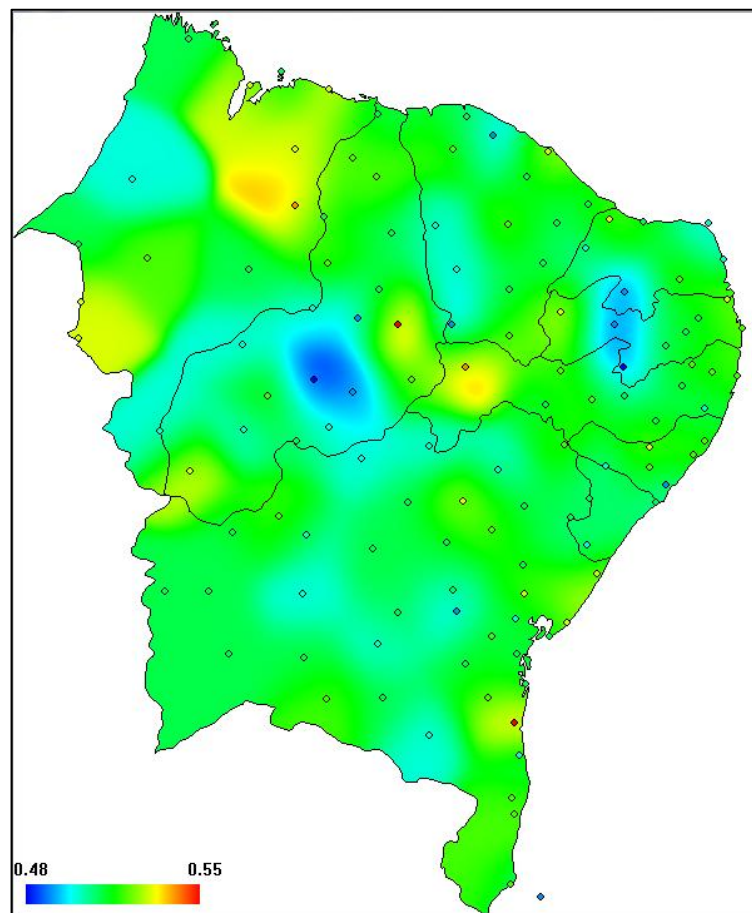


Figura 22: Distribuição contínua do expoente α_A das séries de rajada do vento.

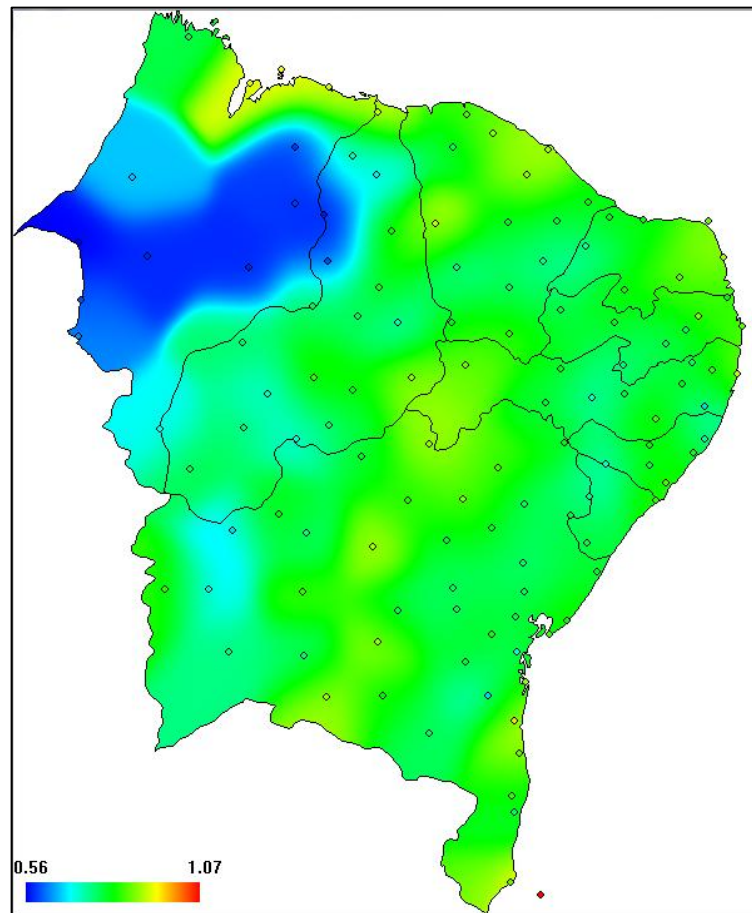


Figura 23: Distribuição contínua do expoente de correlação cruzada λ das séries de velocidade e rajada do vento.

5. CONCLUSÕES

A complexidade da dinâmica do vento requer constante desenvolvimento e avaliação de novos métodos de análise empírica de dados. O método abordado neste estudo foi inicialmente desenvolvido para estudar sequências gênicas de DNA, mas devido a sua grande versatilidade, vem sendo largamente aplicado na área da economia (COSTA; VASCONCELOS, 2003), climatologia (KAVASSERI; NAGARAJAN, 2005) e fisiologia (IVANOV et al., 2009).

Nesse trabalho, aplicaram-se os métodos *DFA* e *DCCA* para analisar e quantificar as correlações temporais de longo alcance nas séries de velocidade e rajada do vento. Praticamente, todas as séries estudadas apresentaram correlações de longo alcance persistentes ($0,5 < \alpha < 1$), segundo representação contínua do expoente α apresentada nas Figuras 19 e 21. Estes resultados foram observados em um estudo sobre correlações de longo alcance em séries de velocidade do vento realizado em quatro estações meteorológicas de Pernambuco (SANTOS, M. O.; STOSIC, T.; STOSIC, B., 2012).

De acordo com as Figuras 19, 21 e 23 a maior parte do Maranhão, em azul, apresentam fracas correlações e correlações cruzadas de longo alcance, pois seus expoentes α e λ estão próximos de 0,6. Este comportamento pode ser explicado em virtude das estações estarem localizadas na região conhecida como Bacia Amazônica Oriental, que vai de Santarém-PA até aproximadamente 100 km da costa do Amapá a Maranhão. Nesta região permanece a depressão equatorial, a qual é dominada por ventos alísios de leste a nordeste, em sua porção norte, e leste a sudeste, em sua porção sul, cujas velocidades médias anuais são inferiores a 3,5m/s devido à proximidade dos fracos gradientes de pressão associados à depressão equatorial e ao elevado atrito de superfície causado pela rugosidade da vegetação densa (AMARANTE, O. A. C.; ZACK, J.; BROWER, M.; SÁ, A. L., 2001).

A única série de velocidade e rajada do vento que apresentou um comportamento diferente das demais foi a de Abrolhos, pois apresentaram expoentes de escalas $\alpha_{vel} = 1,08$ e $\alpha_{Raj} = 1,04$, bem como expoente de correlação cruzada $\lambda = 1,07$, os quais caracterizam um ruído rosa, $1/f$, cujo espectro de potência segue uma lei de potência $S(f) \propto 1/f$. Este comportamento atípico da

série de Abrolhos pode estar relacionado à influência causada pela proximidade do mar (maritimidade), cuja estação meteorológica está localizada em um arquipélago a 84 km do continente.

Foi confirmada a existência de correlação cruzada de longo alcance nas séries de velocidade e rajada do vento ($0,5 < \lambda < 1$), Figura 23. Isto significa que, velocidades mais altas têm mais chance de serem seguidas pelas velocidades mais altas anteriores e pelas rajadas mais fortes anteriores. Estudo recente em diferentes regiões da China detectou correlações cruzadas entre as variáveis meteorológicas de velocidade do vento e temperatura utilizando a metodologia *DCCA* (FENG, T.; FU, Z., 2010).

Recentemente, a análise de correlação cruzada vem sendo aplicada em diversas áreas das ciências como, por exemplo: séries financeiras (ARAÚJO; BEJAN; STOSIC, T., 2008), em sinais biológicos (URSULEAN; LAZAR, 2009), em teste de aleatoriedade de constantes matemáticas (ZEBENDE; MACHADO FILHO, 2009).

Também se verificou que as correlações de longo alcance presentes na velocidade e rajada do vento têm origem na organização temporal das séries e não em sua distribuição, em virtude dos expoentes $\alpha_A \cong 0,5$.

Os resultados da análise de correlação de Pearson comprovaram que as correlações lineares dos expoentes α e λ com altitude e maritimidade são estatisticamente significantes ao nível de 0,05, apesar da fraca correlação linear dos coeficientes ρ . As principais características temporais inerentes da velocidade do vento permanecem praticamente as mesmas, apesar da fraca relação entre as variáveis consideradas. É evidente que os fatores tais como altitude, altura da rugosidade, distância do mar afetam a magnitude da velocidade do vento, em vez de a sua estrutura temporal. Por outro lado, se espera que as características temporais das séries de velocidades do vento sejam influenciadas segundo padrões de circulação local e global (KOÇAK, 2009).

Os resultados dessa análise empírica, em uma escala maior (126 estações) e com uma abordagem diferenciada (representação gráfica), mostraram-se inovadores no estudo da dinâmica do vento na região Nordeste. Além disso, a análise da persistência da velocidade do vento pode contribuir na localização das melhores regiões de potencial eólico para instalação de sítios eólicos. Espera-se também, que os

resultados desta análise possam contribuir no entendimento dos processos gerados pelos fenômenos climáticos, assim como no desenvolvimento e avaliação de novos modelos.

REFERÊNCIAS

ARAÚJO, L. H. D.; BEJAN, L. B.; STOSIC, T. **Aplicação do método Detrended Cross-Correlation Analysis para dados do IBOVESPA**. In: 18º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística-SINAPE, 2008.

ASHKENAZY, Y.; BAKER, D.R.; GILDOR, H.; HAVLIN, S. **Nonlinearity and multifractality of climate change in the past 420,000 years**. Geophysical Research Letters, v. 30, p.CLM2.1-CLM2.4, 2003.

ASSIS, T. A.; MIRANGA, J. G. V.; MOTA, F. B.; ANDRADE, R. F. S.; CASTILHO, C. M. C. **Geometria fractal: propriedades e características de fractais ideais**. Revista Brasileira de Ensino de Física, v. 30, 2008.

BARTOS, I; JÁNOSI, M. **Nonlinear correlations of daily temperature records over land**. Nonlinear Proc Geoph, v.13, 571–6, 2006.

BASSINTHWAITGHT J. B.; LIEBOVITCH L. S.; BRUCE J. W. **Fractal physiology**. New York: Oxford American Physiological Society, 1994.

BERAN, J. **Statistics for Long-memory Processes**. Chapman Hall, NewYork, 1994.

BOX, G.; JENKINS, G.; REINSEL, G. **Time series analysis: forecasting and controls**. New Jersey: Prentice Hall, 1994.

BOWMAN, A.W.; AZZALINI A. **Applied smoothing techniques for data analysis: the kernel approach with s-plus illustrations**. NY: Oxford University Press, 1997.

CEPEL, 2001. **Atlas do Potencial Eólico Brasileiro**. Ed. CEPEL, Rio de Janeiro-RJ. Disponível em: <http://t3.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcTUWVT0tTvFTwF795G3a9V8LleaQ5TD9D_siMkyJtBnt83haofk7w>. Acesso em: 2 de Maio 2012.

CHEN, X.; LIN, G.; FU, Z. **Long-range correlations in daily relative humidity fluctuations: A new index to characterize the climate regions over China.** *Geophysical Research Letters*, v. 34, L07804, 2007.

CHIANCA, C. V.; TICONA, A.; PENNA, T. J. P. **Fourrier-detrended fluctuation analysis**, *Physica A. Netherlands*, v. 357, p. 447-454, 2005.

CHRISTOFOLETTI, A. L. H. **Análise Fractal e Multifractal de Estações Chuvosas em Localidades do Estado de São Paulo.** São Paulo. 263f Tese de Doutorado UNESP, Rio Claro, 1997.

CORREIA, A. A.; SILVA ARAGÃO, M. R.; BRAGA, C. C. **Padrões de Variabilidade Temporal das Componentes do Vento à Superfície no Nordeste do Brasil.** XI Congresso Brasileiro de Meteorologia, Rio de Janeiro-RJ, p.812-821, 2000.

COSTA, R. L.; VASCONCELOS, G. L. **Long-range correlations and nonstationarity in Brazilian stock market**, *Physica A, Netherlands*, v.329, pp. 231-248, 2003.

CURRENTI, G.; DELNEGRO, C.; LAPENNA, V.; TELESKA, L. **Fluctuation analysis of hourly-time variability of volcano-magnetic signals recorded at Mt. Etna Volcano, Sicily(Italy).** *Chaos, SolitonsFractals*, v.23, pp.1921-1929, 2005.

DEMIRICI, E.; CUHADAROGLY, B. **Statistical analysis of wind correlation and air pollution in urban Trabzon.** *Energy and Buildings*, v. 31, pp. 49-53, 2000.

DICKEY, D. A.; W. A. FULLER. **Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root**, *Journal of the American Statistical Association*, 74, p. 427-431, 1979.

DUTRA, R. M.; SZKLO, A. S. **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*, v. 33, pp. 65-76, 2008.

ECHNER, J. F.; KOSCIELNY-BUNDE, E.; BUNDE A.; HAVLIN, S.; SCHELLINHUBER, H. J. **Power-law persistence and trends in the atmosphere: A detailed study of long temperature records**. Physical Review E, v. 68, 06133, 2003.

ENNARTZ, S.; LIVINA, N.; BUNDE, A.; HAVLIN, S. **Long-term memory in Earthquakes and the distribution off interoccurrence times**. Europhysics Letters, v. 81, pp.59001, 2008. FEDER, J. **Fractals**. New York : Plenum Press, 1988.

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

FENG, T.; FU, Z. **Cross-correlations in the meteorological variables and different regions over China**. American Geophysical Union, Fall Meeting, 2010.

FENG, T.; FU, Z.; DENG, X.; MAO, J. **A brief description of different multifractal behaviors of daily wind speed records over China**. Physics Letters A, v. 375, p. 4134-4141, 2009.

FRAEDRICH, K.; BLENDER, R. **Scaling of atmosphere and ocean temperature correlations in observations and climatic models**. Physical Review Letters, v. 90, p. 108501, 2003.

FRIEDMAN, J.; BARRET, S. C. H. **Wind of change: new insights on the ecology and evolution of pollination and mating in wind pollinated plants**. Annals of Botany, v. 103, pp.1515-1527, 2009.

GOLDBERGER, A. L.; AMARAL, L. A. N.; HAUSDORFF, J. M.; IVANOV P. Ch.; PENG, C. K.; STANLEY, H. E. **Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging**. PNAS, v. 99, pp.2466-2472, 2002.

GOLDBERGER, A .L. **Non-linear dynamics for clinicians: Chaos theory, fractals, and complexity at the bedside**. Lancet, England, v.347, p.1312-1314, 1996.

GOVINDAN, R. B.; KANTZ, H. **Long-term Correlations and Multifractality in Surface Wind Speed**, Europhysics Letters, 68(2), pp. 184-190, 2004.

GOVINDAN, R. B.; VYUSHIN, D.; BUNDE, A.; BRENNER, S.; HAVLIN, S. **Global climate models violate scaling of vthe observed atmospheric variability**. Physical Review Letters, v.89, 028501, 2002.

GRAN-CHARLES, P. **Empirical evidence of long-range correlations in stock-returns**. Physica A, v. 287, pp.396-404, 2000.

HÄRDLE, W. **Smoothing Techniques, With Implementations in S**, Springer, New York, 1991.

HAUSDORFF, H. M.; PENG, C-K.; LADIN, Z.; WEI, J. Y.; GOLDBERGER, A. L. **Is walking is random walk? Evidence for long-range correlations instride interval of human gait**. Journal of Applied Physiology, v.78, pp.349-358, 1995.

HU, K. et al. **Effect of trends on detrended fluctuation analysis**. Physical Review E, United States, v. 64, p. 011114, 2001.

IVANOV, P. Ch.; MA, Q. D. Y.; BORTSCH, R. P.; HAUSDORFF, J. M.; AMARAL, L. A. N.; SCHULTE-FROHLINDE, V.; STANLEY, H. E.; YONEYOMA, M. **Levels of complexity in scale-in variant neuronal signals**. Physical Review E, v.79, 2009.

JONGEJANS, E.; TELENIUS, A. **Field experiments on seed dispersal by wind in tem umbelliterous species (Apiaceae)**. Plant Ecology, v. 152, pp. 67-78, 2004.

KANTELHARDT, J. W. **Fractal and multifractal time series**. In: **Encyclopedia of Complexity and Systems Science**. Springer, 2009.

KANTELHARDT, J. et al. **Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records**. Journal of Geophysical Research, v. 111, 2006.

KAVASSERI R. G.; NAGARAJAN R. **A multifractal description of wind speed records**, Chaos, Solitons & Fractals, v. 24, p. 165, 2005.

KIRALY, A.; JANOSI, I. M. **Detrended fluctuation analysis of daily temperature records: Geographic dependence over Australia**. Meteorology and Atmospheric Physics, v. 88. p.119-128, 2005.

KOBAYASHI M.; MUSHA, T. **1/f fluctuation of heartbeat period**. IEEE transactions on bio-medical engineering, v. 29, pp. 456-457, 1982.

KOÇAK, K. **Examination of persistence properties of wind speed records using detrended fluctuation analysis**. Energy, v. 34, p. 1980-1985, 2009.

KOSCIELNY-BUNDE, E.; BUNDE, A.; HAVLIN, S.; ROMAN, H.E.; GOLDREICH, Y. **Indication of universal persistence law governing atmospheric variability**. Physical Review Letters, v. 81, p. 729-732, 1998.

LIN, G.; FU, Z. **A universal model to characterize different multifractal behaviors of daily temperature records over China**. Physica A, v. 387, p. 573-579, 2008

LIU, L.U.; SKIDMORE, E.; WAGNER, R.; TATARKO, J. **Dune sand transport as influenced by wind directions, speed and frequencies i the Ordos Plateau, China**. Geomorphology, v.67, p. 283-297, 2005.

LIU, Y.; GOPIKRISHNAN, P.; CIZEU, P.; MEYER, C.; STANLEY, H. E. **Statistical properties of the volatility of price fluctuations**. Physical Review E, v.60, pp.1390-1400, 1999.

MATIA, K.; ASKENAZY, Y.; STANLEY, H. E. **Multifractal properties of price fluctuations of stocks and commodities**. Europhysics Letters, v. 61, p. 422-428, 2003.

MCKNIGHT, T. L.; HESS, D. **Physical Geography: A Landscape Appreciation**. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, p. 200–1, 2000.

MENDONÇA, F.; OLIVEIRA, D.; MORESCO, I. **Climatologia: Noções básicas e Clima no Brasil**. Oficina de Textos, 2007.

MULLIGAN, R. F. **Fractal analysis of highly volatile markets: an application to technology equities**. The Quarterly Review of Economics and Finance, Volume 44, pp. 155-179, 2004.

NIKULIN, V. V.; BRISMAR, T. **Long-range temporal correlations in electroencephalographic oscillations: Relation to topography, frequency band, age and gender**. Neuroscience, v.130, pp.549-558, 2005.

OÑATE, J. J. **Fractal analysis of climatic data: Annual precipitation records in Spain**. Theoretical and applied climatology, Volume 56, pp. 83-87, 1997.

PEEL, M. C.; FINLAYSON, B. L.; MCMAHON, T. A. **Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification**. Hydrol. Earth Syst. Sci. 11: p. 1633–1644, 2007.

PENG, C. K. et al. **Mosaic organization of DNA nucleotides**, Physical Review E, v. 49, n. 2, pp. 1685-1989, 1994.

PENG, C. K. et al. **Long-range anticorrelations and non-gaussian behavior of the heartbeat**. Physical Review Letter, United States, v.70, pp.1343-1346, 1993.

PIMENTA, F.; KEMPTON, W.; GARVINE, R. **Combining meteorological stations and satellite data to evaluate the offshore wind power resource of Southeastern Brazil**. Renewable Energy, v. 33, pp. 2375-2387, 2008.

PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. **Detrended Cross-Correlation Analysis: A New Method for Analyzing Two Non-stationary Time Series**. Physical Review Letters, v.100, n. 8, 084102, 2008.

RANGARAJAN, G.; DING, M. **Integrated approach to the assessment of long-range correlations in time series data**. Physical Review E, v.61, pp. 4991-5001, 2000.

AMARANTE, O. A. C.; ZACK, J.; BROWER, M.; SÁ, A. L. **Atlas do Potencial Eólico Brasileiro**. Brasília, 2001.

SANTOS, M. O.; STOSIC, T.; STOSIC, B. **Long-term correlations in hourly wind speed records in Pernambuco, Brazil**. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol.39, p.1546, 2012.

SILVA, G. R. **Características de vento na região Nordeste**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) Universidade Federal de Pernambuco, 2003.

SILVA, B. B.; 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.

SZETO, H. et al. **Fractal properties of fetal breathing dynamics**. The American Journal of Physiology, United States, v. 263, pp. 141-147, 1992.

TAQQU, M. S. **Random processes with long-range dependence and high variability**. Journal of Geophysical Research, v. 92D, n. 8, p. 9683-9686, 1987.

TORRES, F. T. P.; MACHADO, P. J. O. **Introdução à Climatologia**, Geographica, 2008.

URSULEAN, R.; LAZAR, A. M. **Detrended Cross-Correlation Analysis of Biometric Signals used in a new Authentication Method**. In: The 13th International Conference Electronics and Electrical Engineering, Lithuania, 2009.

VICSEK, T. **Fractal growth phenomena**. 2ed. Singapore: World scientific, 1993.

VORTOSOS, C.; KIRK-DAVIDOFF, D. **Long-memory processes in ozone and temperature variations at the region 60° S-60° N**. Atmos. Chem. Phys., v. 6, pp. 4093-4100, 2006.

VYUSHIN, D.; ZHIDKOV, I.; HAVLIN, S.; BUNDE, A.; BRENNER, S. **Volcanic forcing improves atmosphere-ocean coupled general circulation model scaling performance**. Geophysical Research Letters, v. 31, L10206, 2004.

WEBER, R.; TALKNER, P. **Spectra and correlations of climate data from days to decades**. Journal of Geophysical Research, v. 106, p. 20131-20144, 2001.

WIKIPÉDIA. **Desenvolvido pela Wikimedia Foundation**. Apresenta conteúdo enciclopédico. Disponível em: <http://pt.wikipedia.org/wiki/Classifica%C3%A7%C3%A3o_clim%C3%A1tica_de_K%C3%B6ppen-Geiger>. Acesso em: 23 Junho 2012.

ZEBENDE, G. F.; MACHADO FILHO. **A Cross-correlation between time series of vehicles and passengers**. Physica A, n.3, v.88, p. 4863-4866, 2009.

ZHANG, H.; XU, C. Y.; YU, Z.; LIU, C. L.; CHEN, Y. D. **Multifractal analysis of stream flow records of the East River basin (Perl River), China**. Physica A, v. 388, p. 927-934, 2009.

ZHENG, H.; SONG, W.; WANG, J. **Detrended fluctuation analysis of forest fires and related weather parameters**. Physica A, v. 387, pp. 2091-2099, 2008.

ZHOU, W. **Multifractal detrended cross-correlation analysis for two nonstationary signals**. Phys. Rev. E, v. 77, n. 6, 066211, 2008.