



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM EM CIÊNCIAS  
DA TERRA E DO AMBIENTE  
Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente

**MODELAGEM ESPAÇO-TEMPORAL DE  
VARIÁVEIS CLIMATOLÓGICAS NO ESTADO DA  
BAHIA: UMA ABORDAGEM COM JANELAS  
DESLIZANTES**

Apresentada por: Elvira Catiana de Oliveira Santos Ferreira  
Orientador: Prof. Dr. Aloísio Machado da Silva Filho

Dezembro de 2021

Elvira Catiana de Oliveira Santos Ferreira

**MODELAGEM ESPAÇO-TEMPORAL DE  
VARIÁVEIS CLIMATOLÓGICAS NO ESTADO DA  
BAHIA: UMA ABORDAGEM COM JANELAS  
DESLIZANTES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente, Curso de Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente da UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA, como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Ciências Ambientais**.

Área de conhecimento: Estudos Ambientais e Geotecnologias

Orientador: Prof. Dr. Aloísio Machado da Silva Filho

*UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA*

Feira de Santana, BA  
UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA  
2021

Ficha Catalográfica - Biblioteca Central Julieta Carteado - UEFS

F44 Ferreira, Elvira Catiana de Oliveira Santos  
Modelagem espaço-temporal de variáveis climatológicas no estado da  
Bahia: uma abordagem com janelas deslizantes. – 2021.  
107 f.: il.

Orientador: Aloísio Machado da Silva Filho.  
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Feira de Santana,  
Programa de Pós-graduação em Modelagem em Ciências da Terra e do  
ambiente, Feira de Santana, 2021.

1. Ciências da terra. 2. Climatologia – Bahia. 3. Radiação solar. I. Título.  
II. Silva Filho, Aloísio Machado da. III. Universidade Estadual de Feira de  
Santana.

CDU: 551.58 (814.2)

---

## Nota sobre o estilo do PPGM-UEFS

---

Esta foi elaborada considerando as normas de estilo propostas e aprovadas pelo colegiado do Programa de Pós-graduação em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente e estão disponíveis no formato eletrônico <http://ppgm.uefs.br/banco-de-dissertacoes> ou no formato impresso para consulta.

# UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA

Programa de Pós-graduação em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente

Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente

A Banca Examinadora, constituída pelos professores listados abaixo, leu e recomenda a aprovação da Dissertação de Mestrado, intitulada “MODELAGEM ESPAÇO-TEMPORAL DE VARIÁVEIS CLIMATOLÓGICAS NO ESTADO DA BAHIA: UMA ABORDAGEM COM JANELAS DESLIZANTES”, apresentada no dia 18 de Dezembro de 2021, como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Ciências Ambientais**.

Orientador:



Prof. Dr. Aloisio Machado da Silva Filho

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA

Membro externo da Banca:



Prof. Dr. Everaldo Freitas Guedes

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RECÔNCAVO DA BAHIA

Membro interno da Banca:



Prof. Dr. Edrian Mania

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA

Dedico esta dissertação à Ana Neres de Oliveira Santos,  
a Roberto Americo da Silva Santos, a Wagner Souza Ferreira  
e a Márcio Americo de Oliveira Santos (in memoriam).

---

## Agradecimentos

---

Em primeiro lugar agradeço a Deus, sem Ele eu nada seria, tampouco faria. Agradeço aos meus queridos pais, pelo exemplo de vida de cada um. À minha mãe, Ana Neres, mestra da bondade pelo amor incondicional e paciência, ao meu pai, Roberto Americo, por todo o cuidado e apoio. Por sempre me incentivarem nos estudos, oferecendo as melhores condições para meu crescimento intelectual.

Ao meu amado irmão, Márcio Americo, ainda que com visões diferentes para seguir na caminhada da vida, sempre me incentivou e orientou a seguir em frente, e também pelos seus conselhos. Jamais será esquecido!

Ao meu esposo, Wagner Souza, por acreditar e alavancar meu potencial os seus incentivos trouxeram mais leveza durante essa jornada. Ao meu companheiro de vida, por tanto, meu muito obrigada.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Aloísio Machado da Silva Filho, pela orientação e por todos esforços dedicados a realização dessa dissertação. Pela sua competência e humildade em compartilhar o conhecimento, pela paciência e amizade, sou grata.

Agradeço as minhas amigas, Raiane Oliveira, pela generosidade em me apresentar o Programa e pelas orientações de pré-mestrado, a Ana Chastinet Tavares e a Jamile Carneiro, pelos laços que foram criados com troca de experiência de vida e aprendizado. E a todos os amigos da turma XIII.

A UEFS e ao PPGM pelos recursos proporcionados para a elaboração desta pesquisa, ao Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende por disponibilizar a ferramenta LaTeX para confecção da dissertação e a todos os professores que compõem o Programa além da coordenação e também por todo apoio da secretaria, sem exceção. Aos membros da banca examinadora, Prof. Dr. Edrian Mania (UEFS) e ao Prof. Dr. Everaldo Freitas Guedes (UFRB) por todas contribuições oferecidas e pelos conhecimentos compartilhados.

Agradeço também à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e à Secretaria da Agricultura, Pecuária, Irrigação, Pesca e Aquicultura (SEAGRI) pelo apoio financeiro concedido.

Feira de Santana, Bahia, Brasil  
Dezembro de 2021

Elvira Catiana de Oliveira Santos Ferreira

“Quem fica apenas olhando o vento  
jamais plantará e  
quem para observando a passagem das nuvens  
nada colherá.”

**Eclesiastes 11:4**



---

## Resumo

---

A compreensão do clima através da modelagem de variáveis climatológicas tem sido algo recorrente entre cientistas. Nesse contexto, é possível encontrar na literatura estudos que se destinam a entender o comportamento de tais variáveis em função do tempo e/ou espaço. A presente pesquisa tem o objetivo de caracterizar as séries temporais das variáveis climáticas, velocidade do vento e da radiação solar, de algumas estações meteorológicas da Bahia, a partir de dados fornecidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) no período de 2009 a 2018. Por opção metodológica, elegemos as estações meteorológicas sediadas nos municípios de Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista. Para atender o objetivo foi aplicado, principalmente, o método estatístico de análise de séries temporais *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) e o *Detrended Cross-Correlation Coefficient* ( $\rho$ DCCA) ambos com o procedimento de janelas deslizantes. Nossos achados identificaram predominância de comportamento persistente ( $\alpha > 0,50$ ) e estatisticamente significativo na velocidade do vento e na radiação solar nas estações avaliadas, tanto para janela de 365 dias ( $w=365$ ) quanto para janela de 1.000 dias ( $w=1000$ ). Em relação ao nível de correlação cruzada entre a velocidade do vento e a radiação solar nossos resultados classificaram as correlações como fraca, moderada e forte a depender da estação, escala ( $n$ ) e janela ( $w$ ) avaliada. Espera-se que nossos achados possam ser proveitosos no entendimento da dinâmica do vento e/ou da radiação solar, bem como, na compreensão de atividades relativas à geração alternativa de energia elétrica por meio da fonte solar e/ou eólica, estudos agroclimáticos, entre outros.

**Palavras-Chaves:** Autocorrelação. Correlação Cruzada. Velocidade do Vento. Radiação Solar.

---

## Abstract

---

The understanding of climate through the modeling of climatological variables has been something recurrent among scientists. In this context, it is possible to find in the literature studies that aim to understand the behavior of such variables as a function of time and/or space. This research aims to characterize the time series of climatic variables, wind speed and solar radiation, of some meteorological stations in Bahia, from data provided by the National Institute of Meteorology (INMET) in the period from 2009 to 2018. By methodological option, we elected the meteorological stations headquartered in the municipalities of Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista. To meet the objective, was applied, mainly, the statistical method of analysis of time series Detrended Fluctuation Analysis (DFA) and the Detrended Cross-Correlation Coefficient ( $\rho$ DCCA) both with the sliding windows procedure. Our findings identified a predominance of persistent behavior ( $\alpha > 0,50$ ) and statistically significant in wind speed and solar radiation in the evaluated stations for either a 365 days window ( $w=365$ ) or a 1000 days window ( $w=1000$ ). Regarding the level of cross-correlation between wind speed and solar radiation, our results classified the correlations as weak, moderate and strong depending on the season, scale ( $n$ ) and window ( $w$ ) evaluated. It is hoped that our findings can be useful in understanding the dynamics of wind and/or solar radiation, as well as in understanding activities related to alternative generation of electricity through solar and/or wind sources, agroclimatic studies, among others.

**Keywords:** Self-correction. Cross Correlation. Wind speed. Solar radiation.

---

# Sumário

---

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
1.1	Objetivos . . . . .	4
1.1.1	Geral . . . . .	4
1.1.2	Específicos . . . . .	4
1.2	Estrutura da dissertação . . . . .	4
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>6</b>
2.1	Clima e tempo . . . . .	6
2.1.1	Elementos climáticos . . . . .	6
2.2	O vento . . . . .	8
2.3	A velocidade do vento . . . . .	8
2.3.1	Variação temporal e espacial da velocidade dos ventos . . . . .	9
2.4	Radiação solar . . . . .	11
2.4.1	Componentes da radiação solar . . . . .	12
2.5	Séries temporais . . . . .	13
2.6	Análise de série temporal . . . . .	14
2.7	Componentes de uma série temporal . . . . .	15
2.8	Fractal . . . . .	16
2.9	Correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias . . . . .	18
2.9.1	Detrended Fluctuation Analysis (DFA) . . . . .	18
2.9.2	DFA - Janelas deslizantes . . . . .	21
2.9.3	Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) . . . . .	22
2.9.4	Coefficiente de Correlação Cruzada ( $\rho_{DCCA}$ ) . . . . .	24
2.9.5	$\rho_{DCCA}$ - Janelas deslizantes . . . . .	25
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>27</b>
3.1	Fluxograma metodológico . . . . .	27
3.2	Tipo de estudo . . . . .	28
3.3	Critérios de inclusão e exclusão . . . . .	28
3.4	Localização das regiões de estudo . . . . .	28
3.5	Fonte de dados . . . . .	31
3.6	Tratamento dos dados . . . . .	32
<b>4</b>	<b>ANÁLISE DINÂMICA DA VELOCIDADE DO VENTO NO ESTADO DA BAHIA</b>	<b>35</b>
4.1	Introdução . . . . .	35
4.2	Metodologia e dados . . . . .	37
4.2.1	Localização da área de estudo . . . . .	37
4.2.2	Dados . . . . .	39
4.3	Resultados e discussões . . . . .	40
4.3.1	Análise exploratória dos dados . . . . .	40
4.3.2	Descritiva – Abordagem das janelas deslizantes . . . . .	41
4.3.3	DFA – Teste estatístico . . . . .	46
4.3.4	DFA – Abordagem da janela deslizante . . . . .	47
4.4	Conclusão . . . . .	50

---

<b>5</b>	<b>ANÁLISE CONJUNTA DA VELOCIDADE DO VENTO E DA RADIAÇÃO SOLAR NO ESTADO DA BAHIA</b>	<b>51</b>
5.1	Introdução . . . . .	51
5.2	Metodologia e dados . . . . .	53
5.2.1	Localização da área de estudo . . . . .	53
5.2.2	Dados . . . . .	55
5.3	Resultados e discussões . . . . .	56
5.3.1	Análise exploratória dos dados . . . . .	57
5.3.2	Descritiva – Abordagem com janelas deslizantes . . . . .	58
5.3.3	DFA – Abordagem com janelas deslizantes . . . . .	64
5.3.4	$\rho$ DCCA – Abordagem com janelas deslizantes . . . . .	71
5.4	Conclusão . . . . .	76
<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	<b>78</b>
	Referências	80

---

## Lista de Tabelas

---

2.1	Escala Beaufort para estimativa da velocidade dos ventos. Fonte: Adaptado de <a href="#">Fadigas (2011)</a> . . . . .	9
3.1	Localização das estações meteorológicas. Fonte: Modificado pela autora ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). . . . .	30
3.2	Informações dos dados. Fonte: Modificado pela autora ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). . .	33
4.1	Localização das estações meteorológicas. Fonte: Modificado pelo autora ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). . . . .	38
4.2	Informações dos dados. Fonte: Modificado pelo autora ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). . .	39
4.3	Estatística descritiva dos dados. Nota: p-valor do teste de normalidade de Shapiro Wilk menor que 0,01 para todos municípios. Elaborada pela autora.	40
4.4	Teste de estacionaridade dos dados. Fonte: ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). Elaborada pela autora. . . . .	41
5.1	Localização das estações meteorológicas. Fonte: Modificado pela autora ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). . . . .	54
5.2	Informações dos dados. Fonte: Modificado pela autora ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). . .	55
5.3	Estatística descritiva dos dados da velocidade do vento nos cinco municípios objetos de estudo. Fonte: ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). Elaborada pela autora. Nota: Foi realizado o Teste Shapiro Wilk ( <a href="#">SHAPIRO; WILK, 1965</a> ) com todos os resultados (p-valor<0,05). Os resultados foram obtidos através da linguagem R ( <a href="#">R Core Team, 2019</a> ). . . . .	57
5.4	Estatística descritiva dos dados da radiação solar nos cinco municípios objetos de estudo. Fonte: ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). Elaborada pela autora. Nota: Foi realizado o Teste Shapiro Wilk com todos os resultados (p-valor<0,05). Os resultados foram obtidos através da aplicação do software estatístico livre R ( <a href="#">R Core Team, 2019</a> ). . . . .	58
5.5	Classificação do coeficiente $\rho$ DCCA segundo os níveis de correlações cruzadas.	71

---

## Lista de Figuras

---

2.1	Estação meteorológica do município de Feira de Santana. Localizada na Universidade Estadual de Feira de Santana. Fonte: Acervo pessoal. . . . .	11
2.2	Representação das formas de radiação solar que incidem no solo. Fonte: Adaptado de (CAIN; BOWMAN; HACKER, 2018). . . . .	12
2.3	Velocidade média do vento registrada diariamente no município de Guanambi - BA, no período de 2009 a 2018. Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora. . . . .	13
2.4	Taxa anual por 100 mil habitantes dos casos de dengue registrados no município de Feira de Santana-BA de 2011 a 2019. Fonte: (SINAN, 2020) e (IBGE, 2020). Elaborado pela autora. . . . .	14
2.5	Construção do triângulo de Sierpinski. Fonte: (MANDELBROT, 1982). Elaboração própria. . . . .	16
2.6	Exemplo de um fractal estocástico. Fonte: Acervo pessoal. . . . .	17
2.7	Comportamento do expoente $\alpha$ dos registros diários médios da velocidade do vento no município de Salvador-BA de 2009 a 2018. Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora. . . . .	19
2.8	Fluxograma metodológico do teste estatístico do DFA. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	21
2.9	Ilustração do procedimento do DFA com janela deslizante. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	22
2.10	Ilustração do procedimento do $\rho_{DCCA}$ com janelas deslizantes. Adaptado de (GUEDES, 2019). Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	26
3.1	Fluxograma metodológico desta pesquisa. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	27
3.2	Localização dos municípios. Mapa dos Biomas baianos. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	29
3.3	Proporção do Produto Interno Bruto (PIB %) dos municípios, 2016. Fonte: (SEI; IBGE, 2016). Elaborada pela autora. . . . .	31
3.4	Estrutura dos dados da velocidade do vento. Fonte: (INMET, 2019). . . . .	32
3.5	Estrutura dos dados da velocidade do vento. Fonte: (INMET, 2019). . . . .	34
4.1	Localização dos municípios e seus respectivos regimes de vento. Mapa dos Biomas baianos. Fonte: Adaptado pela autora. . . . .	38
4.2	Estatística descritiva com janela deslizante no município de Barreiras, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	42
4.3	Estatística descritiva com janela deslizante no município de Feira de Santana, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	43
4.4	Estatística descritiva com janela deslizante no município de Guanambi, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	44
4.5	Estatística descritiva com janela deslizante no município de Salvador, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	45

4.6	Estatística descritiva com janela deslizante no município de Vitória da Conquista, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	46
4.7	Histograma da simulação do teste estatístico de <a href="#">Kristoufek (2010)</a> com 10.000 $\alpha$ DFA a partir da simulação de 10.000 séries temporais (i.d.d.) $N(\mu = 0, \sigma^2 = 1, \alpha\text{DFA} = 0,5)$ . Nota: Li= limite inferior do intervalo de confiança e Ls=limite superior do intervalo. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	47
4.8	Comportamento do expoente $\alpha$ DFA (ano a ano) da velocidade do vento no Estado da Bahia, no período entre os anos de 2009 e 2018. Nota: As linhas vermelhas horizontais denotam o intervalo de confiança de 95%. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	48
4.9	Comportamento do expoente $\alpha$ DFA com abordagem janela deslizante (365 dias) da velocidade do vento no Estado da Bahia, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	49
5.1	Localização dos municípios e seus respectivos regimes de velocidade de vento e radiação solar. Mapa dos Biomas baianos. Fonte: Elaborado pela autora. . . . .	54
5.2	Séries originais das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – ( <a href="#">INMET, 2019</a> ). Elaborado pela autora. . . . .	56
5.3	Coefficiente de variação com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	59
5.4	Assimetria com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	60
5.5	Curtose com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	61
5.6	Coefficiente de variação com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	62
5.7	Assimetria com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	63
5.8	Curtose com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	64

5.9	Comportamento do expoente $\alpha$ DFA com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	65
5.10	Histograma dos expoentes $\alpha$ DFA da velocidade do vento para uma janela de $w=365$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora. . . . .	66
5.11	Histograma dos expoentes $\alpha$ DFA da radiação solar para uma janela de $w=365$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora. . . . .	67
5.12	Comportamento do expoente $\alpha$ DFA com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ dias) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	68
5.13	Histograma dos expoentes $\alpha$ DFA da velocidade do vento para uma janela de $w=1000$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora. . . . .	69
5.14	Histograma dos expoentes $\alpha$ DFA da radiação solar para uma janela de $w=1000$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora. . . . .	70
5.15	Comportamento do coeficiente $\rho$ DCCA com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	72
5.16	Comportamento do coeficiente $\rho$ DCCA com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) com escalas específicas de tempo ( $n$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	73
5.17	Comportamento do coeficiente $\rho$ DCCA com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	74
5.18	Comportamento do coeficiente $\rho$ DCCA com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) com escalas específicas de tempo ( $n$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora. . . . .	75



---

## Lista de Siglas

---

CAPES	.....	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CV	.....	Coefficiente de Variação
DCCA	.....	<i>Detrended Cross-Correlation Analysis</i>
DFA	.....	<i>Detrended Fluctuation Analysis</i>
IBGE	.....	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INMET	.....	Instituto Nacional de Meteorologia
IPCC	.....	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
OMM	.....	Organização Meteorológica Mundial
PIB	.....	Produto Interno Bruto
PPGM	.....	Programa de Pós-Graduação em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente
SEAGRI	....	Secretaria da Agricultura, Pecuária, Irrigação, Pesca e Aquicultura
UEFS	.....	Universidade Estadual de Feira de Santana
UFRB	.....	Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
UTC	.....	Tempo Universal Coordenado
WWW	.....	<i>World Wide Web</i>
ZCIT	.....	Zona de Convergência Intertropical Meteorológica Mundial
$\rho DCCA$	....	<i>Detrended Cross-Correlation Coefficient</i>

## INTRODUÇÃO

---

O clima desempenha forte influência sobre a sociedade e o meio ambiente, podendo provocar uma série de consequências em diversos fenômenos ligados ao homem. Dados de elementos climáticos (temperatura, radiação solar, vento, umidade relativa do ar e pressão atmosférica) são de grande relevância, pois oferecem informações importantes para compreensão e escolha da decisão para o melhor desempenho das atividades humanas.

Neste sentido, dentre as diversas interações entre o clima e o homem existem a relação direta na disseminação de doenças, na dependência da produção agrícola, na geração de energia renovável e sustentável, na manutenção dos recursos hídricos disponíveis, na qualidade de vida e conforto térmico, dispersão de poluentes, entre outros (([PEREIRA; VRISMAN; GALVANI, 2002](#)); ([GEMITZI; STEFANOPOULOS, 2011](#)); ([FILHO et al., 2016](#)); ([ZHANG et al., 2019](#)); ([MUÑOZ et al., 2021](#)); ([IZANLOO; NOOROLLAHI; ASLANI, 2021](#)); ([JUAN et al., 2021](#)); ([COCCIA, 2020](#))). Fenômenos extremos podem implicar em perdas humanas ou impactos à saúde dos indivíduos através de desastres naturais, principalmente nos grandes centros urbanos, como no caso de ondas de calor, tempestades com ventos causando inundações, enchentes e deslizamentos de terra, entre outros.

O clima pode ser caracterizado por uma condição descrita pela análise estatística dos valores médios sequenciais das variáveis atmosféricas ao longo tempo. Já o tempo pode ser descrito por uma condição instantânea da atmosfera. Então, os registros sequenciais das variáveis atmosféricas em uma série de tempo constituem o clima e podem contribuir de fato para o entendimento do comportamento dessas variáveis. Nesta pesquisa entre as variáveis climáticas daremos ênfase à velocidade do vento e à radiação solar que atualmente, podem ser utilizadas em diferentes espaços geográficos como fonte de energia renovável (([DOS ANJOS et al., 2015](#)); ([LI et al., 2018](#)); ([TAHIR; ASIM, 2018](#)); ([HENAO et al., 2020](#)); ([MAIA et al., 2021](#))).

O vento traduz a relação do movimento de ar gerado pela diferença de gradiente de pressão atmosférica na superfície. Os ventos deslocam-se das zonas de maior pressão (áreas mais frias) para as zonas de menor pressão (áreas mais quentes) estabelecendo suas diferentes direções e velocidades, estas sofrem influências do movimento de rotação da Terra, pela força centrífuga ao seu movimento e pelo atrito com a superfície terrestre que tende a crescer com a diminuição de altura ([TUBELIS; NASCIMENTO, 1984](#)).

A magnitude e a direção dos ventos apresentam comportamento turbulento, uma vez que sofrem variação do tipo temporal e espacial. A força e direção dos ventos sofrem mo-

difusões constantes pois estes são consequência do deslocamento das massas de ar que, por sua vez, deslocam-se devido ao fato de existir gradientes de calor nas diferentes áreas da Terra. A energia cinética de translação dos ventos é aproveitada por meio da conversão em energia cinética de rotação. E, para conversão em energia elétrica são utilizados os aerogeradores ([ALVES, 2010](#)).

E a radiação solar é o processo de transferência de energia radiante emitida pelo Sol por meio de ondas eletromagnéticas para a Terra, esse processo também é o responsável por transferir o calor entre a superfície da Terra e as camadas da atmosfera ([ALMEIDA, 2016](#)). Já a energia solar é convertida diretamente em energia elétrica através do efeito fotovoltaico, fenômeno descoberto pelo francês [Becquerel \(1839\)](#), que percebeu que placas metálicas, de platina ou de prata, quando mergulhadas em uma solução condutiva, geravam uma pequena diferença de potencial quando exposta à luz. O aproveitamento energético da energia cinética dos ventos e da energia solar como fonte sustentável e alternativa de energia elétrica, permite diminuir a dependência dos combustíveis fósseis e esgotáveis. Além de diversificar a matriz energética brasileira ainda resolve a questão relacionada com o comprometimento mundial de reduzir as emissões de gases poluentes na atmosfera e o consequente aquecimento global, firmado pelo Protocolo de Quioto no Japão em 1997 ([PROTOCOLO, 1997](#)), substituído desde de 2020 pelo Acordo de Paris firmado em 2015 ([UNFCC, 2015](#)).

Devido a importância e complexidade das variáveis velocidade do vento e radiação solar, é possível encontrar na literatura diversos trabalhos que investigaram sua relação com o homem em diferentes aspectos, entre estes é possível citar: A pesquisa de [Zhou et al. \(2020\)](#) que investigaram a relação entre a velocidade do vento e a sua influência nas doenças transmitidas pelo ar; o trabalho de [Coccia \(2020\)](#) que avaliou a influência da velocidade do vento com a poluição do ar e disseminação da síndrome respiratória aguda grave provocada pela COVID-19 em diversas cidades da Itália; assim como o estudo da relação entre a velocidade do vento e a radiação solar realizado por [Adeniji, Njah e Olusola \(2019\)](#), que investigaram o grau de sincronização da dinâmica dessas variáveis climatológicas durante as estações seca e chuvosa para conhecer o melhor período e região da Nigéria para geração de energia ideal para fins de sustentabilidade do fornecimento de energia para o país; [Müller et al. \(2017\)](#), investigaram como quatro cultivares de soja se diferem em crescimento e rendimento de grãos em relação à interceptação da radiação solar; já [Santos e Sanches \(2013\)](#), descreveram e estudaram a utilização eficiente do vento em estratégias de condicionamento térmico para a cidade de Sinop, Mato Grosso - Brasil e [Azevedo et al. \(2000\)](#), estudaram a influência da velocidade e da direção do vento sobre a uniformidade de distribuição de água de um sistema de irrigação na região norte-fluminense, Rio de Janeiro - Brasil.

Nesta perspectiva, estudar e entender a variação do comportamento do vento assim como

a dinâmica da radiação solar por meio da caracterização de suas séries temporais é de grande relevância por fornecer indicadores seguros para tomadas de decisões como sob a forma de aproveitamento energético, instalação de quebra-vento para proteção de cultivos e estudos agroclimáticos, planejamento para condicionamento térmico de edifícios ou para instalações de redes de distribuição elétrica. A caracterização da dinâmica das séries evidenciará o padrão futuro do regime das variáveis climatológicas esperada para cada região objeto de estudo.

Diante do exposto fica evidente a necessidade da apropriação de métodos capazes de descrever, prever e analisar as variáveis climatológicas em função do tempo. Nesta pesquisa será utilizada uma área da Estatística conhecida na literatura como Análise de Séries Temporais. Segundo [Morettin e Tolo \(2006\)](#), análise de séries temporais é uma área da estatística que tem como objetivo estudar uma variável em função do tempo. Diversos métodos têm sido desenvolvidos para estimar a complexidade dos padrões do clima, sendo alguns exemplos: a distribuição de probabilidade de Weibull e a distribuição de Rayleigh ([OLAOFÉ; FOLLY, 2013](#)). Entretanto, esses métodos são vulneráveis aos efeitos de não estacionariedade, como as tendências, que são comuns em dados climatológicos ([SOUZA; ASSIREU; ROSA, 2015](#)). Em função dessa limitação, o método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) idealizado por [Peng et al. \(1994\)](#) e o *Detrended Cross-Correlation Coefficient* ( $\rho$ DCCA) proposto por [Zebende \(2011\)](#) vêm sendo aplicados em séries climáticas. Nos seus algoritmos é retirada a tendência da série temporal com o objetivo de evitar a falsa detecção de autocorrelação e de correlação cruzada, respectivamente, que são sensíveis aos efeitos da não estacionariedade. O DFA e o  $\rho$ DCCA são utilizados em diferentes áreas do conhecimento como: mercado financeiro ([ZEBENDE; SILVA; FILHO, 2013](#)); climatologia ([ANJOS, 2013](#)); ([PIAZZA et al., 2016](#)); ([ZEBENDE et al., 2021](#)); saúde ([YAMAMOTO et al., 2010](#)); ([DIAS, 2019](#)); segurança pública ([FILHO; SILVA; ZEBENDE, 2014](#)); ([DA SILVA FILHO; ZEBENDE; GUEDES, 2021](#))).

Como mencionando anteriormente, entre os setores favorecidos com as previsões das séries temporais do vento e da radiação solar, é possível citar: a agricultura; pesquisas sobre o monitoramento do clima; condicionamento térmico de cidades e geração de energia sustentável. Neste contexto, o Estado da Bahia está atualmente no segundo lugar do ranking dos Estados em destaque na geração de energia eólica e no dia 22 Julho de 2021 a energia eólica produzida pelo país abasteceu todo o Nordeste durante um dia inteiro pela primeira vez, geração total representando 102% da demanda do Nordeste naquele dia ([ABEEÓLICA, 2021](#)). Destaque também para produção consolidada de energia solar com o Estado da Bahia na liderança de todo o país ([ABSOLAR, 2021](#)); ([ONS, 2021](#)); ([SDE, 2021](#))).

Na presente pesquisa, o DFA e o coeficiente de correlação cruzada sem tendência  $\rho$ DCCA serão utilizados para analisar as flutuações da velocidade do vento e da radiação solar em

diferentes regiões do Estado da Bahia.

## **1.1 Objetivos**

### *1.1.1 Geral*

Analisar o comportamento das variáveis climatológicas da velocidade do vento e da radiação solar de algumas estações meteorológicas do Estado da Bahia, com abordagem das janelas deslizantes no período de 2009 a 2018.

### *1.1.2 Específicos*

1. Caracterizar as flutuações da série temporal velocidade do vento e da radiação solar;
2. Estimar a autocorrelação da velocidade do vento e da radiação solar;
3. Medir o nível da correlação cruzada entre velocidade do vento e radiação solar.

## **1.2 Estrutura da dissertação**

Esta dissertação está estruturada em 6 capítulos. No próximo capítulo, o segundo, é apresentado a fundamentação teórica utilizada no desenvolvimento da pesquisa, contendo os seguintes tópicos: clima e tempo; o vento; a velocidade do vento; radiação solar; séries temporais; análise de série temporal e componentes de uma série temporal; fractal. No terceiro capítulo está descrita a área de estudo, apresentado o fluxograma metodológico, os dados e o tratamento utilizado.

No quarto capítulo é apresentado os resultados do primeiro artigo desta pesquisa, intitulado: “Análise dinâmica da velocidade do vento no Estado da Bahia”, que modela as séries históricas da velocidade do vento de cinco municípios do Estado da Bahia através do expoente de autocorrelação  $\alpha_{DFA}$  no período de 2009 a 2018.

No quinto capítulo é apresentado os resultados do segundo artigo desta pesquisa, denominado: “Análise conjunta da velocidade do vento e a radiação solar no Estado da Bahia”, em que analisamos dinamicamente as séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar dos cinco municípios do Estado da Bahia através do coeficiente de

correlação cruzada  $\rho$ DCCA com abordagem das janelas deslizantes, no período de 2009 a 2018.

No sexto e último capítulo, estão expostas as considerações finais desta pesquisa. Por fim, são apresentadas as referências bibliográficas utilizadas.

---

## FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

---

### 2.1 *Clima e tempo*

A atmosfera, vital à vida na Terra, é um sistema dinâmico, em contínua movimentação, e conseqüentemente induz as variações meteorológicas típicas de uma região. O estado atmosférico de uma região pode ser caracterizado em termos instantâneos ou em termos estatísticos. Denomina-se tempo à descrição que define a condição instantânea da atmosfera e a clima a condição da descrição estática, em termos de valores médios sequenciais. Portanto, tempo é o estado momentâneo da atmosfera em um determinado local sendo caracterizado, por exemplo, pela velocidade e direção do vento, condições de temperatura e precipitação; o clima, por sua vez, expressa as condições médias (geralmente, durante um período de mais de 30 anos) das condições climáticas no mesmo local (PEREIRA; ANGELOCCI; SENTELHAS, 2002).

Em concordância com estes autores Ayoade (2010), acrescenta que o clima abrange uma maior coleção de observações de dados do que as médias do tempo de uma região, o clima inclui, por exemplo, a variabilidade e as condições extremas. O clima é, portanto, fator decisivo na caracterização de um ambiente. Existe também uma relação estreita entre as ciências da atmosfera: a meteorologia e a climatologia. A primeira estuda o tempo empregando as leis da física e matemática em seu estudo já o segundo, a climatologia, é o estudo científico do clima, englobando assim clima e tempo, este utiliza técnicas estatísticas quando retira informações a respeito do clima a partir das informações disponíveis sobre o tempo.

#### 2.1.1 *Elementos climáticos*

Os elementos climatológicos/meteorológicos compõem o conjunto de variáveis que descreve as condições atmosféricas em um dado local e instante, são exemplos: a umidade do ar, a temperatura, a pressão atmosférica, a radiação solar, a velocidade e direção do vento, e é a interação entre eles, variando espacialmente e temporalmente, que dá origem aos diferentes tipos de climas existentes no planeta Terra (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007).

- **Umidade do ar:** representa a quantidade de vapor de água contido na atmosfera. Segundo Ayoade (2010), é o componente atmosférico mais importante na caracterização

do tempo e do clima. A umidade do ar pode explicar a variedade dos ecossistemas terrestre, podendo variar entre 0% e 4%, em volume de ar úmido, desde valores quase nulos em áreas quentes e áridas até valores que se aproximam do valor máximo em áreas quentes e úmidas.

- **Temperatura:** é um índice que expressa a quantidade de calor sensível de um corpo qualquer. A energia solar que incide sobre a superfície da Terra é usufruída por alguns processos físicos, dentre eles está o aquecimento do ar e outro ao aquecimento da superfície dos solos, responsáveis pelas variações de temperaturas nesses meios (PEREIRA; ANGELOCCI; SENTELHAS, 2002).
- **Pressão Atmosférica:** a pressão atmosférica, em qualquer lugar da superfície, se deve ao peso que o ar exerce sobre esse lugar. Denomina áreas de baixa pressão onde há menor pressão atmosférica e em áreas onde há maior pressão, denomina-se área de alta pressão (TORRES; MACHADO, 2011).
- **Radiação Solar:** principal elemento meteorológico, sendo a maior fonte de energia para a Terra. Portanto, tem relação com os principais processos terrestre desde a fotossíntese, evaporação, até o desenvolvimento de tempestades. Sendo assim, a radiação solar é a fonte para a sustentação do equilíbrio de todos os ecossistemas (MARIN; ASSAD; PILAU, 2008).
- **Precipitação:** refere-se ao resultado da água condensada na atmosfera quando esta atinge a superfície terrestre nas diversas formas sólidas ou líquidas, como o granizo, neve, chuva e garoa (SOARES; BATISTA, 2004).
- **Nebulosidade:** entende-se por um conjunto de nuvens, agregados de gotículas d'água/ou gelo em suspensão na atmosfera, que se formam no céu em uma determinada região. A cobertura das nuvens pode refletir, propagar ou absorver a radiação solar modificando a trajetória natural da radiação solar até o solo (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007).
- **Vento:** segundo Tubelis e Nascimento (1984), o vento é gerado pela diferença de pressão atmosférica. Nas áreas de baixa pressão, ou seja, maiores temperaturas, o ar aquece e se expande, ficando mais leve e ascendendo criando espaço para um ar mais frio originado de zona de alta pressão, gerando o vento. O vento é uma variável aleatória, dito isto, o seu aproveitamento sobre forma de eletricidade exige uma análise probabilística (CUSTÓDIO, 2013).



## 2.2 O vento

O vento é uma variável meteorológica de grandeza vetorial, para caracterizá-lo é necessário conhecer seus vetores de direção e velocidade que são instantâneos e pontuais, além de sofrerem grande variação espaço-temporal. O vento consiste na componente horizontal do vetor velocidade do ar, a sua direção é indicada de onde o vento provém e é determinada a partir do norte geográfico, medido no sentido horário, de modo que ventos provindos do leste terá direção de  $90^\circ$ , 180 de sul, e o vento de oeste terá direção de  $270^\circ$  (MARIN; ASSAD; PILAU, 2008).

Pereira, Angelocci e Sentelhas (2002), discorrem que os ventos são deslocamentos de massas de ar no sentido horizontal, provenientes de gradientes de pressão. Ainda segundo Marin, Assad e Pilau (2008):

Regiões com maior disponibilidade de energia radiante apresentam ascensão de massas de ar formando os chamados centros de baixa pressão. Regiões mais frias, com menor disponibilidade energética, apresentam estagnação das massas de ar junto à superfície formando os centros de alta pressão. O vazio deixado pela massa de ar aquecido, que ascende e forma um centro de baixa pressão, é sempre preenchido pelo ar oriundo dos centros de alta pressão, impulsionando o deslocamento horizontal do ar (MARIN; ASSAD; PILAU, 2008, p. 86).

É possível afirmar que a energia eólica é derivada da energia solar, pois os ventos são produzidos pela distribuição de diferentes concentrações de calor em áreas distintas da Terra.

## 2.3 A velocidade do vento

A velocidade do vento assume característica estocástica, uma vez que, seu comportamento tende a variar no tempo. Devido a esta característica a produção de energia elétrica por fonte eólica deve assumir a posição de uma fonte complementar ao sistema de geração e distribuição de energia, uma vez que não há garantia de produção de eletricidade de forma determinística. Custódio (2013) afirma que “A velocidade do vento varia ao longo do dia, do mês, do ano e até ao longo dos anos. Sua variação no tempo é a principal característica a ser determinada”.

A velocidade do vento pode ser estimada de modo empírico utilizando a escala de Beaufort (Tabela 2.1). O sistema de classificação fornece a velocidade do vento, uma descrição e os efeitos do vento na natureza.

Grau	Classificação	Efeito do vento na natureza	Velocidade (m/s)
0	Calmaria	Tudo parado. A fumaça sobe verticalmente	0,0 ~0,3
1	Quase calmaria	A fumaça se dispersa, a direção do vento é mostrada pela inclinação da fumaça. Cata-ventos parados	0,3 ~1,4
2	Brisa	Sente-se o vento contra o rosto. Cata-vento se move	1,4 ~3,0
3	Vento fresco	Bandeiras esticam-se	3,0 ~5,5
4	Vento moderado	Poeira e papel são ventados do chão	5,5 ~8,0
5	Vento regular	Pequenos galhos se movimentam	8,0 ~11,0
6	Vento meio forte	Resistência ao andar contra o vento. Grandes galhos se movimentam	11,0 ~14,0
7	Vento forte	Pequenos ramos se quebram. A resistência aumenta ao andar contra o vento	14,0 ~17,0
8	Vento muito forte	Árvores são danificadas	17,0 ~21,0
9	Ventania	Há destelhamento	21,0 ~25,0
10	Vendaval	Árvores são derrubadas	25,0 ~28,0
11	Tempestade	O vento assume característica de um furacão	28,0 ~33,0
12	Furacão	O ar fica cheio de espuma e gotas d'água	33,0 ~36,0

Tabela 2.1: Escala Beaufort para estimativa da velocidade dos ventos. Fonte: Adaptado de [Fadigas \(2011\)](#).

### 2.3.1 Variação temporal e espacial da velocidade dos ventos

O vento é uma variável aleatória contínua e seu estudo deve ser feito por meio de análise probabilística. A essa variação está associada influência por sistemas climáticos e as diferentes escalas de tempo e espaço. De acordo com [Pereira, Angelocci e Sentelhas \(2002\)](#), as variações espaciais são divididas em:

- **Escala planetária ou macroescala:** essa escala abrange a movimentação das grandes massas de ar entre grandes regiões de longa duração, resultado da diferença entre os gradientes de pressão entre grandes áreas. É muito utilizado em estudos que envolvem mudanças climáticas.
- **Escala regional ou mesoescala:** faz referência aos ventos originados em escala regional com movimentos atmosféricos de duração mediana, pelo aquecimento diferenciado como o que acontece entre terra-mar. A duração dos seus movimentos varia entre horas a dias, como exemplo: as brisas.
- **Escala local ou microescala:** correspondem aos ventos com escala temporal de pe-

quena duração, como exemplo: turbulências e rajadas. São originados pelas diferenças de pressão causados por fatores locais, como áreas com cultivo cercadas por áreas sem vegetação, áreas com variação do coeficiente de absorção de radiação solar.

É relevante distinguir os tipos de variações temporais da velocidade dos ventos para aproveitamento de sua energia cinética sobre forma de produção de eletricidade. [Fadigas \(2011\)](#), divide essas variações temporais em: variações interanuais, sazonais, diárias e de curta duração.

- **Variações interanuais:** são definidas por ocorrerem em escalas temporal maior que um ano. Para se inferir resultados seguros da velocidade média anual dos ventos característicos de mesoescala, é recomendável utilizar dados com medições de pelo menos cinco anos. Para estimativas de longo prazo da produção de eletricidade utilizando a energia contida nos ventos é recomendável realizar medições com intervalo de tempo maior, tornando mais seguro a determinação da velocidade média dos ventos.

- **Variações sazonais:** é definida como a variação na velocidade média dos ventos ao longo de um ano, apresentando o mesmo comportamento para intervalos de meses iguais de anos diferentes, correspondentes as variações das estações do ano.

A influência da variação sazonal no regime dos ventos tem grande importância no setor eólico pois pode haver uma produção complementar entre a produção hidrelétrica e eólica, suprimindo a demanda de produção de energia elétrica nos períodos de seca (baixo níveis dos reservatórios) em regiões onde é possível construir este tipo de sistema híbrido para geração.

- **Variações diárias:** diferença de aquecimento na superfície terrestre ao longo do dia dada pela variação da incidência solar que modifica a magnitude do vento em diferentes altitudes e latitudes. São exemplos: a brisa marítima (ocorre durante o dia) e a brisa continental (durante a noite) ou a brisa anabática ou de vale (ocorre durante o dia) e a brisa catabática ou de montanha (ocorre durante a noite).

- **Variações de curta duração:** estão associadas a variações espaciais de microescala ou local, com menor magnitude do fenômeno como as turbulências e as rajadas de vento. É definida como a variação entre segundos a minutos.

Para projetos de geração eólica é imprescindível o conhecimento das variações de curta duração, pois as flutuações na velocidade do vento de curta duração influenciam na operação, no controle e monitoramento do sistema e qualidade da energia produzida.

## 2.4 Radiação solar

A energia radiante provida do Sol é o principal elemento climático e tem função essencial na manutenção de todos ecossistemas terrestres, bem como, é a principal fonte de aquecimento do ar (STEINKE, 2017). Essa energia é transmitida sob forma de radiação eletromagnética, apresentando um componente elétrico e um componente magnético na sua composição, e é distribuída de maneira diferente em toda superfície da Terra, variando conforme latitudes e estações do ano (ALMEIDA, 2016). É possível então concluir que a energia radiante tem influencia nos outros elementos climáticos como por exemplo na pressão atmosférica, pela forma que se dá a distribuição de calor em diferentes concentrações pela superfície.

A energia radiante do Sol quando atravessa a atmosfera terrestre sofre algumas interações. No trajeto da camada mais externa da atmosfera até a superfície terrestre essa energia é absorvida, espalhada e também refletida através dos diversos elementos que a compõe, logo, da energia total que incide sobre a atmosfera apenas parte dela chega até a superfície.

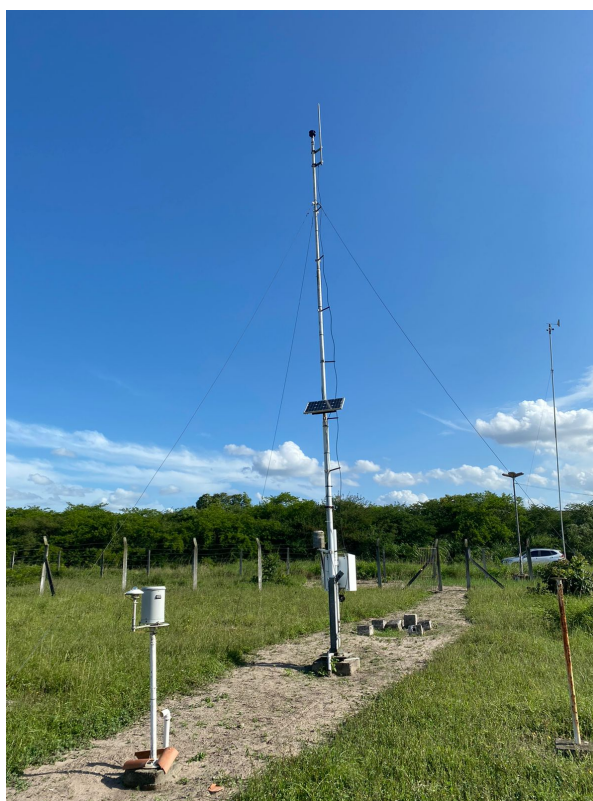


Figura 2.1: Estação meteorológica do município de Feira de Santana. Localizada na Universidade Estadual de Feira de Santana. Fonte: Acervo pessoal.

### 2.4.1 Componentes da radiação solar

A totalidade da radiação solar que chega até o solo é resultante da soma das componentes radiação solar direta e da radiação solar difusa e a este resultado denomina-se radiação solar global (MARTINAZZO, 2004). A radiação direta corresponde a parcela da radiação solar total provinda do Sol que incide na atmosfera e chega até a superfície da Terra sem sofrer nenhum tipo de interferência pelos componentes atmosféricos. Por sua vez, a radiação solar difusa é a parcela correspondente a radiação que sofre interferências dos componentes atmosféricos, variando conforme as reflexões e absorções ocasionadas pelos mesmos. Além disso, a radiação difusa, sofre reflexão também através do albedo que é a parte da radiação que é refletida por uma superfície e cada superfície possui um nível de refletância, as superfícies minerais por exemplo, a neve, tem alta refletância e ela é capaz de refletir a maior parte de radiação solar que chega até ela. A figura 2.2 expressa as formas em que a radiação solar interagem entre a atmosfera terrestre e o solo.

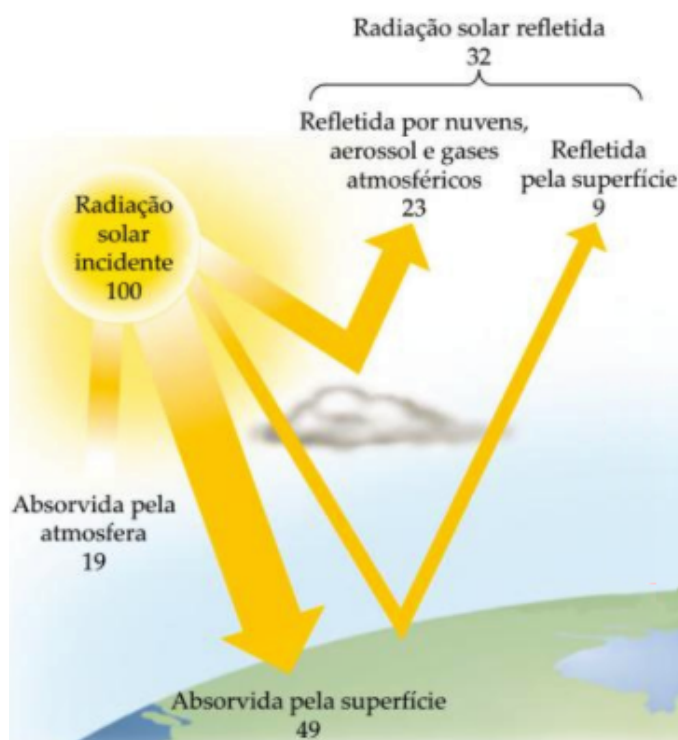


Figura 2.2: Representação das formas de radiação solar que incidem no solo. Fonte: Adaptado de (CAIN; BOWMAN; HACKER, 2018).

A radiação solar global é um elemento climatológico de grande relevância, principalmente em estudos agroclimáticos e para aproveitamento sob forma de energia renovável. Se tornando imprescindível fazer a medição e o monitoramento da radiação solar em uma determinada região por determinado período de tempo.

## 2.5 Séries temporais

Uma série temporal é definida por um conjunto de dados coletados sequencialmente durante intervalos regulares de tempo (MORETTIN; TOLOI, 2006). Com aplicações que permeiam várias campos:

- (i) valores diários de temperatura em uma determinada região do país;
- (ii) registros diários da velocidade dos ventos em uma determinada região (Figura 2.3);
- (iii) índices diários de uma determinada ação na bolsa de valores;
- (iv) valores diários do consumo de energia elétrica;
- (v) taxa anual dos casos de dengue por 100 mil habitantes de Feira de Santana-BA (Figura 2.4);

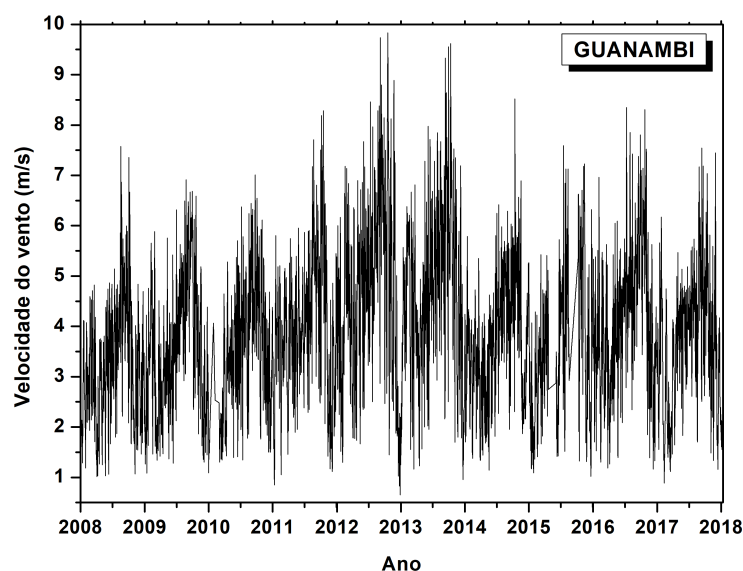


Figura 2.3: Velocidade média do vento registrada diariamente no município de Guanambi - BA, no período de 2009 a 2018. Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

O conjunto de observações apresentam interdependência, dado que os valores dos sinais que compõem a série em um dado instante são obtidos acumulando-se valores em sequência, durante um período as observações desses dados apresentam correlação entre seus sinais.

As observações vizinhas são dependentes, a série possui memória, o que torna interessante o estudo e a modelagem dessa dependência. Nos modelos de regressão, por exemplo, a ordem das observações não é relevante para a análise (não influencia no resultado), em contra partida em análises de séries temporais a ordem dos dados é um fator decisivo.

Vale notar também que o tempo pode ser substituído por outra variável como espaço, profundidade e outros (EHLERS, 2005).

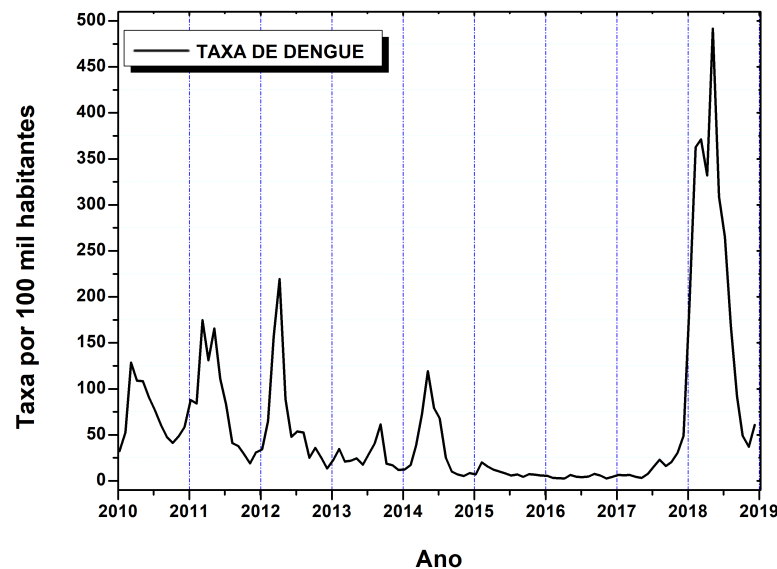


Figura 2.4: Taxa anual por 100 mil habitantes dos casos de dengue registrados no município de Feira de Santana-BA de 2011 a 2019. Fonte: (SINAN, 2020) e (IBGE, 2020). Elaborado pela autora.

As figuras 2.3 e 2.4 são exemplos de dados dispostos no tempo. E diferentemente do modelos de regressão, segundo Morettin e Tolo (2006) a característica dessas séries é o fato de estarmos interessados em modelar a dependência temporal entre os valores observados.

## 2.6 Análise de série temporal

O principal objetivo de analisar uma série temporal é construir modelos com a finalidade de se obter a inferência das observações dessa série. Quando se analisa uma série temporal  $Z(t_1), \dots, Z(t_N)$ , onde  $Z(t)$  é a variável aleatória observada nos instantes  $t_1, \dots, t_N$ , a abordagem dessa análise pode ser conduzida no domínio da frequência, cujo os modelos propostos são não-paramétricos (número infinito de parâmetros) ou pode ser conduzida no domínio temporal, modelos propostos são os paramétricos.

Morettin e Tolo (2006) afirmam que, quando se analisa uma série temporal pode-se estar interessado em:

- Investigar o mecanismo gerador da série temporal;

- b) Fazer previsões de valores futuros da série; podendo ser a curto prazo e longo prazo;
- c) Descrever apenas o comportamento da série; neste caso, a utilização de medidas estatísticas descritivas, a construção de gráficos, a verificação de tendências, ciclos e variações sazonais etc. podem ser ferramentas úteis;
- d) Procurar periodicidades relevantes nos dados.

Ainda sob esta óptica, vale ressaltar que uma das hipóteses mais recorrentes em relação ao estudo de séries temporais é a estacionariedade da série ou seja flutuação de seus valores em torno de uma média contante. Contudo, a maioria das séries temporais reais apresentam-se de alguma forma de não estacionariedade, ou seja, apresentam um equilíbrio instável ao longo do tempo, outros tipos de análises são feitos para descrever o comportamento desses tipos de séries, que são modelos autorregressivos integrados às médias móveis.

Em consoante [Box e Jenkins \(1976\)](#) afirmaram que a análise de séries temporais tem como objetivo realizar a previsão que pode ser informações úteis para: otimização de processos e planejamento econômico. Então modelar uma série temporal, significa investigar memória da série, se há ou não dependência de seus sinais no tempo, investigando se existe ou não tendência.

Séries compostas com dados faltantes são um problema, pois a natureza de uma série temporal é sequencial e para realizar a sua análise a ordem dos dados é crucial. É possível reconstruir valores faltantes de uma série temporal climática com estudos paleoclimáticos que geralmente simulam as condições climáticas por meio de evidências encontradas em sedimentos ou anéis de árvores, por exemplo, permitindo a modelagem da série e tornando relevante a contribuição da análise no estudo do clima ([PALMA, 2016](#)). Contudo, para os casos onde não é possível fazer esse tipo de reconstrução, existem métodos estatísticos capazes de suavizar tal problema possibilitando o processamento da modelagem com resultados significativamente aceitáveis.

## 2.7 Componentes de uma série temporal

As variáveis a serem previstas na análise de séries temporais apresentam padrões específicos. Para identificar esses padrões é necessário decompor a série nas componentes de tendência, sazonalidade e um termo aleatório ([MORETTIN; TOLOI, 2006](#)).

- **Tendência:** ao analisar uma série temporal  $Z(t_1), \dots, Z(t_N)$ , é possível notar que existe um comportamento gradual das observações, a este comportamento denota-se tendência. Essa tendência pode se comportar linearmente ou não-linear de modo crescente ao longo do tempo ou decrescente, ou ainda se manter estacionária. Para todos os casos listados aqui existe, pelo menos, um modelo adequado para modelar a série.



- **Sazonalidade:** faz referência ao padrão que os valores assumem em um determinado período (geralmente intra-anuais), mas não são precisamente regulares. Esse tipo de variação pode ser aferido por medições diárias, mensais ou anuais. As análises tradicionais sobre sazonalidade tentam decompor o fenômeno em três partes, através de:  $Y_t = \text{tendência} + \text{sazonalidade} + \text{termo aleatório}$ . A componente aleatória reflete os movimentos residuais. Retirando a tendência e os resíduos, pode-se então analisar os efeitos sazonais da série (ANTUNES; CARDOSO, 2015).

- **Termo Aleatório:** a suposição usual é que esse componente da série é formado apenas de ruídos, com média igual a zero e variância constante.

## 2.8 Fractal

A geometria fractal foi introduzida por Mandelbrot (1982) e segundo o autor os fractais são formas geométricas que possuem características especiais que as distinguem das outras formas clássicas, como a propriedade de auto-semelhança em diferentes níveis de escala ( $n$ ) e por possuírem dimensões não-inteiras, as dimensões fractais ( $D_f$ ), fazendo-se ferramenta eficiente para descrever formas irregulares e geometria complexas não-euclidiana (BARNSELY, 2014). Existem dois tipos de fractais: os fractais determinísticos e os fractais estocásticos. Os fractais determinísticos possuem propriedade de auto-similaridade exata em todas as escalas, o tapete de Sierpinski ou o triângulo de Sierpinski, figura 2.5, são exemplos dessa classe de fractais. O seu processo de formação é iterativo, por processos matemáticos, e consiste em substituir as unidades da estrutura pela estrutura básica característica de cada tipo de fractal (triângulos ou quadrados) (VICSEK, 1992).

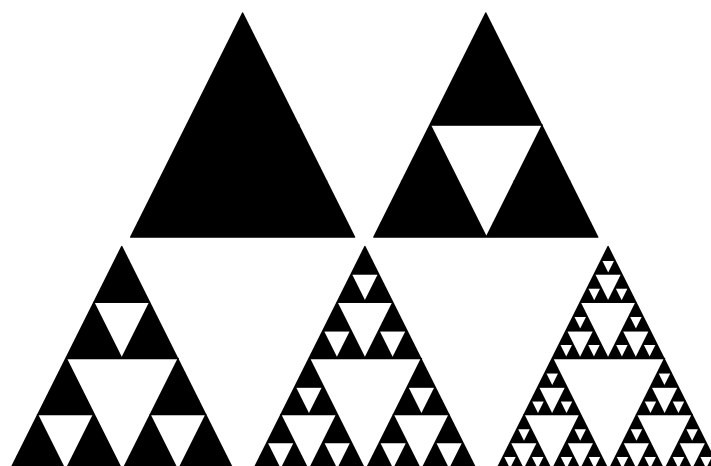


Figura 2.5: Construção do triângulo de Sierpinski. Fonte: (MANDELBROT, 1982). Elaboração própria.

Por sua vez, os fractais estocásticos também são conhecidos como os fractais naturais e podem ser observados nas árvores, nuvens, rios, linhas costeiras, ramificação de neurônios, por exemplo. Possuem a característica de auto-similaridade estatística, restringida dentro dos limites da escala, ou seja, não apresentam tal característica em todas as escalas como os fractais determinísticos. Para melhor entendimento, considere uma árvore (Figura 2.6) suas ramificações finitas dos galhos e folhas seguem um padrão de crescimento e disposição e também possuem variações aleatórias que são bem representadas por fractais nessas variações em diferentes escalas, ou seja, os galhos são constituídos por unidades similares que se ramificam em escalas cada vez menores.



Figura 2.6: Exemplo de um fractal estocástico. Fonte: Acervo pessoal.

Um ramo de uma árvore se parece com uma versão menor de toda a árvore. Se uma parte de um objeto consegue representar o todo, exatamente ou estatisticamente, isto significa que esse objeto apresenta auto-similaridade (PEITGEN et al., 1988). E se a dimensão fractal mede as irregularidades de um conjunto de escalas, desta forma, um objeto que possui dimensão fractal mais alta é mais complexo e irregular do que um objeto que tem dimensão fractal mais baixa (BRESLIN; BELWARD, 1999).

O estudo dos fractais tem larga aplicação em sistemas complexos como em séries temporais climáticas ((BARROS, 2012); (CABALLERO et al., 2020)), normalmente os processos da natureza se mostram não-aleatórios independentes, apresentando significantes correlações

de longo alcance (memória longa). O primeiro método criado para realizar análise de série temporal de longo alcance foi desenvolvido por [Hurst \(1951\)](#), para descrever a dinâmica de longo alcance dos níveis de água (amplitude) em rios e reservatórios.

## 2.9 Correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias

Nesta seção serão abordados métodos de análise para séries temporais não estacionárias capazes de identificar e mensurar o grau de persistência de longo alcance em diferentes escalas de tempo.

### 2.9.1 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Para realizar a previsão das séries temporais da média diária da velocidade do vento e da radiação solar foi utilizado o método DFA, em português, análise das flutuações sem tendência. Idealizado por [Peng et al. \(1994\)](#) foi proposto inicialmente para aplicações em análise sequencial de DNA e desde então tem se tornado uma técnica robusta para quantificar a autossimilaridade em séries temporais não estacionárias, utilizada em diversas aplicações. A modelagem do DFA consiste nos seguintes passos:

1 – De posse da série temporal  $u_i$  de tamanho  $N$ , determina-se o desvio de cada ponto da série em relação a sua média. Integra-se a série original  $u_i$  com  $i$  variando de 1 a  $N$ , para obter:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (u_i - \langle u \rangle) \quad (2.1)$$

Em que,  $\langle u \rangle$  é a média. Nesse momento de integração os sinais originais da série  $u_i$  passam por um processo de autossimilaridade.

2 – A série temporal integrada  $y(k)$  é dividida em intervalos de iguais comprimentos  $n$  não sobrepostos. Para cada intervalo de comprimento  $n$  é ajustado um polinômio de grau 1  $\geq y(k)$ , titulado  $y_n(k)$ .

3 – Agora, a série temporal integrada  $y(k)$  é subtraída de  $y_n(k)$  em cada intervalo de comprimento  $n$ . Para cada intervalo de comprimento  $n$  calcula-se a média sobre todos os

intervalos para obter a função de flutuação de ordem  $n$ , com base na expressão:

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (2.2)$$

Esse cálculo deve ser repetido em todas amplitudes de tempo (intervalo de comprimento) para estabelecer uma relação entre  $F_{DFA}(n)$  e o intervalo de comprimento  $n$ .  $F_{DFA}(n)$  tende a aumentar com o tamanho do intervalo de comprimento  $n$ .

4 – Por último, é verificado o comportamento da função  $F_{DFA}(n)$  se ele for do tipo de uma lei de potência, com  $F_{DFA}(n) \sim n^\alpha$  em que  $\alpha$  é o expoente de correlação de longo alcance, (Figura 2.7):

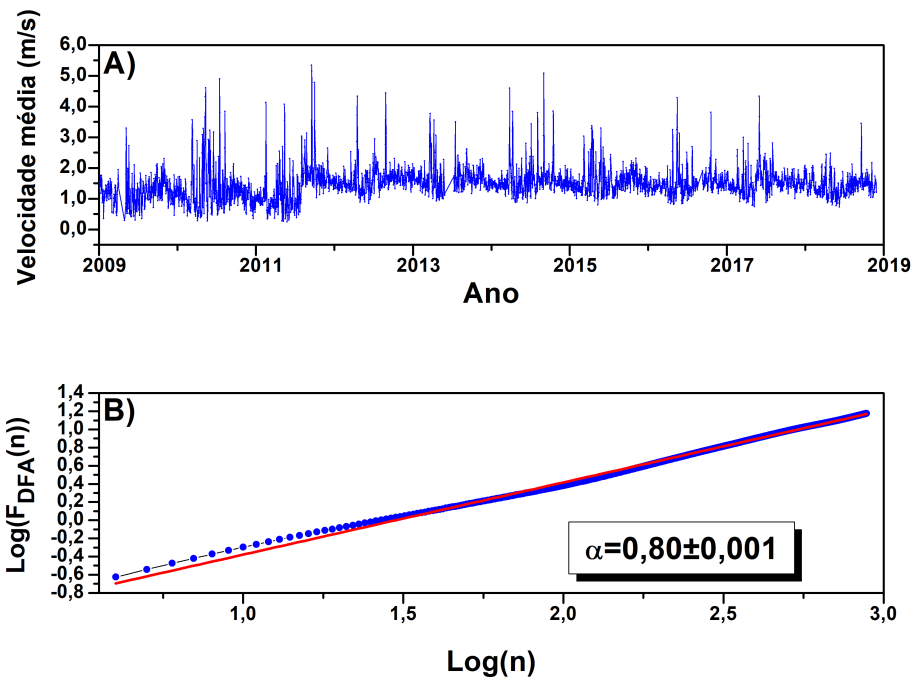


Figura 2.7: Comportamento do expoente  $\alpha$  dos registros diários médios da velocidade do vento no município de Salvador-BA de 2009 a 2018. Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

É possível indicar através do expoente  $\alpha$  obtido o efeito de memória de longa duração da série e ele tem as seguintes classificações segundo ((WALLECZEK, 2000); (ZHENG; SONG; WANG, 2008); (ZEBENDE; FERNANDEZ; PEREIRA, 2016)):

- $\alpha > 0,5$  comportamento persistente de longo alcance, ou seja, é mais provável que o comportamento futuro da série siga a mesma direção observada dos sinais passados;

- $\alpha < 0,5$  comportamento antipersistente da série, sinal anticorrelacionado, é mais provável que o comportamento futuro da série siga a direção oposta dos sinais passados;
- $\alpha = 0,5$  sem correlação, com ruído branco (sem memória);
- $\alpha \cong 1,0$  representa série temporal com ruído rosa ( $\frac{1}{f}$  ruído), transição entre a imprevisibilidade do ruído branco e a paisagem muito mais suave do ruído browniano;
- $\alpha > 1,0$  não estacionário, com caminhos aleatórios;
- $\alpha \cong 1,5$  conclui-se que a série apresenta ruído do tipo Browniano.

Sendo assim, o expoente  $\alpha$  pode ser interpretado como indicador de rugosidade da série original, quanto maior for o valor de  $\alpha$  mais suave é a série (PENG et al., 1995). Torna-se possível por meio de  $\alpha$  mensurar em que grau a tendência observada na série passada influencia na manutenção do seu comportamento futuro (FILHO, 2009).

O método DFA tem aplicações na análise de séries temporais nas mais diversas áreas: séries temporais financeiras ((COSTA; VASCONCELOS, 2003), (ZEBENDE; SILVA; FILHO, 2013)); em climatologia ((ZEBENDE et al., 2021), (IVANOVA; AUSLOOS, 1999), (ARAUJO, 2012)); em séries temporais de acidentes ((ZEBENDE; SILVA; FILHO, 2011)). O DFA tem sido eficiente na identificação de autossimilaridade de longo alcance em cenário de séries com manchas (ZEBENDE et al., 2018). Uma das razões de se empregar o método DFA é evitar a detecção falsa de correlações na série que são artefatos da não estacionariedade nas séries temporais, como as tendências, comuns a dados climatológicos.

Em virtude das séries trabalhadas neste estudo consistirem em séries anuais (número de observações ( $N \leq 366$ ) e conforme atesta a literatura que a modelagem através do DFA não resulta em uma boa estimativa para os coeficientes em séries temporais com observações inferiores a 1.000 (CARBONE; CASTELLI; STANLEY, 2004). No entanto, se utilizada a metodologia desenvolvida por Kristoufek (2010) é possível validar os resultados do DFA para séries com ( $N < 1.000$ , desde que seja aplicado um teste estatístico.

O teste estatístico supracitado fundamenta-se na simulação de 10.000 séries temporais independentes e identicamente distribuídas (i.d.d.) em um processo Gaussiano com média igual a zero ( $\mu = 0$ ) e variância igual a um ( $\sigma^2 = 1$ ) e com  $\alpha_{DFA} = 0,5$  (séries sem memórias). Para esta pesquisa foram estimados 10.000  $\alpha_{DFA}$  a partir da simulação de 10.000 séries temporais (i.d.d.)  $N(\mu = 0, \sigma^2 = 1, \alpha_{DFA} = 0,5)$  de tamanho  $N = 365$ . Em seguida, testou-se as seguintes hipóteses estatísticas:

- $H_0 : = 0,5$  não possui memória de longo alcance;
- $H_1 : \neq 0,5$  possui memória de longo alcance.

Em que,  $H_0$  representa a hipótese nula ou de igualdade e  $H_1$  representa a hipótese alternativa. Para rejeição da hipótese nula ou não foi construído o intervalo de confiança com

95%. Definida pela expressão:

$$\bar{X}_\alpha \pm 1,96.S_\alpha \quad (2.3)$$

Em que,  $\bar{X}_\alpha$  é a média dos expoentes  $\alpha$ DFA para simulação com 10.000 séries (i.d.d.), 1,96 representa o quantil da distribuição normal com intervalo de confiança de 95% e  $S_\alpha$  é o desvio padrão da simulação. Tornando possível determinar a variação da qual os  $\alpha$ DFA podem ser indicados como estatisticamente significativos ou não.

A figura 3.5 sintetiza o teste estatístico do DFA idealizado por [Kristoufek \(2010\)](#).

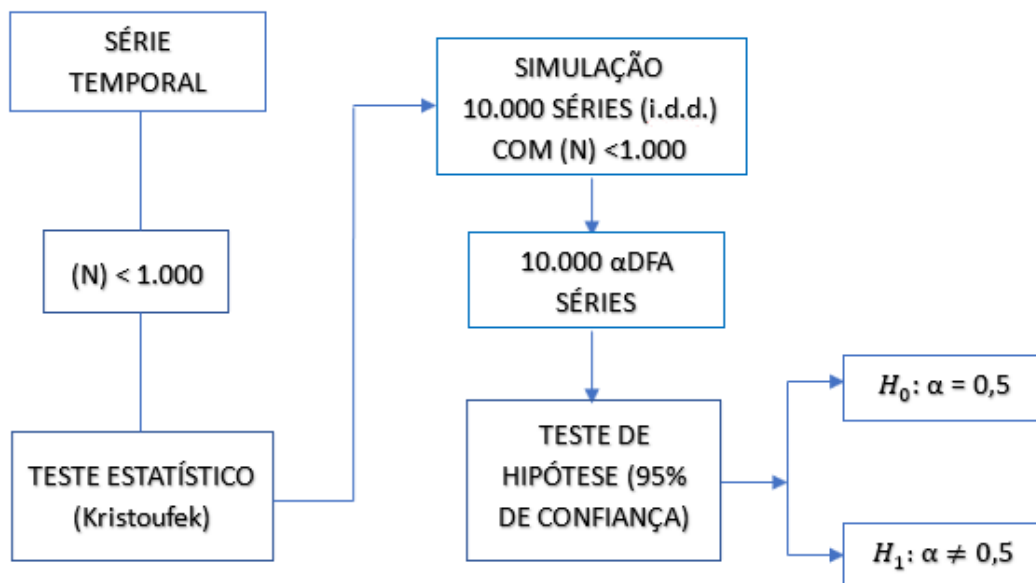


Figura 2.8: Fluxograma metodológico do teste estatístico do DFA. Fonte: Elaborado pela autora.

### 2.9.2 DFA - Janelas deslizantes

Para realizar a análise da evolução do expoente  $\alpha$ DFA, foi aplicado janelas deslizantes nas séries temporais de velocidade do vento tornando possível verificar a dinâmica das séries temporalmente. Então, não será calculado o DFA estático, mas o DFA com abordagem das janelas deslizantes. Esse tipo de modelagem já foi aplicado para mercado financeiro por (([CARBONE; CASTELLI; STANLEY, 2004](#)), ([FERREIRA, 2019](#))), também no estudo dinâmico da evolução das ações bancárias na União Europeia ([FERREIRA et al., 2018](#)),

na análise das oscilações dos indicadores criminais (DA SILVA FILHO; ZEBENDE; GUEDES, 2021), entre outros. É relevante relatar que o procedimento de janelas deslizante foi implementado anteriormente por Carbone, Castelli e Stanley (2004) com o expoente de Hurst.

Os cálculos foram realizados transformando todo o campo amostral da pesquisa (séries com período entre os anos de 2000 a 2018) em amostras sequenciais de janelas com 1.000 observações, ou seja, o primeiro expoente  $\alpha\text{DFA}_1$  a ser calculado pertence a amostra de tamanho  $t=1, \dots, t=1.000$ , para o próximo  $\alpha\text{DFA}_2$   $t=2, \dots, t=1.001$  e assim sucessivamente. A figura 2.9 representa o procedimento do DFA com abordagem da janela deslizante:

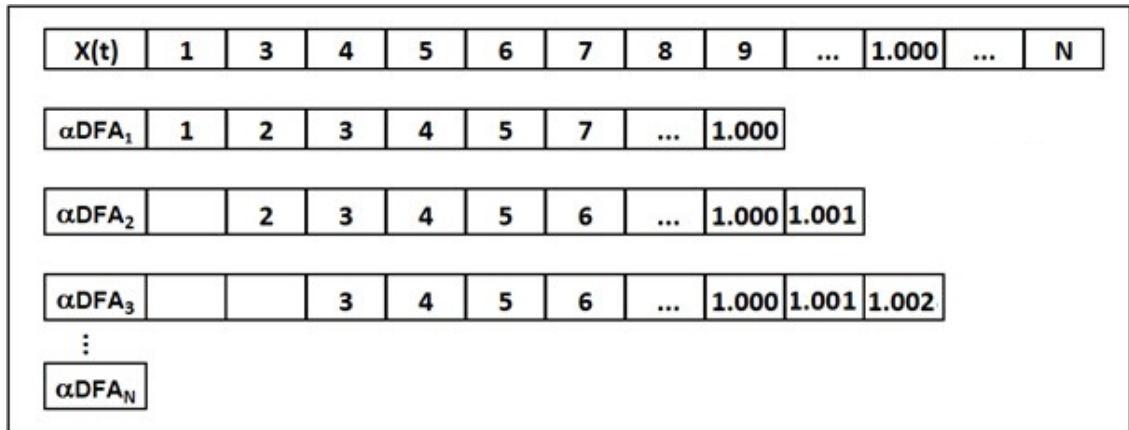


Figura 2.9: Ilustração do procedimento do DFA com janela deslizante. Fonte: Elaborado pela autora.

Com esta metodologia é possível avaliar uma medida ao longo do tempo em grandes blocos obtendo várias subamostras sucessivas da série temporal e consequentemente possibilitando mensurar a autocorrelação em vários momentos da série.

### 2.9.3 Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA)

Idealizado por Podobnik e Stanley (2008), o método DCCA, em português, análise de correlação cruzada sem tendência, é uma generalização do método estatístico DFA. Por meio do DCCA é possível estimar o expoente que caracteriza a correlação cruzada de longo alcance entre duas séries temporais, não estacionárias e de mesmo número de pontos (ZEBENDE; FILHO, 2009).

A modelagem do DCCA consiste nos seguintes passos, conforme orientação de [Filho \(2009\)](#):

1 – Integrasse duas séries temporais  $\{y_i\}$  e  $\{y'_i\}$ , representadas por:

$$R_K = y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_k \quad (2.4)$$

$$R'_K = y'_1 + y'_2 + y'_3 + \dots + y'_k$$

Com  $k$  variando de 1 a  $N$ .

2 – De maneira similar ao DFA, as séries temporais integradas  $R_K$  e  $R'_K$  são divididas em intervalos de iguais comprimentos  $n$  (com superposição), cada box contém  $n+1$  valores. Para ambas as séries, em cada intervalo de comprimento (que incia em  $i$  e termina em  $i+n$ ) é calculado as tendências de cada box,  $\tilde{R}_{K,i}$  e  $\tilde{R}'_{K,i}$  ( $i \leq K \leq i+n$ ) como sendo a ordenada do ajuste linear, obtida pelo método dos Mínimos Quadrados da série somada.

3 – Na sequência, calcula-se a covariância dos resíduos em cada intervalo, com base na expressão:

$$f^2_{DCCA}(n, i) = \frac{1}{(n+1)} \sum_{K=i}^{i+n} (R_K - \tilde{R}_{K,i})(R'_K - \tilde{R}'_{K,i}) \quad (2.5)$$

4 – Em seguida, é calculado a função de correlação, representada por:

$$F^2_{DCCA}(n) = \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} f^2_{DCCA}(n, i) \quad (2.6)$$

O cálculo anterior deve ser repetido para diferentes tamanhos de boxe  $n$  a fim de estabelecer uma relação entre  $F^2_{DCCA}(n)$  e o intervalo de comprimento  $n$ . Então é verificado o comportamento da função  $F^2_{DCCA}(n)$ , indicando se existe ou não uma lei de potência, com  $F^2_{DCCA}(n) \sim n^\lambda$  sendo  $\lambda$  é o coeficiente que identifica e mensura a correlação cruzada de longo alcance entre duas séries temporais.

Embora o DCCA seja um método recente de análise de séries temporais, o mesmo tem sido aplicado nas mais variadas áreas do conhecimento, como: em séries climatológicas (([VASSOLER; ZEBENDE, 2012](#)), ([YUAN; FU, 2014](#))); séries financeiras ([LIN; SHANG; ZHAO, 2012](#)); em indicadores de criminalidade ([FILHO; SILVA; ZEBENDE, 2014](#)), entre outras. Contudo, o  $\lambda$  não quantifica o nível de correlação cruzada e diante deste cenário [Zebende \(2011\)](#), idealiza um novo modelo ( $\rho_{DCCA}$ ) capaz de quantificar o nível de



dependência entre duas séries temporais.

### 2.9.4 Coeficiente de Correlação Cruzada ( $\rho_{DCCA}$ )

O coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , modelado por [Zebende \(2011\)](#), quantifica o nível de correlação cruzada entre duas séries temporais não estacionárias em diferentes escalas de tempo  $n$ , tendo como base os métodos DFA e DCCA. Sua expressão é definida pela razão entre a função de covariância sem tendência  $F^2_{DCCA}$  e a função de variância sem tendência  $F_{DFA}$  (das duas séries analisadas):

$$\rho_{DCCA}(n) \equiv \frac{F^2_{DCCA}(n)}{F_{DFA1}(n)F_{DFA2}(n)} \quad (2.7)$$

O  $\rho_{DCCA}$  é adimensional e possui variação entre  $(-1 \leq \rho_{DCCA} \leq 1)$ . Em que, para  $\rho_{DCCA} = -1$  infere-se anticorrelação perfeita, caso  $\rho_{DCCA} = 1$  correlação cruzada perfeita e caso  $\rho_{DCCA} = 0$  representa que não há correlação cruzada entre as duas séries. Assim como os métodos DFA e o DCCA, o  $\rho_{DCCA}$  tem sido muito utilizado nos mais diversos campos do conhecimento, como: na análise do efeito da crise de 2008 no mercado de ações da zona do euro ([GUEDES et al., 2017](#)) na investigação de casos de dengue em biomas ([MACHADO et al., 2015](#)); na climatologia (([ZEBENDE et al., 2018](#)); ([VASSOLER; ZEBENDE, 2012](#))); na investigação da variação nos resultados dos eletroencefalogramas de pacientes com alzheimer e pacientes normais ([CHEN et al., 2018](#)).

A literatura apresenta outros métodos utilizados para quantificar a correlação cruzada entre duas séries temporais, como o coeficiente de correlação de Pearson ([SOUKISSIAN; KARATHANASI; ZARAGKAS, 2021](#)), o coeficiente de correlação de classificação de Spearman ([GUEZGOUZ et al., 2021](#)), o coeficiente de correlação de Kendall ([REN et al., 2019](#)). O coeficiente de Pearson é o mais comumente usado, no entanto, o uso desse coeficiente requer que exista entre as variáveis contínuas analisadas uma relação linear. Porém, quando estamos estudando séries temporais que possuem relação não linear como no caso de variáveis climatológicas que são caracterizadas por não estacionariedade com significativas variabilidade espacial e temporal é mais apropriado para medir as correlações cruzadas linear e não linear utilizar o coeficiente  $\rho_{DCCA}$ .

É devido a este fato é possível encontrar na literatura algumas pesquisas que avaliaram as propriedades de  $\rho_{DCCA}$  em relação a Pearson. Comparando os dois coeficientes de correlação cruzada o de Pearson falha em séries temporais longas os suficientes, para escalas de tempo de 365 dias ou mais o método não é capaz de descobrir correlação cruzada verdadeira e não consegue identificar correlações distintas em diferentes escalas de

tempo ( $n$ ). O coeficiente de Pearson também falha quando, por exemplo, a série temporal original é embaralhada de forma pareada e o resultado do coeficiente não se altera por definição. Já ao contrário de Pearson, o coeficiente  $\rho_{DCCA}$  apresenta um comportamento mais robusto por levar em conta a ordem temporal dos dados é capaz de detectar o efeito de memória de longo alcance da série temporal original e quantificar o nível de intensidade das correlações distintas em múltiplas escalas temporais independentemente do potencial de não estacionariedade das séries ((ZHAO; SHANG; HUANG, 2017); (PIAO; FU, 2016); (KRISTOUFEK, 2014); (WANG et al., 2013); (GUEDES; ZEBENDE, 2019)).

### 2.9.5 $\rho_{DCCA}$ - Janelas deslizantes

Para analisar dinamicamente a existência ou não de correlações cruzadas entre as flutuações das séries temporais da velocidade do vento e radiação solar, foi utilizado o mesmo procedimento aplicado ao DFA na análise dinâmica. A abordagem das janelas deslizantes nas séries temporais de velocidade do vento e radiação solar torna possível verificar a dinâmica de ambas as séries temporalmente. Esse tipo de modelagem é usualmente aplicado nas análises das relações financeiras como, (TILFANI; FERREIRA; BOUKFAOUI, 2019), (GUEDES; ZEBENDE, 2019), (ZHANG; LI, 2018).

Os cálculos foram realizados transformando todo o campo amostral da pesquisa (séries com período entre os anos de 2009 a 2018) em amostras sequenciais de janelas com 1.000 observações, ou seja, o primeiro coeficiente  $\rho_{DCCA1}$  a ser calculado pertence a amostra de tamanho  $t = 1, \dots, t = 1.000$  para as duas séries simultaneamente, para o próximo  $\rho_{DCCA2}$   $t = 2, \dots, t = 1.001$  e assim sucessivamente. A figura 2.10 representa o procedimento do  $\rho_{DCCA}$  com abordagem das janelas deslizantes:

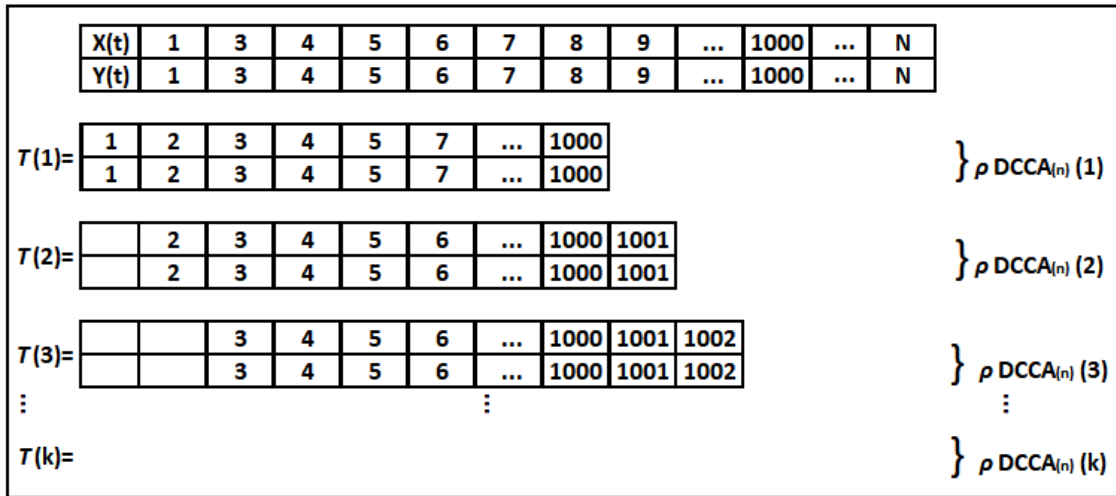


Figura 2.10: Ilustração do procedimento do  $\rho_{DCCA}$  com janelas deslizantes. Adaptado de (GUEDES, 2019). Fonte: Elaborado pela autora.

Essa técnica de janelamento é caracterizada por avaliar uma medida ao longo do tempo em grandes blocos de séries alcançando sinais mais suaves, consequentemente, aumento na precisão dos cálculos e consistência dos resultados.

## MATERIAIS E MÉTODOS

### 3.1 Fluxograma metodológico

A partir do fluxograma da figura 3.1 é possível visualizar os procedimentos metodológicos adotados para esta pesquisa.

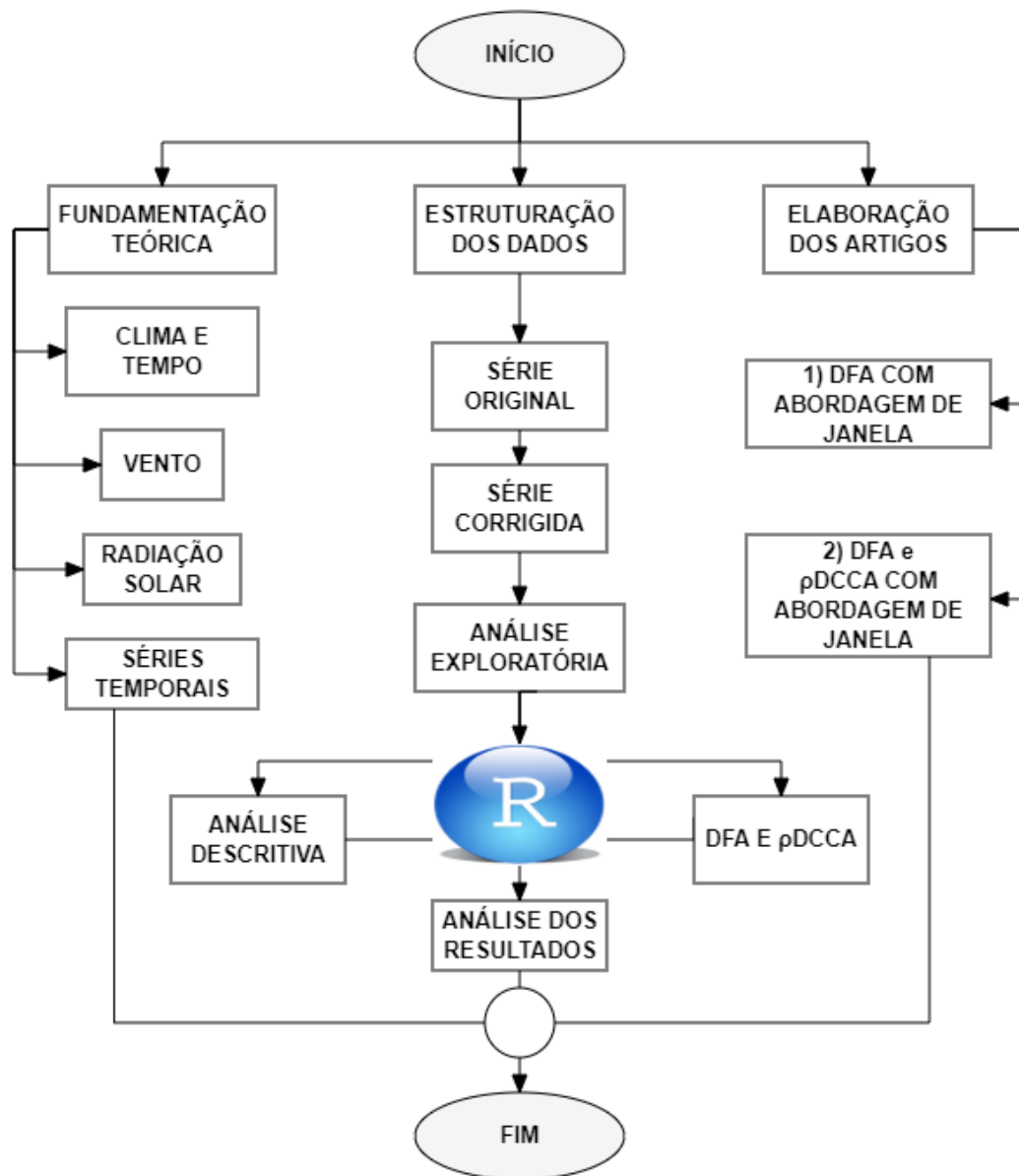


Figura 3.1: Fluxograma metodológico desta pesquisa. Fonte: Elaborado pela autora.

### **3.2 Tipo de estudo**

Trata-se de um estudo que seguiu os padrões descritivos e exploratórios, a natureza dessa pesquisa tem abordagem quantitativa. De acordo com Zanella (2009), a abordagem quantitativa leva em consideração a representatividade numérica. Em consoante, Prodanov e Freitas (2013) afirmam que esse tipo de abordagem traduz em números as informações para em seguida classificá-las e analisá-las, é necessário o auxílio de métodos e técnicas estatísticas durante o processo de investigação.

Quanto aos fins, a pesquisa descritiva tem a pretensão de retratar os fatos de determinada realidade, exigindo do pesquisador um acervo de informações sobre o que deseja estudar (TRIVIÑOS, 1987). A exploratória, por sua vez, pode ser classificada como: pesquisa bibliográfica ou estudo de caso (GIL, 2007). Posteriormente, procedeu-se à estruturação dos dados. A utilização dos métodos supracitados para alcançar os objetivos desse presente estudo justificam adequadamente a escolha. Através do interesse em identificar, caracterizar e descrever o regime dos ventos e da radiação solar na Bahia, objeto da pesquisa estabelecido.

### **3.3 Critérios de inclusão e exclusão**

Os critérios adotados de inclusão, para a determinação da escolha dessas estações meteorológicas e conseqüentemente de seus respectivos municípios sedes, foram os seguintes: selecionar as estações localizadas nos municípios que possuíssem parques eólicos em operação ou municípios de maiores PIBs (R\$ milhões) com os melhores bancos de dados de velocidade do vento e radiação solar e que incluíssem todos os Biomas do Estado da Bahia. O critério de inclusão utilizado para delimitar o período total da pesquisa advém dos dados fornecidos durante os anos de 2009 a 2018 possuem os registros diários mais estáveis para as duas variáveis climatológicas. Os critérios de exclusão foram baseados nos dados que não estivessem em conformidade com os critérios de inclusão.

### **3.4 Localização das regiões de estudo**

O Estado da Bahia (Figura 3.2) é uma das 27 unidades federativas do Brasil, no continente da América do Sul. Situa-se na região Nordeste do país, junto com os Estados de Alagoas, Ceará, Maranhão, Paraíba, Pernambuco, Piauí, Rio Grande do Norte e Sergipe. Na Bahia estão três dos seis Biomas brasileiros, com suas características específicas definidas pelos macroclimas, solos, ecossistemas dentre outros critérios, o Estado é caracterizado por metade dos Biomas do país. Possui uma área territorial de 564.722,611 Km<sup>2</sup> e

população estimada de 14.873.064 habitantes divididos em 417 municípios (IBGE, 2019).

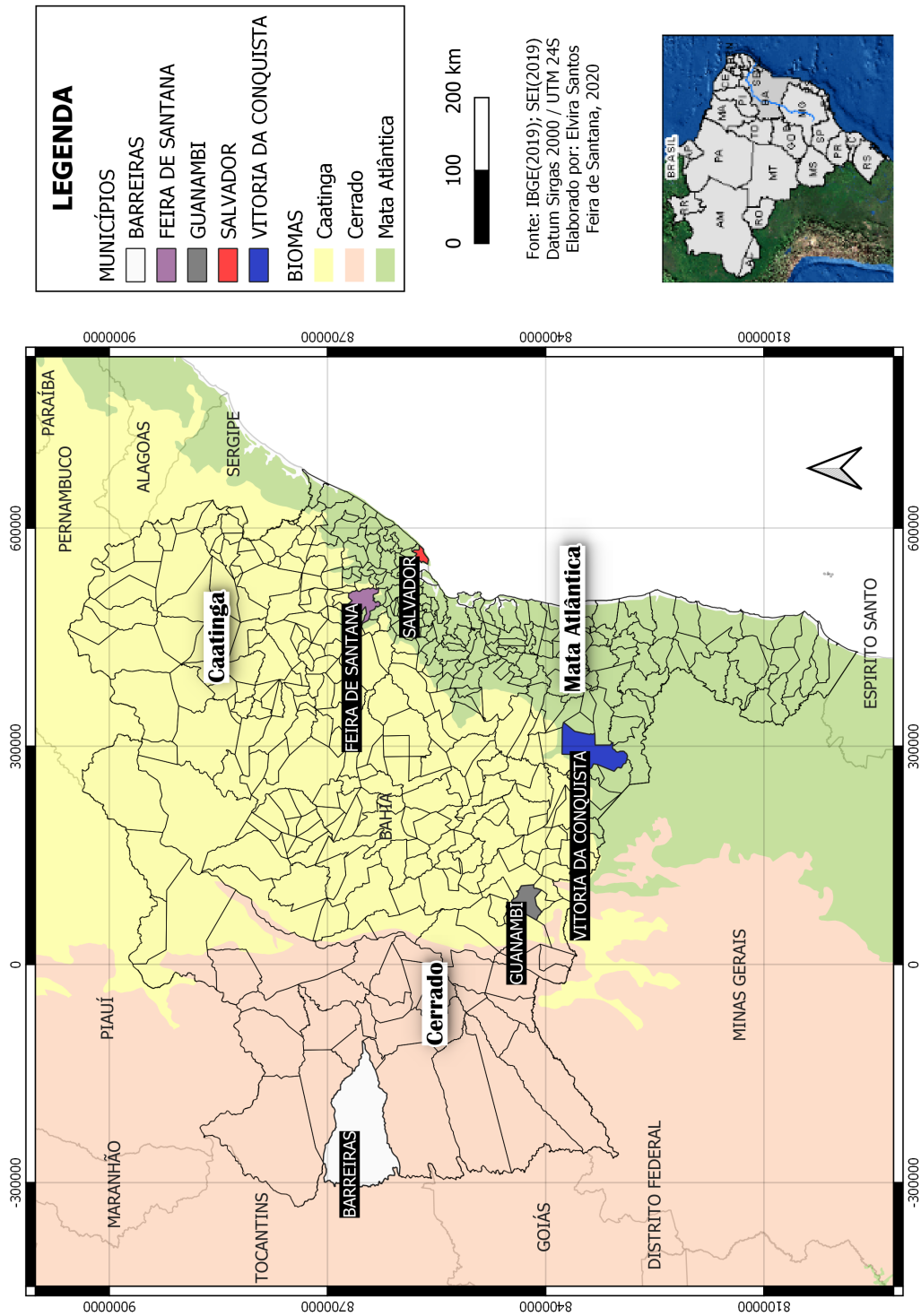


Figura 3.2: Localização dos municípios. Mapa dos Biomas baianos. Fonte: Elaborado pela autora.

A fim de modelar a dinâmica espaço-temporal do regime dos ventos no Estado da Bahia, para esta pesquisa foram escolhidas cinco estações meteorológicas automáticas localizadas nas sedes dos municípios de Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista, com as informações técnicas apresentadas na (Tabela 3.1) e por possuírem as seguintes características:

Município	Latitude (S)	Longitude (W)	Altitude (m)
Barreiras	12°09'	45°01'	470,37
Feira de Santana	12°15'	38°58'	231
Guanambi	14°12'	42°44'	882
Salvador	13°01'	38°31'	51,41
Vitória da Conquista	14°53'	40°28'	870

Tabela 3.1: Localização das estações meteorológicas. Fonte: Modificado pela autora (INMET, 2019).

- **Barreiras:** este município está localizado no extremo oeste do Estado da Bahia e inserido no Bioma Cerrado. O clima é caracterizado por duas estações bem definidas, uma seca entre os meses de Maio a Setembro e a outra chuvosa entre Outubro a Abril (BATISTELLA; VALLADARES, 2009). Em 2010, a população estimada foi de 137.427 habitantes com PIB de aproximadamente R\$ 3.358,64 milhões (SEI; IBGE, 2016).
- **Feira de Santana:** é reconhecido como o Portal do Sertão, sendo o segundo município mais populoso do Estado da Bahia com população calculada no último censo de 2010, tinha 556.642 habitantes. Situado no Centro-Norte na região do semiárido da Bahia está contido nos Biomas de Caatinga e Mata Atlântica. Localizado a aproximadamente 116 km de Salvador, capital da Bahia, com o PIB de R\$ 13.107,35 milhões (SEI; IBGE, 2016).
- **Guanambi:** este município abriga parte do Parque Eólico Complexo Alto Sertão, maior parque eólico em operação da América Latina (NOGUEIRA, 2019). Sua população foi estimada em 78.833 habitantes em 2010 e seu PIB de R\$ 1.198,66 milhões (SEI; IBGE, 2016). Localizado na região centro-sul do Estado o Bioma de Guanambi é predominante a Caatinga, com a presença também da vegetação Cerrado.
- **Salvador:** é a capital do Estado da Bahia e com os seus 2.675.656 habitantes é também o mais populoso município da região Nordeste e o terceiro município mais populoso do país, segundo IBGE (2010). Com o PIB de R\$ 61.102,37 milhões (SEI; IBGE, 2016). Encontra-se completamente inserido na Mata Atlântica e seus ecossistemas associados (restingas e manguezais).
- **Vitória da Conquista:** com 306.866 habitantes é o terceiro município mais populoso

do Estado (IBGE, 2010). Localizada na região sudoeste baiano, no semiárido nordestino, é reconhecida pela transição ecológica de seus Biomas a Caatinga e a Mata Atlântica. Ainda segundo (SEI; IBGE, 2016) teve PIB de R\$ 6.226,15 milhões.

A seguir será apresentada a (Figura 3.3) com a representação gráfica do PIB dos municípios escolhidos:

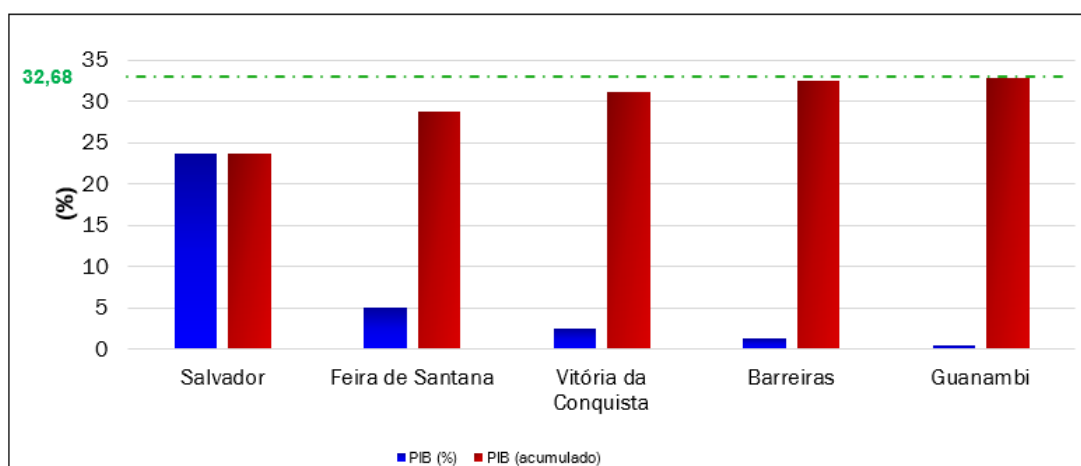


Figura 3.3: Proporção do Produto Interno Bruto (PIB %) dos municípios, 2016. Fonte: (SEI; IBGE, 2016). Elaborada pela autora.

A soma do PIB dos cinco municípios eleitos como objetos de estudo desta pesquisa resulta em R\$ 84.993,17 milhões que corresponde a um acumulado de 32,68% do PIB da Bahia (Figura 3.3).

### 3.5 Fonte de dados

O Instituto Nacional de Meteorologia é um órgão do governo que além de fornecer dados climatológicos é responsável por monitorar o clima e o tempo no Brasil, é também membro da Organização Meteorológica Mundial (OMM) (RAMOS; SANTOS; FORTES, 2009). Os dados coletados na rede de estações automáticas são disponibilizados em tempo real e de forma gratuita tendo grande importância para a utilização em diversos setores do país como o da economia e da defesa civil. As séries temporais históricas para esta pesquisa foram coletadas no período entre os anos de 2009 e 2018.

Esta pesquisa realizará uma abordagem quantitativa dos dados secundários de medições horárias, das 00:00 às 23:00 h UTC (Tempo Universal Coordenado) da velocidade do vento, dada em metro por segundo (m/s), e da radiação solar global dada em quilojoule por metro ao quadrado (KJ/m<sup>2</sup>) das 09:00 às 22:00 h UTC em cinco estações meteorológicas a uma



altura de 10 metros, localizadas no Estado da Bahia. Os dados foram obtidos da base de dados das estações automáticas do Instituto Nacional Meteorologia (INMET), solicitados pelo endereço eletrônico <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=home/contato> e disponibilizados gratuitamente.

### 3.6 Tratamento dos dados

Para caracterização das séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar, inicialmente foi realizado o tratamento dos dados das estações oriundos da série original fornecida pelo INMET (Figura 3.4), cuja apresenta inconsistências (registros faltantes representados pela palavra NULL) ocasionadas por diferentes fatores, como exemplo falha no anemômetro ou piranômetro.

	VENTO VELOCIDADE (m/s)	VENTO VELOCIDADE (m/s)	VENTO VELOCIDADE (m/s)	VENTO VELOCIDADE (m/s)	VENTO VELOCIDADE (m/s)	VENTO VELOCIDADE (m/s)
HORA UTC	0000	0100	0200	0300	0400	0500
26-mai-2007	2,0	2,2	2,2	2,1	1,2	1,5
27-mai-2007	3,0	2,8	2,5	2,5	3,2	1,7
28-mai-2007	2,2	1,3	0,9	0,7	0,9	0,7
29-mai-2007	2,1	1,5	0,9	1,0	0,3	0,3
30-mai-2007	1,9	2,1	1,3	1,3	0,8	0,5
31-mai-2007	2,5	2,5	1,7	1,4	1,7	1,8
01-jun-2007	2,4	1,8	3,0	1,3	1,4	2,1
02-jun-2007	2,2	2,7	2,3	2,2	1,4	1,3
03-jun-2007	1,6	1,3	0,9	0,4	0,2	0,3
04-jun-2007	1,1	1,1	1,7	0,6	0,5	0,3
05-jun-2007	2,4	3,2	2,1	1,0	1,0	1,2
06-jun-2007	1,7	1,1	1,9	1,9	1,8	1,7
07-jun-2007	0,7	0,3	0,2	0,3	0,1	0,5
08-jun-2007	1,3	0,6	1,0	1,6	0,4	0,5
09-jun-2007	1,4	1,2	0,6	0,4	0,4	0,3
10-jun-2007	NULL	NULL	1,6	NULL	NULL	1,5
11-jun-2007	1,6	NULL	NULL	1,2	NULL	NULL

Figura 3.4: Estrutura dos dados da velocidade do vento. Fonte: (INMET, 2019).

Para esse tratamento foi utilizado o *software* Microsoft Excel 2016<sup>®</sup>, onde estabeleceu-se a condição mínima para se obter a média diária, com três registros horários de vento e radiação por dia, confeccionando o banco de dados das séries históricas corrigidas de velocidade média diária do vento e radiação solar global média diária. Posteriormente, foi realizada a análise exploratória desse banco de dados para identificar os valores mínimos, valores máximos e os valores médios para ambas variáveis no período estudado.

A tabela 3.2, expressa a data de início e de final da série corrigida para cada município estudado, assim como o total de pontos das respectivas séries:

<b>Município</b>	<b>Início</b>	<b>Fim</b>	<b>Pontos</b>
Barreiras	20/12/2001	31/12/2018	5239
Feira de Santana	26/05/2007	31/12/2018	4051
Guanambi	24/04/2008	31/12/2018	3717
Salvador	05/10/2000	31/12/2018	5763
Vitória da Conquista	01/06/2007	31/12/2018	3741

Tabela 3.2: Informações dos dados. Fonte: Modificado pela autora (INMET, 2019).

Os pacotes na linguagem R utilizados na modelagem da presente pesquisa foram os seguintes: PerformanceAnalytics (PETERSON; CARL, 2020). A fim de apresentar a estatística descritiva das séries temporais (desvio padrão, assimetria, curtose, média e coeficiente de variação), em relação aos conceitos relativos as medidas de dispersão e posição é possível consultar ((TRIOLA, 2008); (TOLEDO; OVALLE, 1985)). O pacote NonlinearTseries (GARCIA, 2019), para definir os expoentes de autocorrelação do método DFA o pacote DCCA (PRASS; PUMI, 2019), os coeficientes de correlação cruzada do método  $\rho$ DCCA através do GMZTests (GUEDES; FILHO; ZEBENDE, 2020) e a abordagem com janelas deslizantes pelo pacote SlidingWindows (GUEDES et al., 2020).

A fim de modelar dados com mais constâncias em observações seguidas, foram utilizados para confecção do Artigo 1, proposto no próximo capítulo, as séries históricas de todos os municípios a partir do ano de 2009 até 2018 por estes possuírem mais de 365 sinais por ano. Para o Artigo 2, as séries históricas das variáveis climáticas velocidade do vento e radiação solar global foram colhidas simultaneamente (Figura 3.5), a fim de analisar, identificar e quantificar o nível se correlação cruzada existente entre flutuações de cada série por meio do coeficiente de correlação cruzada  $\rho$ DCCA.

HORA UTC	VELOCIDADE MÉDIA DO VENTO (m/s)	RADIAÇÃO SOLAR MÉDIA (kJ/m <sup>2</sup> )
01/01/2009	2,15	1771,84
02/01/2009	2,30	1751,48
03/01/2009	2,51	1817,56
04/01/2009	2,64	1680,04
05/01/2009	1,85	932,56
06/01/2009	2,09	1550,71
07/01/2009	2,11	1115,62
08/01/2009	2,91	1747,81
09/01/2009	2,64	1248,24
10/01/2009	3,17	1900,86
11/01/2009	2,92	1698,79
12/01/2009	2,48	1375,60
13/01/2009	2,83	1899,63
14/01/2009	2,77	1526,82
15/01/2009	2,19	2023,31
16/01/2009	2,66	1723,78
17/01/2009	3,06	1760,76

Figura 3.5: Estrutura dos dados da velocidade do vento. Fonte: (INMET, 2019).

Para contemplar os objetivos desta pesquisa os resultados aqui alcançados estão organizados em formato de artigos, expostos nos capítulos quatro e cinco, por opção metodológica. O primeiro artigo (ver Capítulo 4) realiza uma análise dinâmica da velocidade do vento, via DFA e estatística descritiva. O segundo artigo (ver Capítulo 5) caracteriza conjuntamente a velocidade do vento e a radiação solar com o método DFA, estatística descritiva e o coeficiente  $\rho$ DCCA.

## ARTIGO 01

---

### 4 ANÁLISE DINÂMICA DA VELOCIDADE DO VENTO NO ESTADO DA BAHIA

#### RESUMO

O presente artigo tem o objetivo de analisar as flutuações diárias das séries temporais da velocidade do vento de alguns municípios do Estado da Bahia, Brasil no período Janeiro de 2009 a Dezembro 2018 com a abordagem da janela deslizante. A análise será executada, principalmente, com o método conhecido na literatura como *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), idealizado por Peng et al. (1994), capaz de identificar e mensurar autocorrelação em séries temporais não estacionárias em diferentes escalas de tempo. Para atender ao objetivo proposto elegemos cinco municípios da Bahia, por opção metodológica: Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista. Os resultados indicaram autocorrelação persistente e estatisticamente significativa ao nível de 5% para todos os municípios objetos de estudo e período. A descritiva com janela deslizante ( $w=365$ ) constatou predominância de variação relativa acima de 15%, curtose e assimetria positiva. Nossos achados podem ser utilizados como mais uma proposta de modelar dados relativos à velocidade do vento e contribuir com pesquisas relacionadas a dados climatológicos.

**Palavras-chaves:** Autocorrelação. Detrended Fluctuation Analysis. Velocidade do vento. Janela Deslizante.

#### 4.1 Introdução

O clima é o resultado da interação contínua entre o conjunto de condições atmosféricas e os elementos climáticos (velocidade e direção do vento, temperatura do ar, umidade relativa do ar, radiação solar, pressão atmosférica) que variam no tempo e no espaço e nunca estão em perfeito equilíbrio, caracterizando assim o clima como um sistema complexo de modo que qualquer perturbação em um desses elementos pode resultar em uma mudança climática de escala significativa (VASSOLER; ZEBENDE, 2012). Entre os elementos climáticos, nesse trabalho de investigação científica, daremos ênfase a velocidade do vento.

O vento constitui um dos elementos mais importantes no estudo do clima, pois traduz o aquecimento dos gases na atmosfera ocasionado pelo gradiente de temperatura que gera a movimentação de massas de ar no sentido horizontal e sob diferentes pressões (PEREIRA; ANGELOCCI; SENTELHAS, 2002). Dessa maneira, a velocidade e a direção dos ventos podem apresentar comportamento turbulento por se tratar de um fenômeno de múltiplas escalas uma vez que sofrem variação do tipo espaço-temporal e essa dinâmica natural pode acarretar uma série de consequências em função da influência direta em diversos aspectos ligados ao homem.

O conhecimento das características e das oscilações do vento é relevante e existem diversas aplicações científicas, como a pesquisa de He, Ding e Prasad (2020) que forneceram estratégias de condicionamento térmico com a utilização eficiente do vento para a cidade de Sydney na Austrália, bem como DOS ANJOS et al. (2015) que realizaram análises de correlações em séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar, na ilha de Fernando de Noronha - Brasil, com o objetivo de encontrar soluções para geração de energia limpa, também He (2017) que analisou a correlação cruzada entre velocidade do vento e poluentes em áreas urbanas e rurais da China, na gestão agrícola com García e Rico (2017) que pesquisaram o comportamento de variáveis climatológicas e suas alterações e possível extrapolação para tomada de decisão como nas ciências agrárias em Casanare - Colômbia, e Sheikhesmaeili, Montero e Laserna (2016) que avaliaram a influência da velocidade e da direção do vento sobre a uniformidade de distribuição de água de um sistema de irrigação em áreas semi-áridas, no sudoeste do Irã, entre outros.

Para desenvolver projeções de movimentos futuros das características da velocidade do vento, é indispensável entender a evolução histórica de tais propriedades por meio da análise de sua série temporal, definida como um conjunto de observações ordenadas no tempo ((BOX; JENKINS, 1976); (MORETTIN; TOLOI, 2006)). Para obter uma avaliação precisa do regime do vento de uma região, são necessárias medições durante um período de 10 anos (NFAOUI; BURET; SAYIGH, 1998). E segundo Lun e Lam (2000), os registros da velocidade do vento devem ser recentes o suficiente para descrever melhor as condições atuais.

Para Olaofe e Folly (2013) o vento pode ser considerado um dos parâmetros meteorológicos mais complexos para executar previsões. Segundo o mesmo autor, um modelo para caracterizar a velocidade do vento é uma ferramenta relevante para estimar o potencial de energia eólica de longo prazo. Diversos métodos têm sido aplicados para caracterizar e estimar propriedades das séries temporais da velocidade do vento, entre eles é possível citar: a distribuição Weibull, Rayleigh e de Gauss (OLAOFE; FOLLY, 2013). Porém, os métodos supracitados são vulneráveis aos efeitos de não estacionariedade, como as tendências, que são comuns em dados climatológicos (SOUZA; ASSIREU; ROSA, 2015).

Em função dessa limitação o método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) idealizado por Peng et al. (1994), tem sido utilizado para caracterizar as flutuações de variáveis climatológicas ((ARAUJO, 2012); (VASSOLER; ZEBENDE, 2012); (PIAZZA et al., 2016); (JIANG; LI; ZHAO, 2017); (MURARI et al., 2020); (ZEBENDE et al., 2021)).

Devido a sua robustez, na mensuração de autocorrelação em séries temporais não estacionárias, é possível encontrar na literatura a modelagem do DFA em diversas áreas do conhecimento, como: mercado financeiro ((COSTA; VASCONCELOS, 2003); (ZEBENDE; SILVA; FILHO, 2013); (OKORIE; LIN, 2020)); análise de criptomoedas (COSTA; SILVA; FERREIRA, 2019); saúde ((YAMAMOTO et al., 2010); (DIAS, 2019)); na epidemiologia (AZEVEDO; SABA; MORET, 2014); violência urbana ((ZEBENDE; SILVA; FILHO, 2011); (FILHO; SILVA; ZEBENDE, 2014); (FILHO, 2009)). Trabalhos anteriores também aplicaram o DFA para análise de séries históricas do vento ((KOÇAK, 2009); (JIANG, 2018); (SANTOS et al., 2019)).

Existem poucos trabalhos que utilizaram o DFA com o procedimento da janela deslizante em dados climatológicos. Sendo assim, por conta desta carência e visando contribuir com trabalhos científicos relacionados ao tema, o presente artigo tem o objetivo de analisar as flutuações da velocidade do vento de alguns municípios do Estado da Bahia, Brasil no período de Janeiro de 2009 a Dezembro de 2018 com o procedimento da janela deslizante. Elegemos cinco municípios para executar a modelagem com diferentes Biomas e características sociodemográficas: Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista.

Na próxima seção será descrita a metodologia (Seção 4.2), na seção subsequente serão exibidos os resultados e a discussão (Seção 4.3) e, por fim, apresentadas as conclusões (Seção 4.4).

## 4.2 Metodologia e dados

### 4.2.1 Localização da área de estudo

O Estado da Bahia é uma das 27 unidades federativas do Brasil, no continente da América do Sul. Situa-se na região Nordeste do país, possui uma área territorial de 564.722,611 Km<sup>2</sup> e população estimada de 14.873.064 habitantes divididos em 417 municípios (IBGE, 2019). A fim de modelar a dinâmica espaço-temporal do regime dos ventos na Bahia, para esta pesquisa foram selecionadas cinco estações meteorológicas automáticas.

Os municípios selecionados apresentam os melhores bancos de dados de velocidade do

vento e contemplam todos os Biomas da Bahia. As informações relacionadas a localização das estações meteorológicas estão apresentadas na (Tabela 4.1) e no mapa (Figura 4.1) estão representados as flutuações originais do regime dos ventos dos municípios que sediam estas estações e seus respectivos Biomas. E demais informações a seguir:

Município	Latitude (S)	Longitude (W)	Altitude (m)
Barreiras	12°09'	45°01'	470,37
Feira de Santana	12°15'	38°58'	231
Guanambi	14°12'	42°44'	882
Salvador	13°01'	38°31'	51,41
Vitória da Conquista	14°53'	40°28'	870

Tabela 4.1: Localização das estações meteorológicas. Fonte: Modificado pelo autora (INMET, 2019).

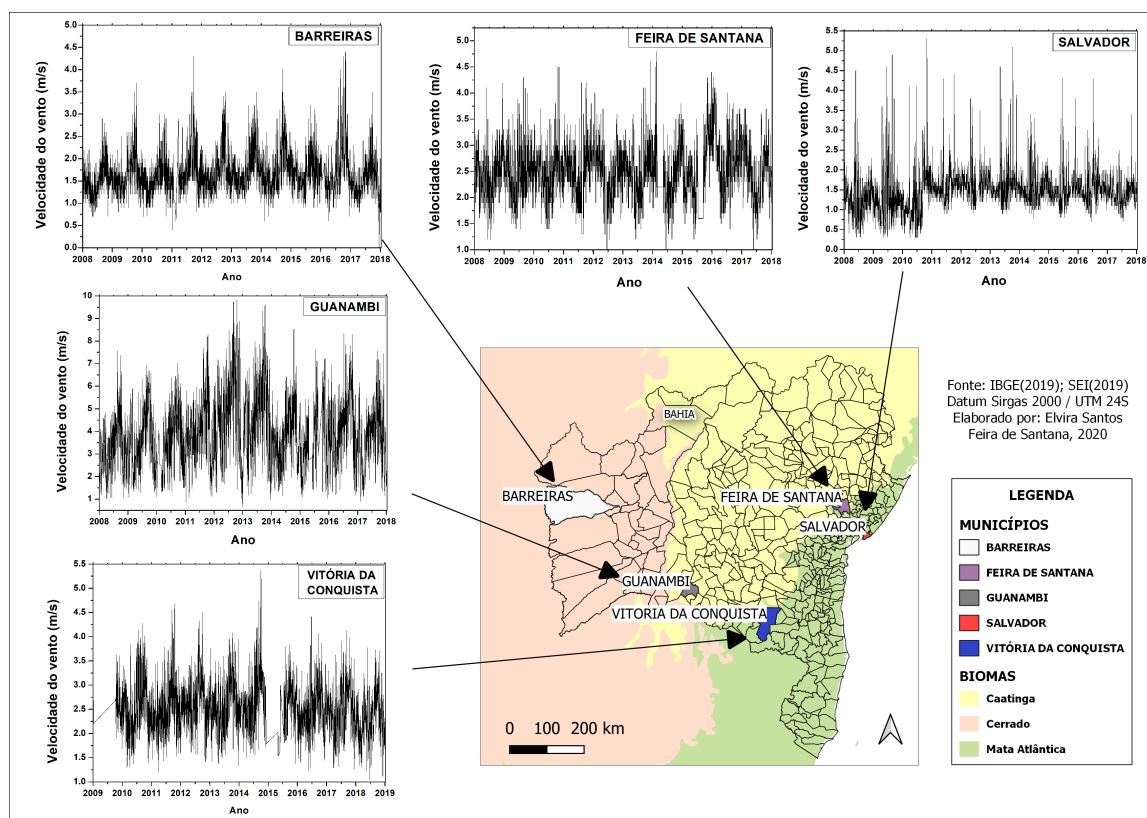


Figura 4.1: Localização dos municípios e seus respectivos regimes de vento. Mapa dos Biomas baianos. Fonte: Adaptado pela autora.

- **Barreiras:** este município está localizado no extremo oeste do Estado da Bahia e inserido no Bioma Cerrado. O clima é caracterizado por duas estações bem definidas,

uma seca entre os meses de maio a setembro e a outra chuvosa entre Outubro a Abril (BATISTELLA; VALLADARES, 2009). Em 2010, a população estimada foi de 137.427 habitantes com PIB de aproximadamente R\$ 3.358,64 milhões (SEI; IBGE, 2016).

- **Feira de Santana:** é reconhecido como o Portal do Sertão, sendo o segundo município mais populoso do Estado da Bahia com população calculada no último censo de 2010, tinha 556.642 habitantes. Situado no Centro-Norte na região do semiárido da Bahia está contido nos Biomas de Caatinga e Mata Atlântica. Localizado a aproximadamente 116 km de Salvador, capital da Bahia, com o PIB de R\$ 13.107,35 milhões (SEI; IBGE, 2016).

- **Guanambi:** abriga parte do Parque Eólico Complexo Alto Sertão, maior parque eólico em operação da América Latina (NOGUEIRA, 2019). Sua população foi estimada em 78.833 habitantes em 2010 e seu PIB de R\$ 1.198,66 milhões (SEI; IBGE, 2016). Localizado na região centro-sul do Estado o Bioma de Guanambi é predominante a Caatinga, com a presença também da vegetação Cerrado.

- **Salvador:** é a capital do Estado da Bahia e com os seus 2.675.656 habitantes é também o mais populoso município da região Nordeste e o terceiro município mais populoso do país, segundo (IBGE, 2010). Com o PIB de R\$ 61.102,37 milhões (SEI; IBGE, 2016). Encontra-se completamente inserido na Mata Atlântica e seus ecossistemas associados (restingas e manguezais).

- **Vitória da Conquista:** com 306.866 habitantes é o terceiro município mais populoso do Estado (IBGE, 2010). Localizada na região sudoeste baiano, no semiárido nordestino, é reconhecida pela transição ecológica de seus Biomas a Caatinga e a Mata Atlântica. Ainda segundo SEI e IBGE (2016) teve PIB de R\$ 6.226,15 milhões.

#### 4.2.2 Dados

Os dados utilizados nesta pesquisa foram obtidos da base de dados de estações automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2019). Os dados da velocidade do vento foram colhidos por medições horárias, das 00:00 h às 23:00 h UTC, entre os anos de 2009 e 2018 (Tabela 4.2).

Município	Início	Fim	Pontos
Barreiras	01/01/2009	31/12/2018	3554
Feira de Santana	01/01/2009	31/12/2018	3467
Guanambi	01/01/2009	31/12/2018	3504
Salvador	01/01/2009	31/12/2018	3591
Vitória da Conquista	01/01/2009	31/12/2018	3163

Tabela 4.2: Informações dos dados. Fonte: Modificado pelo autora (INMET, 2019).



O procedimento metodológico desta pesquisa teve início pela análise descritiva dos dados. Na próxima seção serão apresentados os resultados e discussões desta pesquisa.

### 4.3 Resultados e discussões

Nesta seção serão apresentados os resultados que foram modelados com linguagem computacional e estatística R (R Core Team, 2019) a partir dos pacotes: DCCA (PRASS; PUMI, 2019); SlidingWindows (GUEDES et al., 2020) e GMZTests (GUEDES; FILHO; ZEBENDE, 2020).

#### 4.3.1 Análise exploratória dos dados

Os resultados desta seção serão apresentados nas tabela 4.3 e tabela 4.4 com a análise exploratória das séries temporais diárias da velocidade do vento no período de Janeiro de 2009 a Dezembro de 2018, contabilizando 17.279 registros.

Município	Média (m/s)	Desvio Padrão(m/s)	CV(%)	Assimetria	Curtose
Barreiras	1,66	0,47	28,6	1,19	5,77
Feira de Santana	2,53	0,52	20,42	0,38	3,54
Guanambi	3,90	1,50	38,54	0,44	3,01
Salvador	1,48	0,52	35,29	1,77	10,89
Vitória da Conquista	2,53	0,53	21,05	0,50	3,71

Tabela 4.3: Estatística descritiva dos dados. Nota: p-valor do teste de normalidade de Shapiro Wilk menor que 0,01 para todos municípios. Elaborada pela autora.

Nos cinco municípios estudados a maior média de velocidade do vento registrada foi em Guanambi com velocidades médias em torno de 3,9 m/s, seguida por Feira de Santana e Vitória da Conquista com aproximadamente 2,53 m/s cada. Guanambi também apresentou maior dispersão relativa dos dados em relação ao seu valor médio com 38,54% representando uma moderada variabilidade. Em relação à assimetria para todos os casos ela foi positiva, denotando concentração de velocidade abaixo da média (Tabela 4.3).

Os nossos achados convergiram em parte com o estudo de Santos e Silva (2013) que identificou para os Estados do Nordeste registros da velocidade média anual do vento, a uma altura de 10m, variando entre 0,5m/s e 5,5m/s. Morais et al. (2014) realizou sua pesquisa em Mossoró/RN, no período de 13 anos, que caracterizou o regime dos ventos com valores médios de 3,32m/s, também a 10m do solo. Para uma análise realizada em

Maceió/Alagoas encontrou-se registros de velocidade média anual dos ventos variando entre 2,08m/s e 3,44m/s (PASSOS; BITTENCOURT; BARBIRATO, 2018). E Figueirêdo (2014), durante os anos de 2008 e 2011, caracterizou as séries temporais do vento em Pernambuco em que as médias variaram entre 1,86m/s e 3,45m/s, valor máximo observado no município de Surubim. Convergindo também com os nossos resultados, Santos et al. (2021) analisaram a velocidade do vento em todas as regiões do Nordeste e encontraram dentre os municípios com maiores médias do vento, o de Guanambi na Bahia, o que confirma seu alto potencial para geração de energia eólica, reforçando os resultados deste estudo.

Município	p-valor (Teste KPSS)
Barreiras	0,0100
Feira de Santana	0,0134
Guanambi	0,0100
Salvador	0,0100
Vitória da Conquista	0,0100

Tabela 4.4: Teste de estacionaridade dos dados. Fonte: (INMET, 2019). Elaborada pela autora.

Para todas os municípios os resultados da curtose indicam que as séries não são normalmente distribuídas (leptocúrtica) convergindo com os resultados do teste de normalidade ao rejeitar a hipótese nula ao nível de 1% de significância (p-valor<0,01) (Tabela 4.3). Fato também identificado pelo trabalho de Santos et al. (2019) em que avaliaram a influência das condições meteorológicas no agravamento da poluição atmosférica e encontraram na velocidade do vento comportamento assimétrico. O teste de estacionariedade indicou comportamento não estacionário para todas as séries da presente pesquisa (p-valor<0,05) (Tabela 4.4). Os estudos supracitados investigaram o comportamento da velocidade do vento com a análise descritiva clássica, neste artigo analisamos as séries históricas do vento de maneira dinâmica (ver Subseção 4.3.2), o que torna possível caracterizar descritivamente o regime dos ventos em momentos distintos da série.

### 4.3.2 Descritiva – Abordagem das janelas deslizantes

A análise descritiva deslizante ( $w=365$ ), proposta por esta pesquisa, buscou analisar dinamicamente o comportamento em função do tempo com algumas medidas (média, desvio padrão, coeficiente de variação, assimetria e curtose). Os resultados das flutuações das séries podem ser observados nas figuras 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 e figura 4.6.

A figura 4.2 ilustra o regime do vento no município de Barreiras e mostra que ocorreu

uma mudança de comportamento a partir do dia 09/02/2011 quando a velocidade média diária apresenta uma tendência de crescimento e se mantém estável entre 31/08/2011 até 06/09/2015 após essa data ocorre outra mudança de comportamento com queda na velocidade média e depois um aumento e em seguida uma queda, o mesmo padrão é observado nas demais medidas descritivas (variação relativa, assimetria e curtose). A média diária foi de 1,66 m/s, a série apresenta assimetria positiva que indica concentração de pontos da série com valores abaixo da média.

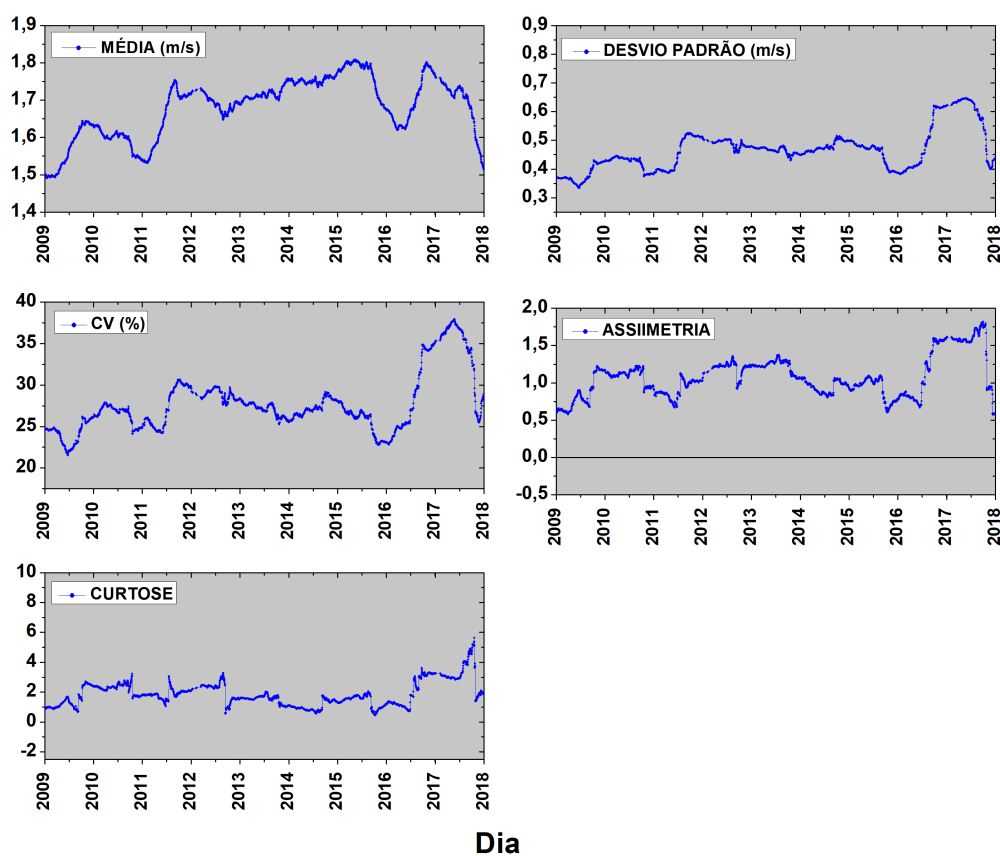


Figura 4.2: Estatística descritiva com janela deslizante no município de Barreiras, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 4.3 representa a velocidade média do vento no município de Feira de Santana em que a média se manteve estável entre 2,43m/s e 2,56m/s durante o início da análise até 21/09/2015, a partir desta data é possível observar um crescimento e após 28/09/2016 um decréscimo na série. A variação relativa se manteve abaixo dos 25% durante todo o período de estudo.

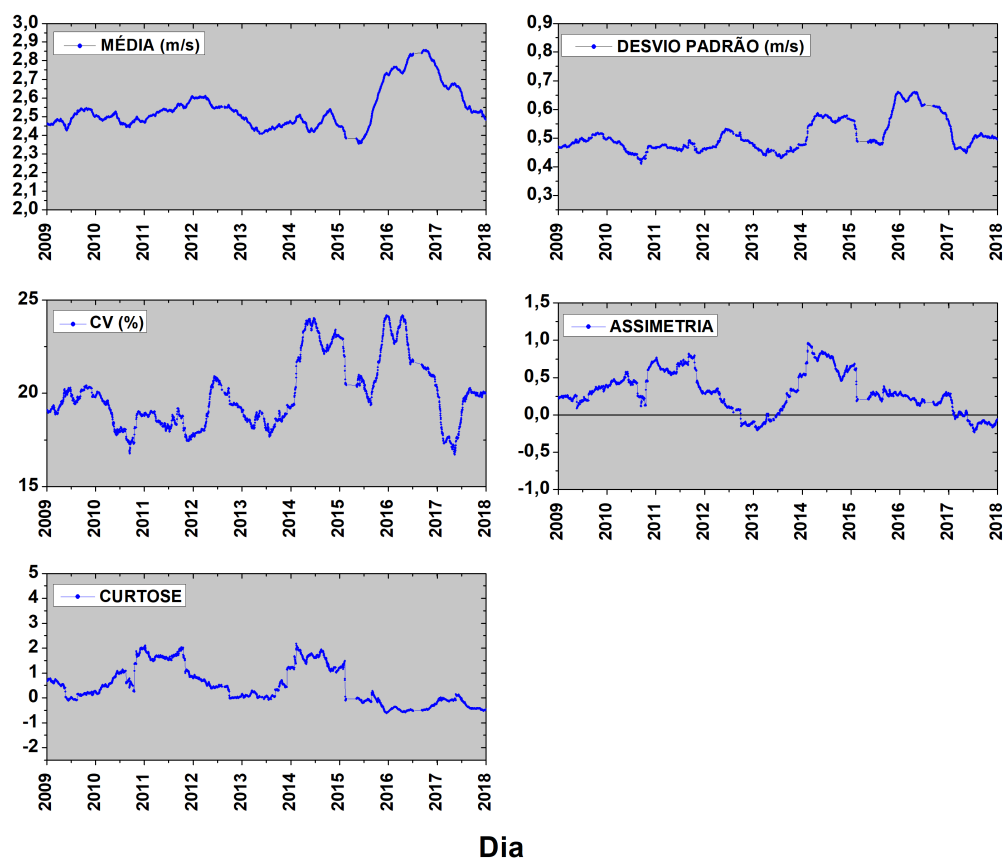


Figura 4.3: Estatística descritiva com janela deslizante no município de Feira de Santana, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

Por sua vez, Guanambi foi o município que teve o maior registro de velocidade média do vento 3,9 m/s, alcançando no dia 02/12/2012 o valor máximo registrado durante a pesquisa 4,83 m/s, ver figura 4.4. Os valores alcançados neste município evidenciam grande potencial de aproveitamento da energia cinética do vento para geração de eletricidade, Guanambi faz parte do Complexo Alto Sertão, maior parque eólico em operação da América Latina (NOGUEIRA, 2019). Entre os municípios avaliados Guanambi foi o que apresentou mais estabilidade nas medidas descritivas, (Figura 4.4).

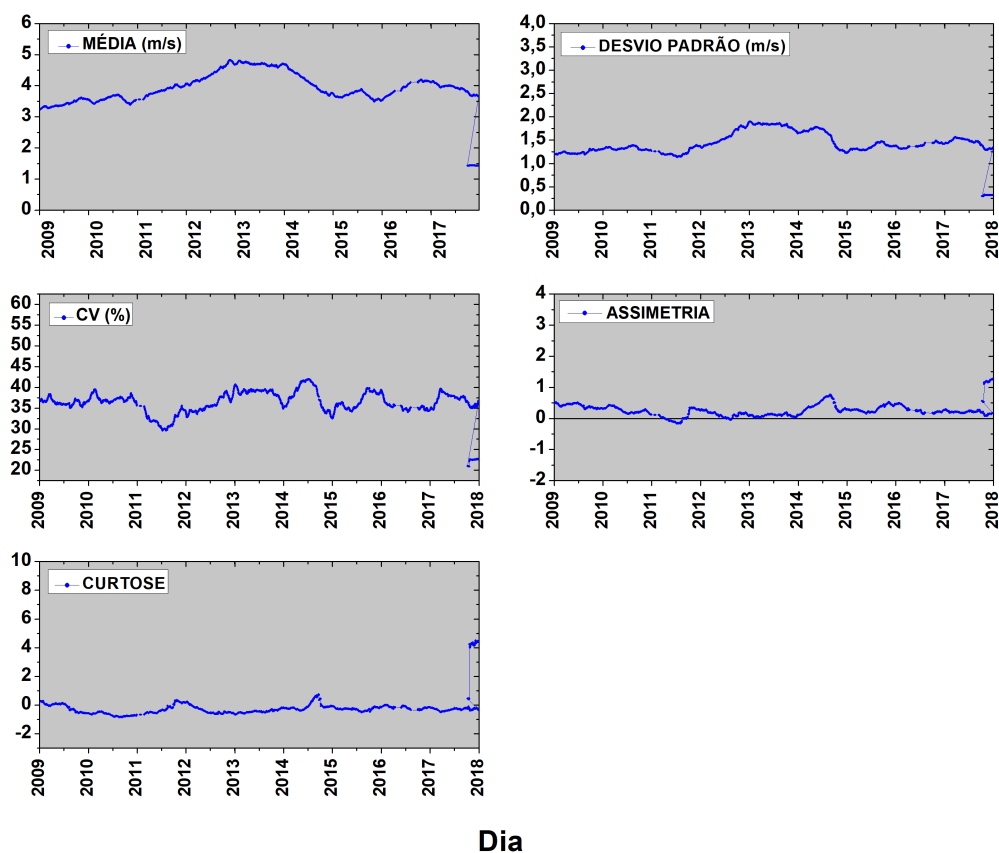


Figura 4.4: Estatística descritiva com janela deslizante no município de Guanambi, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 4.5 retrata que a velocidade média diária do vento no município de Salvador sofreu mudança a datar de 30/08/2010 com velocidade registrada de 1,11m/s até o dia 02/09/2011 com 1,69m/s registrada, a partir desta data até 23/06/2017 houve estabilidade na média e após esse momento uma queda. É possível observar que o período em que a série da média apresenta um crescimento, simultaneamente acontece um movimento oposto na série da variabilidade relativa (CV). A série apresentou assimetria positiva para todo período que indica concentração de pontos da série com valores abaixo da média (Figura 4.5).

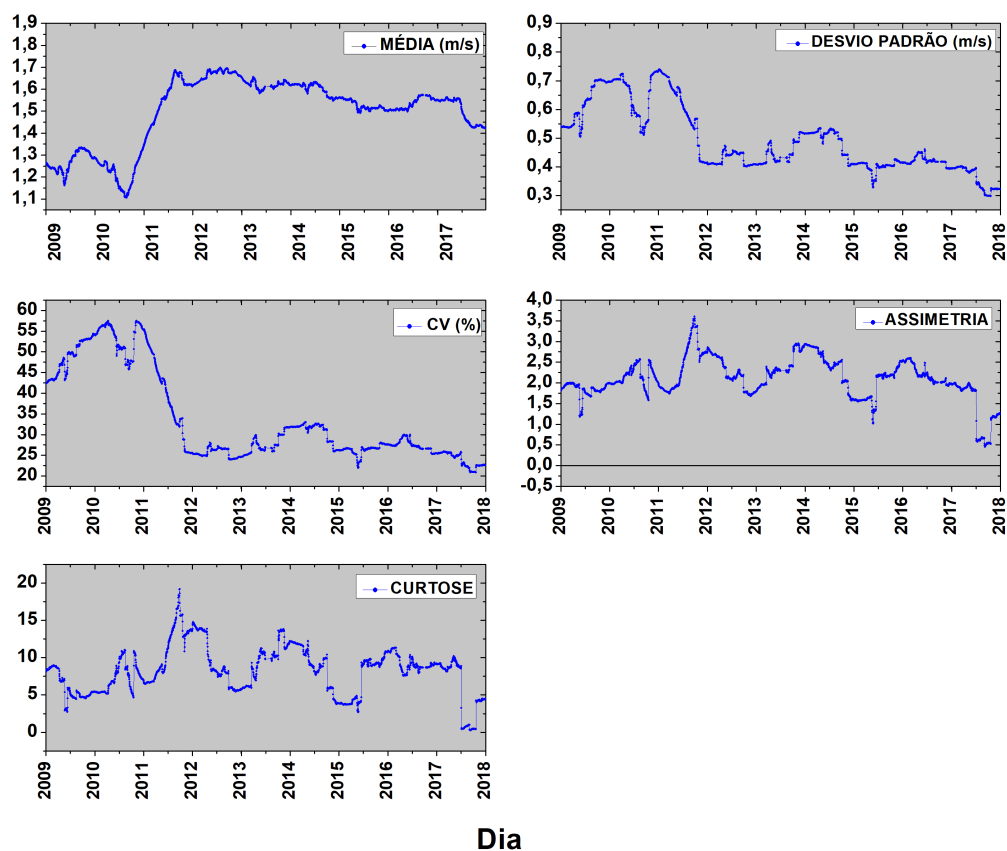


Figura 4.5: Estatística descritiva com janela deslizante no município de Salvador, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 4.6 apresenta a velocidade média do vento no município de Vitória da Conquista em que a média se manteve relativamente estável com registros variando entre 2,55m/s e 2,75m/s até a dia 07/06/2011 a partir desta data foi possível observar uma queda na série seguida de uma estabilidade e posteriormente decrescimento. A série é caracterizada por assimetria positiva durante todo o período de estudo, indicando valores abaixo da média. Foi possível constatar também que, tanto a assimetria quanto a curtose seguem um padrão de variação de comportamento quando em 26/12/2013 ocorreu uma queda e em seguida crescimento em 03/10/2014 e decrescimento seguido por uma estabilidade. A variação relativa se manteve abaixo dos 24% em todo período (Figura 4.6).

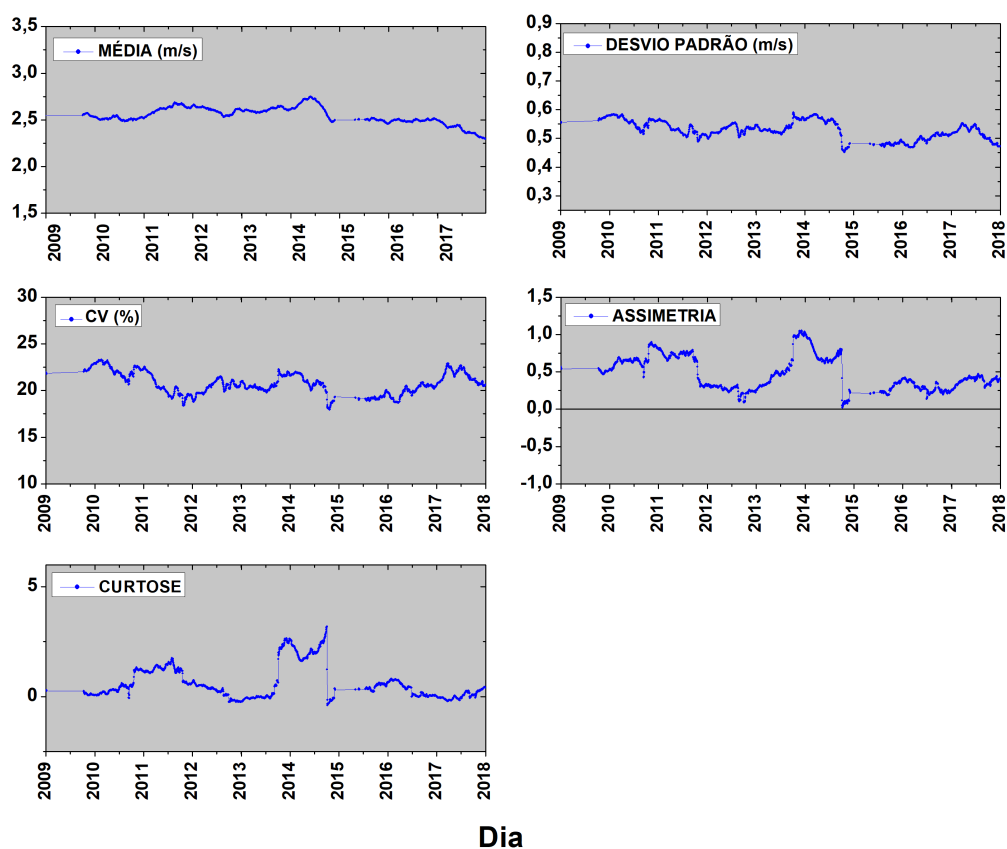


Figura 4.6: Estatística descritiva com janela deslizante no município de Vitória da Conquista, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

### 4.3.3 DFA – Teste estatístico

Para validação dos resultados do  $\alpha$ DFA, séries anuais com ( $N < 1.000$ ) utilizamos o pacote DCCA (PRASS; PUMI, 2019) implementados na linguagem R. A figura 4.7, denota o histograma da simulação do teste estatístico. Para essa simulação foi utilizado o teste de normalidade baseado na curtose, também processado na linguagem R através do pacote Normtest (GAVRILOV; PUSEV, 2015). O teste de normalidade constatou aderência a distribuição normal de probabilidade ( $p - \text{valor} > 0,05$ ) ao nível de 5% de significância. A partir dos resultados da simulação definimos os intervalos de confiança da (Figura 4.8), tendo como base a equação 2.9.1.

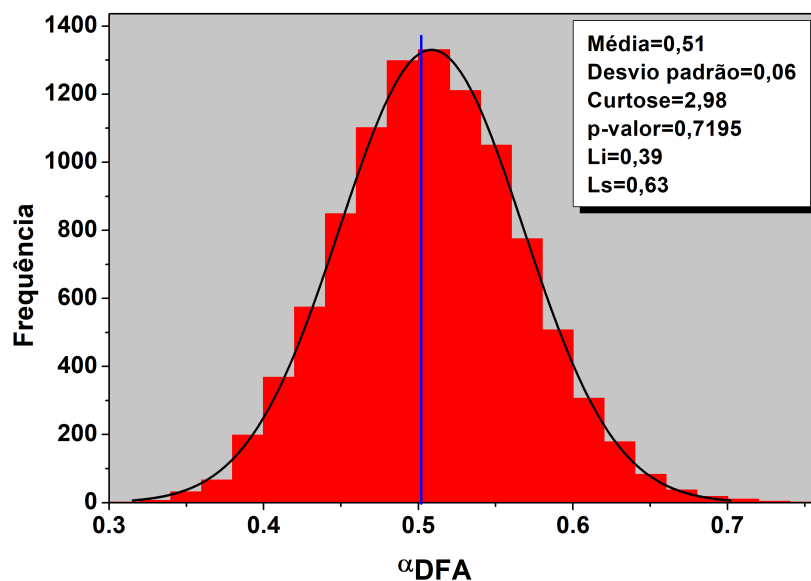


Figura 4.7: Histograma da simulação do teste estatístico de Kristoufek (2010) com 10.000  $\alpha$ DFA a partir da simulação de 10.000 séries temporais (i.d.d.)  $N(\mu = 0, \sigma^2 = 1, \alpha\text{DFA} = 0,5)$ . Nota: Li= limite inferior do intervalo de confiança e Ls=limite superior do intervalo. Fonte: Elaborado pela autora.

Os valores dos expoentes do DFA serão estatisticamente significativos ao nível de 5% para uma série temporal  $N=365$  com valores de  $\alpha$  abaixo de 0,39 e acima de 0,63, segundo o teste de Kristoufek (2010) (Figura 4.7).

#### 4.3.4 DFA – Abordagem da janela deslizante

Como informação adicional medimos a autocorrelação via DFA ano a ano para séries temporais da velocidade média diária do vento registradas nos municípios de Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista na Bahia (Figura 4.8).



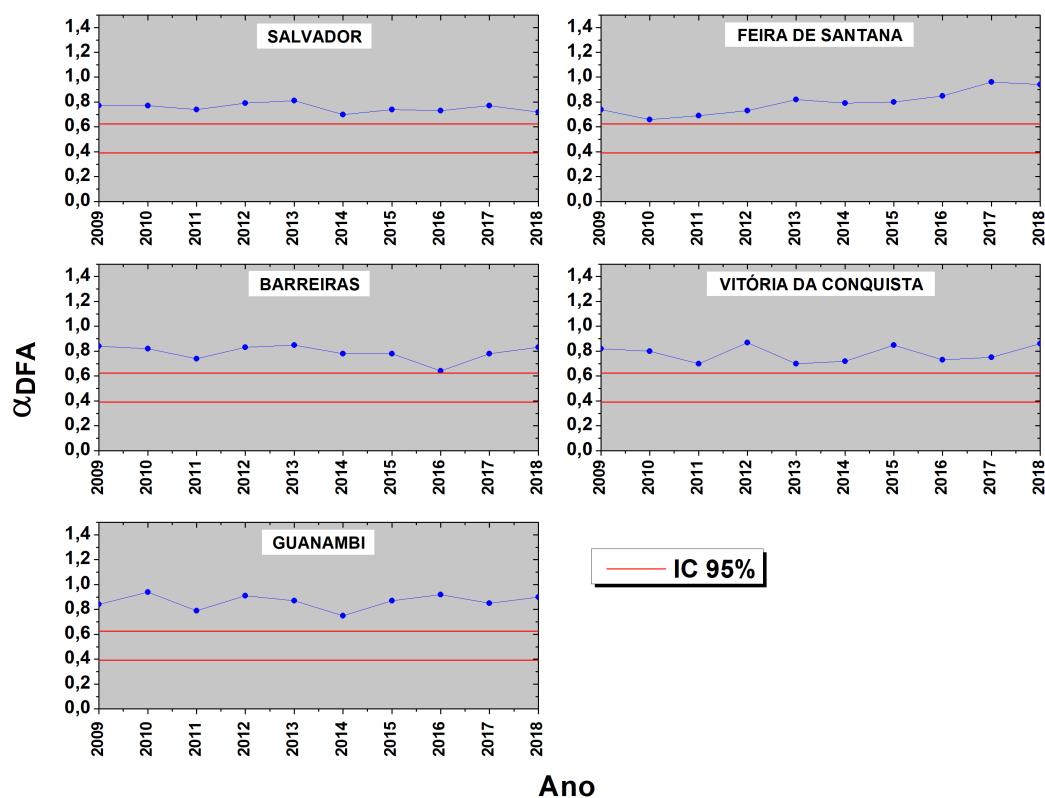


Figura 4.8: Comportamento do expoente  $\alpha_{DFA}$  (ano a ano) da velocidade do vento no Estado da Bahia, no período entre os anos de 2009 e 2018. Nota: As linhas vermelhas horizontais denotam o intervalo de confiança de 95%. Fonte: Elaborado pela autora.

Com os resultados pode-se afirmar que todas as séries temporais desta pesquisa apresentaram comportamento de correlação de longo alcance persistente ( $\alpha > 0,5$ ) para velocidade do vento e estatisticamente significativo com intervalo de 95% de confiança para todo o período estudado.

Para atender o objetivo de identificar e mensurar a autocorrelação de longo alcance do regime do vento de maneira dinâmica nos municípios estudados, modelamos a autocorrelação via o DFA com 95% de confiança para uma janela deslizante de 365 dias, com esta metodologia foi possível avaliar o tipo de comportamento em vários momentos ao longo da série. Os resultados encontrados estão expostos na (Figura 4.9).

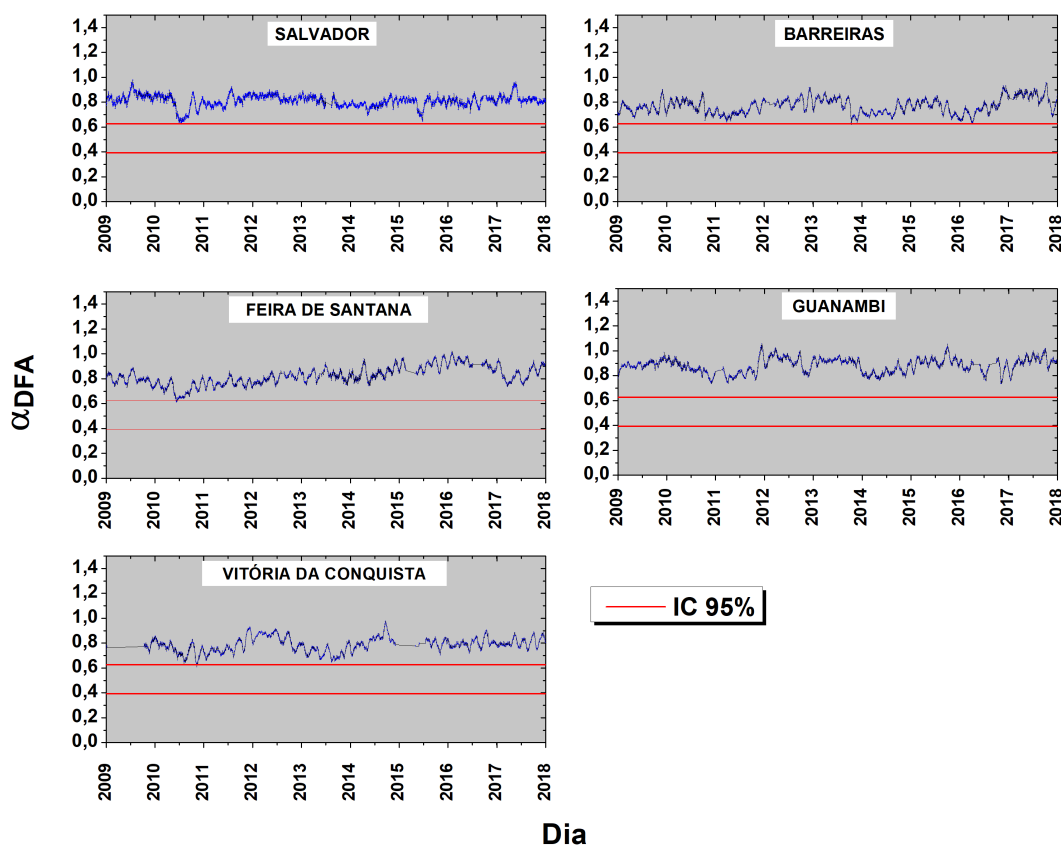


Figura 4.9: Comportamento do expoente  $\alpha_{DFA}$  com abordagem janela deslizante (365 dias) da velocidade do vento no Estado da Bahia, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Elaborado pela autora.

Nossos achados com a abordagem da janela deslizante convergiram com a modelagem do DFA ano a ano (Ver Figura 4.8), persistente ( $\alpha > 0,5$ ) e estatisticamente significativo (ao nível de 5%). Neste sentido, valores altos de velocidade do vento tendem a serem seguidos por valor altos ou valores baixos de velocidade do vento tendem a serem seguidos de valores baixos.

Os resultados encontrados corroboram com as pesquisas que indicaram propriedades de persistência de longa memória nas séries da velocidade do vento através da análise via DFA, executadas por Govindan e Kantz (2004) na Dinamarca, Koçak (2009) na Turquia, nos Estados Unidos por Belu e Koracin (2019) e no Brasil ((DE OLIVEIRA SANTOS; STOSIC; STOSIC, 2012); (DOS ANJOS et al., 2015), (LIMA et al., 2017) e (STOSIC; TELESKA; STOSIC, 2021)).

Outro estudo realizado pelos autores Tsekouras e Koutsoyiannis (2014) analisaram séries históricas de cinco países utilizando o coeficiente de Hurst e encontraram persistência de longo prazo para todas elas. No Nordeste do Brasil Santos et al. (2021) aplicaram o método de análise *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* para investigar o vento e

identificaram também comportamento persistente para todas as séries, com expoente de autocorrelação variando entre 0,64 e 0,91 e na Suíça [Laib et al. \(2018\)](#) caracterizaram como persistentes todas as séries de velocidade do vento medidas, aplicando o mesmo método de análise.

#### 4.4 Conclusão

Neste artigo foram investigadas as propriedades das séries temporais da velocidade do vento dos municípios de Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista no Estado da Bahia - Brasil, no período de 2009 a 2018, tendo como alicerce o método DFA e a análise descritiva com a metodologia da janela deslizante. Diferentemente da maioria das demais pesquisas, que avaliaram as séries temporais da velocidade do vento em regiões com características climáticas similares, esta pesquisa avaliou diferentes Biomas e perfil sociodemográficos distintos.

Constatou-se que entre os municípios avaliados com a análise da descritiva deslizante que o município de Guanambi dentre os demais foi o que apresentou maiores médias na velocidade do vento e mais estabilidade nas demais medidas descritivas (desvio padrão, coeficiente de variação, assimetria e curtose). Na modelagem via DFA ano a ano, todas as séries foram caracterizadas por autocorrelação persistente e estatisticamente significativa ao nível de 5%, neste caso o comportamento futuro das séries tende a ter mesma tendência que a observada anteriormente. Este resultado se repete para o DFA com abordagem para janela deslizante de 365 dias ( $w=365$ ), contudo, com diferentes valores de expoentes  $\alpha_{DFA}$ . O comportamento encontrado em ambas modelagens com expoente do método DFA maior que 0,50 indicam que a dinâmica do vento pode apresentar propriedades universais ([SANTOS et al., 2019](#)).

Levando em consideração a metodologia executada neste trabalho, até o momento, não tivemos conhecimento de pesquisas que consideraram a análise dinâmica da autorrelação das séries temporais da velocidade do vento em diferentes regiões geográficas (utilizando o critério da abordagem da janela deslizante). Espera-se que os nossos achados sirvam como importante indicador para o entendimento do regime da velocidade do vento dos municípios avaliados. E, além disso, contribua com estudos relativos ao vento com temas como: geração de energia eólica, caracterização do clima, planejamento agrícola, entre outros. Como estudos futuros é sugerido a ampliação do campo de análise incluindo dados de outras variáveis meteorológicas abrangendo os demais Estados brasileiros.

## 5 ANÁLISE CONJUNTA DA VELOCIDADE DO VENTO E DA RADIAÇÃO SOLAR NO ESTADO DA BAHIA

### RESUMO

A presente pesquisa tem o objetivo de caracterizar simultaneamente as flutuações diárias das séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar de alguns municípios do Estado da Bahia, Brasil no período de Janeiro de 2009 a Dezembro de 2018, com a abordagem das janelas deslizantes. Para atender ao objetivo foi aplicado, principalmente, o método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) idealizado por Peng et al. (1994) e o *DCCA Cross-Correlation Coefficient* ( $\rho$ DCCA) proposto por (ZEBENDE, 2011). Para execução da modelagem foram eleitos cinco municípios da Bahia, por opção metodológica: Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista. Nossos achados via DFA com a abordagem das janelas deslizantes identificaram predominância de comportamento persistente nas séries da velocidade do vento e da radiação solar em todos os municípios analisados. Foi encontrada na caracterização da correlação cruzada, via  $\rho$ DCCA, correlações positivas e negativas variando conforme o município, o tamanho da janela e a escala temporal avaliada. A partir dos resultados e propriedades dos métodos utilizados acreditamos que estamos oferecendo mais uma metodologia para caracterizar as variáveis climáticas velocidade do vento e radiação solar de forma conjunta.

**Palavras-chaves:** Detrended Cross-Correlation Coefficient ( $\rho$ DCCA). Velocidade do vento. Radiação Solar. Janelas Deslizantes.

### 5.1 Introdução

As mudanças climáticas e seus impactos socioambientais são objetos de estudo por parte da comunidade científica, instituições governamentais e não governamentais devido a sua complexidade e importância para vida no planeta Terra. Um exemplo deste cenário são os relatórios produzidos pelo o *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC) principal órgão científico e internacional para as avaliações das alterações do clima (IPCC, 2019). Nos próximos anos mudanças na velocidade do vento, secas mais frequentes com redução das chuvas e má distribuição durante os anos, aumento da temperatura já são

projetadas para longo prazo nas regiões semiáridas provenientes das alterações climáticas (DE JONG et al., 2019). Neste sentido, o IPCC (2019) aponta aumento na intensidade e na frequência das secas na Amazônia, no Nordeste do Brasil e Nordeste da China, na Patagônia, na maioria do território Africano e no Mediterrâneo.

Mudanças no clima afetam ecossistemas, a diversidade e conservação de espécies, também a segurança alimentar ou a produção de energia elétrica dentre outros. Então conhecer e aprimorar as informações meteorológicas possibilita a agricultores, por exemplo, tomar decisões mais seguras em todas as etapas do desenvolvimento agrícola, bem como, opções de adaptações em raças de animais às condições do clima da região (SEAGRI, 2014).

Para esta pesquisa, entre os elementos climáticos supracitados, daremos ênfase a velocidade do vento e a radiação solar. Tais variáveis climáticas já são investigadas simultaneamente em diversos campos de aplicações, como: no estudo do conforto térmico em ambientes distintos ((XIE et al., 2018); (LIU; ZHANG; DENG, 2016)), como ferramenta de planejamento agrícola e urbano ((CASTRO; SANTOS, 2021); (ALVES et al., 2017)) e no estudo de energias renováveis ((GUEZGOUZ et al., 2021); (HENAO et al., 2020); (SCHINDLER; BEHR; JUNG, 2020); (REN et al., 2019); (CASTRO; CRISPIM, 2018); (MOHAMMADI; GOUDARZI, 2018); (DOS ANJOS et al., 2015)), neste cenário, nota-se segundo os autores supracitados que as fontes de energias limpas desempenham um papel crucial na redução do uso de combustíveis fósseis.

Nesta pesquisa, utilizaremos para realizar a análise conjunta da velocidade do vento e da radiação solar, principalmente, uma área da Estatística denominada Análise de Séries Temporais. Para estimar a autocorrelação será utilizado o DFA, Peng et al. (1994), que é capaz de mensurar autocorrelação em diferentes escalas de tempo em regime não estacionários. Sua aplicação, desde sua criação, tem ocorrido nas variadas áreas do conhecimento ((OKORIE; LIN, 2020); (JUNIOR et al., 2021); (DOS ANJOS et al., 2015); (COSTA; SILVA; FERREIRA, 2019)). Com a finalidade de detectar e quantificar as correlações de longo alcance nas séries temporais objeto de estudo iremos utilizar o coeficiente  $\rho$ DCCA idealizado por Zebende (2011), em que uma das suas características é a mensuração do nível de correlação cruzada em séries temporais não estacionárias em diferentes escalas de tempo. O  $\rho$ DCCA também tem sido aplicado em diversas áreas do conhecimento: na saúde coletiva (NOVA et al., 2021); correlação entre fontes renováveis de energia e o mercado financeiro (REBOREDO; RIVERA-CASTRO; ZEBENDE, 2014); no agronegócio (PESSOA et al., 2021); na climatologia ((VASSOLER; ZEBENDE, 2012); (JUNIOR et al., 2021)).

É possível encontrar na literatura a aplicação de outros métodos estatísticos para caracterizar as flutuações da velocidade do vento e da radiação solar. A pesquisa de Soukissian, Karathanasi e Zaragkas (2021) utilizaram o coeficiente de Pearson. No entanto o coeficiente

ente de Pearson, diferentemente do  $\rho$ DCCA, não leva em consideração a ordem dos dados das séries que é uma característica fundamental no estudo de séries temporais ((FILHO, 2014); (GUEDES; ZEBENDE, 2019)). O coeficiente de Pearson é o mais comumente usado, porém, o uso desse coeficiente requer que exista entre as variáveis contínuas analisadas uma relação linear. Contudo, quando estamos estudando séries temporais que possuem relação não linear como no caso de variáveis climatológicas, velocidade do vento e radiação solar, que são caracterizadas por não estacionariedade com significativas variabilidade espacial e temporal é mais apropriado para medir as correlações cruzadas linear e não linear o coeficiente  $\rho$ DCCA.

Dado o exposto, o objetivo deste artigo é analisar conjuntamente a velocidade do vento e a radiação solar de alguns municípios do Estado da Bahia, Brasil no período de Janeiro de 2009 a Dezembro de 2018. Por escolha metodológica, elegemos cinco municípios com diferentes Biomas e características socioeconômicas: Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista. Para contemplar o objetivo exposto serão utilizados métodos da estatística descritiva, o DFA e o  $\rho$ DCCA com a abordagem das janelas deslizantes.

As próximas seções estão estruturadas da seguinte forma: na segunda seção são apresentados a metodologia e os dados utilizados (Seção 5.2), na seção seguida os resultados e discussões (Seção 5.3) e na última seção são fornecidas as conclusões do estudo (Seção 5.4).

## 5.2 Metodologia e dados

### 5.2.1 Localização da área de estudo

O Estado da Bahia é uma das 27 unidades federativas do Brasil, no continente da América do Sul. Situa-se na região Nordeste do país, possui uma área territorial de 564.722,611 Km<sup>2</sup> e população estimada de 14.873.064 habitantes divididos em 417 municípios (IBGE, 2019). A fim de modelar a dinâmica espaço-temporal do regime dos ventos na Bahia, para esta pesquisa foram selecionadas cinco estações meteorológicas automáticas.

Devido à falta de registros das observações climáticas é difícil acessar dados reais que contemplasse todo o Estado. Os municípios selecionados apresentam os melhores bancos de dados de velocidade do vento e retratam todos os Biomas da Bahia. As informações técnicas das estações meteorológicas estão apresentadas na (Tabela 5.1) e no mapa (Figura 5.1) estão representadas as flutuações originais das séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar dos municípios que sediam estas estações e suas principais

características estão expressas a seguir:

Município	Latitude (S)	Longitude (W)	Altitude (m)
Barreiras	12°09'	45°01'	470,37
Feira de Santana	12°15'	38°58'	231
Guanambi	14°12'	42°44'	882
Salvador	13°01'	38°31'	51,41
Vitória da Conquista	14°53'	40°28'	870

Tabela 5.1: Localização das estações meteorológicas. Fonte: Modificado pela autora (INMET, 2019).

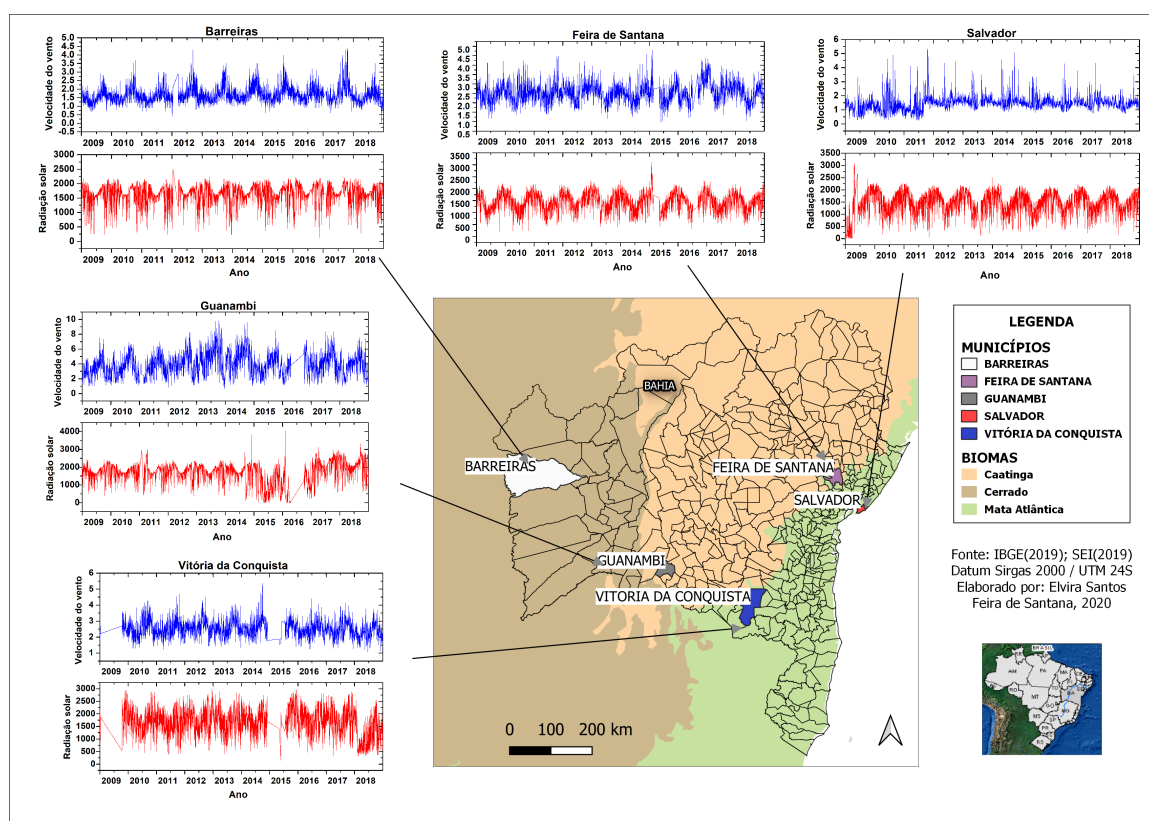


Figura 5.1: Localização dos municípios e seus respectivos regimes de velocidade de vento e radiação solar. Mapa dos Biomas baianos. Fonte: Elaborado pela autora.

- **Barreiras:** este município está localizado no extremo oeste do Estado da Bahia e inserido no Bioma Cerrado. O clima é caracterizado por duas estações bem definidas, uma seca entre os meses de Maio a Setembro e a outra chuvosa entre Outubro a Abril (BATISTELLA; VALLADARES, 2009). Em 2010, a população estimada foi de 137.427 habitantes com PIB de aproximadamente R\$ 3.358,64 milhões (SEI; IBGE, 2016).

- **Feira de Santana:** é reconhecido como o Portal do Sertão, sendo o segundo município mais populoso do Estado da Bahia com população calculada no último censo de 2010, tinha 556.642 habitantes. Situado no Centro-Norte na região do semiárido da Bahia está contido nos biomas de Caatinga e Mata Atlântica. Localizado a aproximadamente 116 km de Salvador, capital da Bahia, com o PIB de R\$ 13.107,35 milhões (SEI; IBGE, 2016).
- **Guanambi:** este município abriga parte do Parque Eólico Complexo Alto Sertão, maior parque eólico em operação da América Latina (NOGUEIRA, 2019). Sua população foi estimada em 78.833 habitantes em 2010 e seu PIB de R\$ 1.198,66 milhões (SEI; IBGE, 2016). Localizado na região centro-sul do Estado o Bioma de Guanambi é predominante a Caatinga, com a presença também da vegetação Cerrado.
- **Salvador:** é a capital do Estado da Bahia e com os seus 2.675.656 habitantes é também o mais populoso município da região Nordeste e o terceiro município mais populoso do país, segundo (IBGE, 2010). Com o PIB de R\$ 61.102,37 milhões (SEI; IBGE, 2016). Encontra-se completamente inserido na Mata Atlântica e seus ecossistemas associados (restingas e manguezais).
- **Vitória da Conquista:** com 306.866 habitantes é o terceiro município mais populoso do Estado (IBGE, 2010). Localizada na região sudoeste baiano, no semiárido nordestino, é reconhecida pela transição ecológica de seus Biomas a Caatinga e a Mata Atlântica. Ainda segundo SEI e IBGE (2016) teve PIB de R\$ 6.226,15 milhões.

### 5.2.2 Dados

Os dados utilizados nesta pesquisa foram obtidos do banco de dados de estações automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Os dados de velocidade do vento foram colhidos por medições horárias, das 00:00 h às 23:00 h UTC e de radiação solar colhidos das 09:00 h às 22:00 h UTC durante o período entre os anos de 2009 e 2018 (Tabela 5.2).

Município	Pontos (N)
Barreiras	7100
Feira de Santana	6926
Guanambi	6742
Salvador	7076
Vitória da Conquista	6322

Tabela 5.2: Informações dos dados. Fonte: Modificado pela autora (INMET, 2019).



Os dados das séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar utilizadas de cada município para modelagem conjunta desta pesquisa foram pareadas de modo foram pareadas (registradas na mesma data) (Figura 5.2).

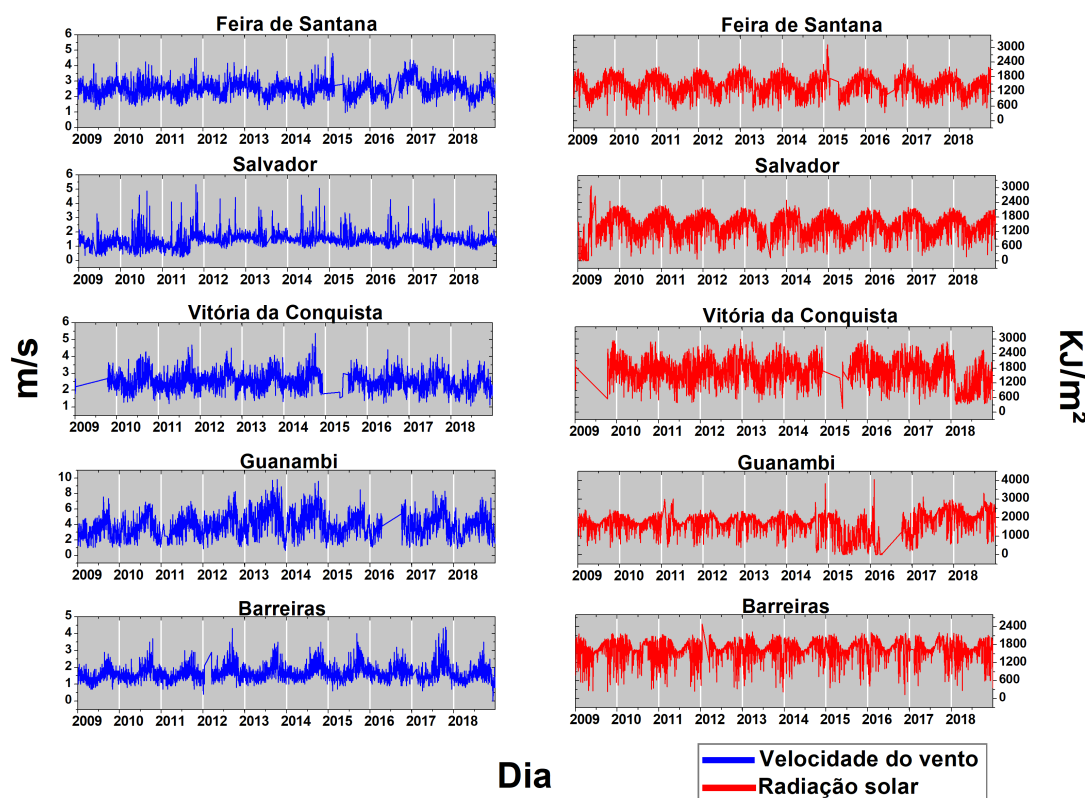


Figura 5.2: Séries originais das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

O procedimento metodológico desta pesquisa teve início pela análise descritiva dos dados. Na próxima seção serão apresentados os resultados e discussões desta pesquisa.

### 5.3 Resultados e discussões

Nesta seção serão apresentados os resultados que foram modelados com linguagem computacional e estatística R (R Core Team, 2019) a partir dos pacotes: DCCA (PRASS; PUMI, 2019); SlidingWindows (GUEDES et al., 2020) e GMZTests (GUEDES; FILHO; ZEBENDE, 2020).

### 5.3.1 Análise exploratória dos dados

Para caracterização das séries temporais das duas variáveis climatológicas, inicialmente foi realizada a estatística descritiva das séries fornecidas pelo INMET, a fim de identificar os valores médios, assimetria, curtose, coeficiente de variação e também foi realizado o teste de estacionariedade (KWIATKOWSKI et al., 1992) durante todo o período estudado. As tabelas 5.3 e 5.4 apresentam os resultados descritos pela análise estatística dos dados, foram 34.166 registros. A análise foi realizada considerando o período total da amostra, 10 anos, com a abordagem das janelas deslizantes.

Município	Média (m/s)	CV(%)	Assimetria	Curtose	p-valor (Teste KPSS)
Barreiras	1,66	28,60	1,19	5,77	0,01
Feira de Santana	2,53	20,42	0,38	3,54	0,01
Guanambi	3,90	38,54	0,44	3,01	0,01
Salvador	1,48	35,29	1,77	10,89	0,01
Vitória da Conquista	2,53	21,05	0,50	3,71	0,01

Tabela 5.3: Estatística descritiva dos dados da velocidade do vento nos cinco municípios objetos de estudo. Fonte: (INMET, 2019). Elaborada pela autora. Nota: Foi realizado o Teste Shapiro Wilk (SHAPIRO; WILK, 1965) com todos os resultados (p-valor<0,05). Os resultados foram obtidos através da linguagem R (R Core Team, 2019).

É possível observar através das medidas descritivas encontradas da velocidade do vento durante o período da pesquisa que a maior média foi registrada em Guanambi com velocidades médias em torno de 3,9 m/s e Salvador registrou a menor média com 1,48 m/s. Todos os municípios apresentaram assimetria positiva denotando concentração de valores de velocidade do vento abaixo da média. A dispersão relativa variou de 21% a 39% sendo que Guanambi foi o município que também apresentou variabilidade mais alta (38,54%). Para os resultados do teste de estacionariedade (KPSS), todos os municípios apresentaram comportamento não estacionário (p-valor<0,05). Também foi realizado o teste de normalidade Shapiro Wilk e como esperado os resultados para todos os municípios rejeitaram a hipótese de normalidade ao nível de significância de 5% (p-valor<0,05) convergindo com os resultados encontrados com a curtose (Tabela 5.3).

Município	Média (KJ/m <sup>2</sup> )	CV(%)	Assimetria	Curtose	p-valor (Teste KPSS)
Barreiras	1622,43	20,80	-1,16	4,65	0,01
Feira de Santana	1438,74	26,96	-0,25	2,74	0,10
Guanambi	1705,39	32,66	-0,75	3,86	0,01
Salvador	1450,17	31,70	-0,58	3,22	0,10
Vitória da Conquista	1690,64	31,72	-0,26	2,62	0,01

Tabela 5.4: Estatística descritiva dos dados da radiação solar nos cinco municípios objetos de estudo. Fonte: (INMET, 2019). Elaborada pela autora. Nota: Foi realizado o Teste Shapiro Wilk com todos os resultados ( $p\text{-valor} < 0,05$ ). Os resultados foram obtidos através da aplicação do software estatístico livre R (R Core Team, 2019).

A partir da análise das medidas descritivas da radiação solar durante o período da pesquisa foi encontrada a maior média no município de Guanambi com radiação solar média em torno de 1705,39 KJ/m<sup>2</sup> e Feira de Santana registrou a menor média com 1438,74 KJ/m<sup>2</sup>. Todos os municípios apresentaram assimetria negativa denotando concentração de valores acima da média. A dispersão relativa variou de 21% a 33% sendo que Guanambi foi o município que também apresentou variabilidade mais alta com 32,66%. Apenas as séries de Feira de Santana e Salvador apresentaram comportamento estacionário ( $p\text{-valor} > 0,05$ ) resultados do teste KPSS, não rejeitando a hipótese nula. Também foi realizado o teste de normalidade Shapiro Wilk que rejeitou a hipótese de normalidade ao nível de significância de 5% ( $p\text{-valor} < 0,05$ ) para as séries de todos municípios (Tabela 5.4).

Os resultados descritivos da velocidade do vento e da radiação solar são típicos de séries temporais de comportamento assimétrico (ausência de normalidade na distribuição dos dados) e convergiram com os achados dos autores ((CHANG et al., 2017); (SANTOS et al., 2019)).

### 5.3.2 Descritiva – Abordagem com janelas deslizantes

A análise descritiva deslizante para uma janela de tamanho de 365 dias, ( $w=365$ ), buscou analisar dinamicamente o comportamento histórico através de alguns coeficientes estatísticos (coeficiente de variação relativa, assimetria e curtose) (Figuras 5.3, 5.4 e Figura 5.5), respectivamente.

A figura 5.3 ilustra o comportamento do coeficiente de variação relativa dos municípios objetos de estudo para uma janela deslizante ( $w=365$ ). Feira de Santana e Vitória da Conquista apresentaram predominantemente maior variação relativa na série de radiação solar do que na velocidade do vento durante todo período. O município de Barreiras teve o comportamento observado oposto com velocidade do vento variando mais do que radiação solar. Em Salvador a série de radiação solar teve menor variação relativa e a

partir do segundo semestre de 2012 comportamento similar entre a flutuação da radiação e velocidade do vento. Já Guanambi houve maior estabilidade para variável vento e no segundo semestre de 2014 houve inversão de comportamento na série da radiação solar com aumento de variabilidade até o final do ano de 2016.

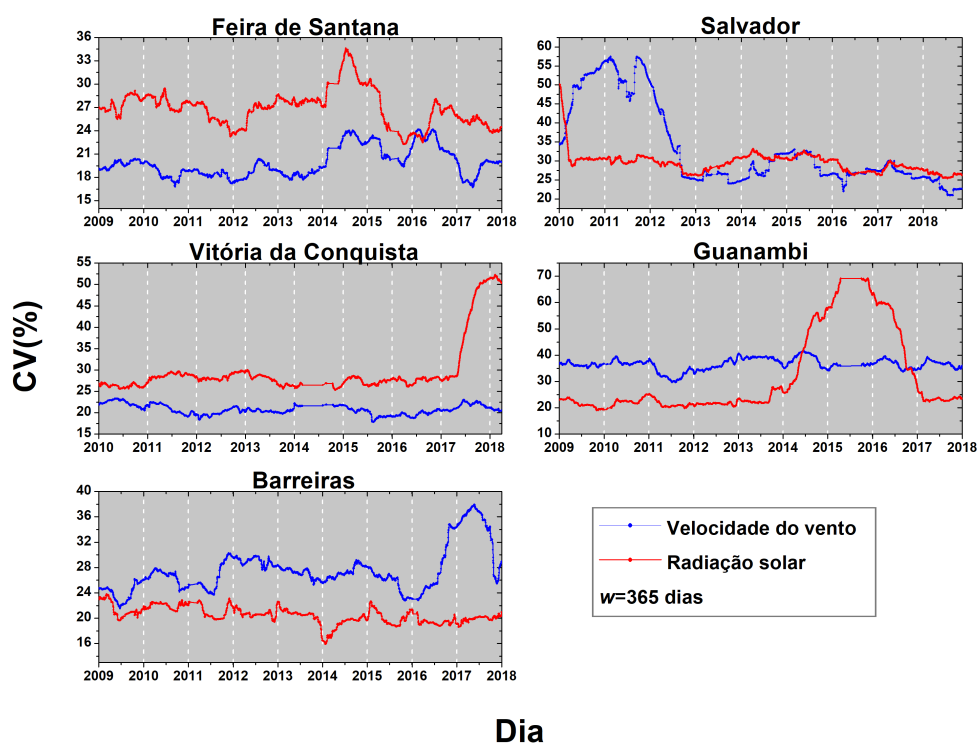


Figura 5.3: Coeficiente de variação com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A análise do procedimento de janela deslizante ( $w=365$ ) para o coeficiente de assimetria está retratado na figura 5.4. Todos os municípios apresentaram predomínio de comportamento assimétrico positivo para a variável velocidade do vento enquanto para radiação solar comportamento assimétrico negativo.

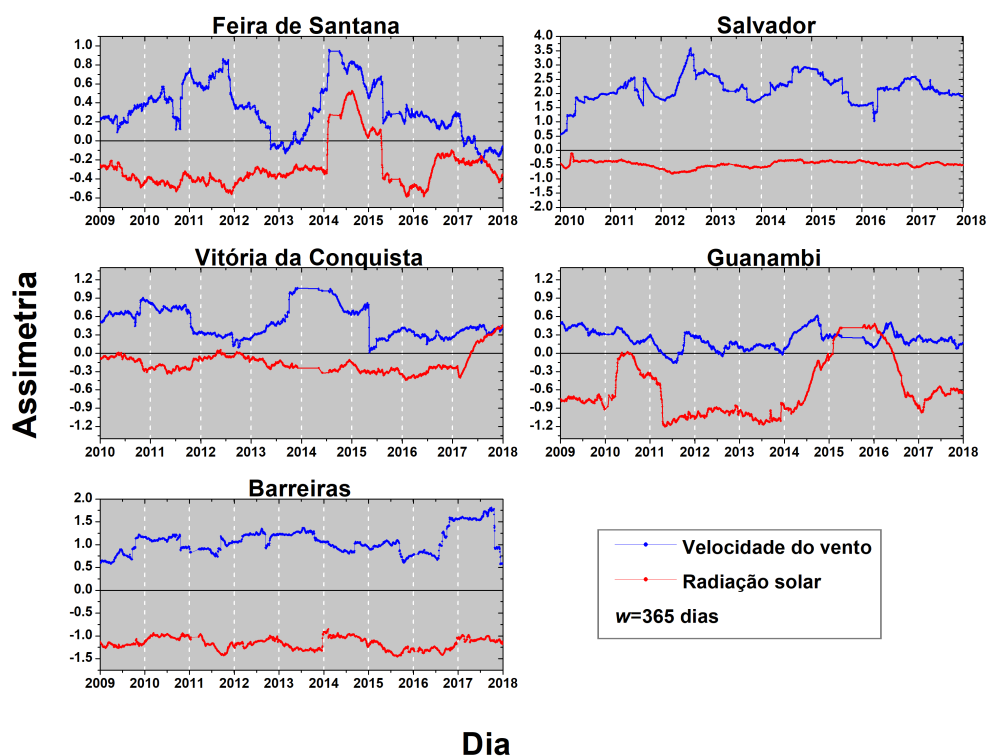


Figura 5.4: Assimetria com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 5.5 representa a análise do comportamento da curtose na descritiva com abordagem de janela deslizante. O município de Barreiras, em relação à curtose, apresentou comportamento leptocúrtico (coeficiente de curtose ( $K$ ) $>3$ ) para radiação solar e velocidade do vento para todo período, considerando uma janela de 365 dias ( $w=365$ ), as demais foram classificadas com leptocúrtica, mesocúrtica e platicúrtica a depender do ano e da variável analisada (Figura 5.5).

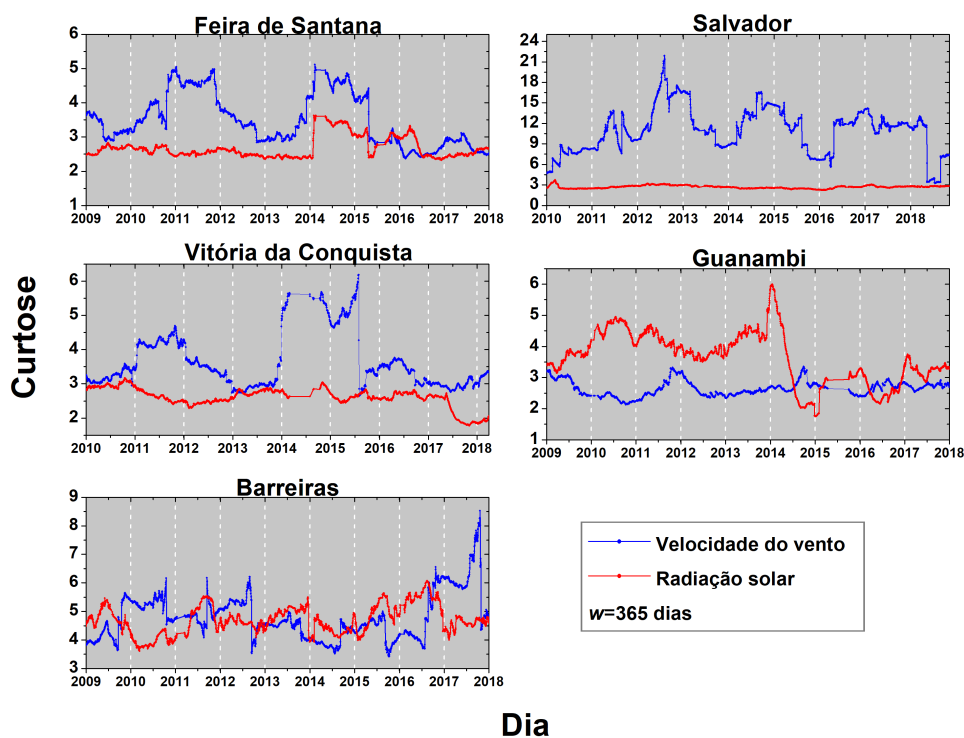


Figura 5.5: Curtose com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A análise neste momento deu-se a partir da descritiva para uma janela deslizante de tamanho maior, com  $w=1000$  dias. A fim de identificar dinamicamente o comportamento das flutuações das séries velocidade do vento e radiação solar com uma maior quantidade de pontos. Resultados nas próximas figuras 5.6, 5.7 e figura 5.8.

A análise dinâmica do coeficiente de variação de ambas as séries identificou maiores variações relativas em torno da média de radiação solar do que velocidade do vento nos municípios de Feira de Santana e Vitória da Conquista durante todo período. Barreiras obteve valores de variação relativa superiores para velocidade do vento ( $CV > 24,78\%$ ). Em Salvador a radiação solar teve menor variação relativa, a partir do segundo semestre de 2013 é observado um comportamento similar no coeficiente de variação em ambas as séries. E em Guanambi houve maior estabilidade para variável vento e a partir de 2015 houve inversão de comportamento na série da radiação solar com aumento de variabilidade (Figura 5.6).

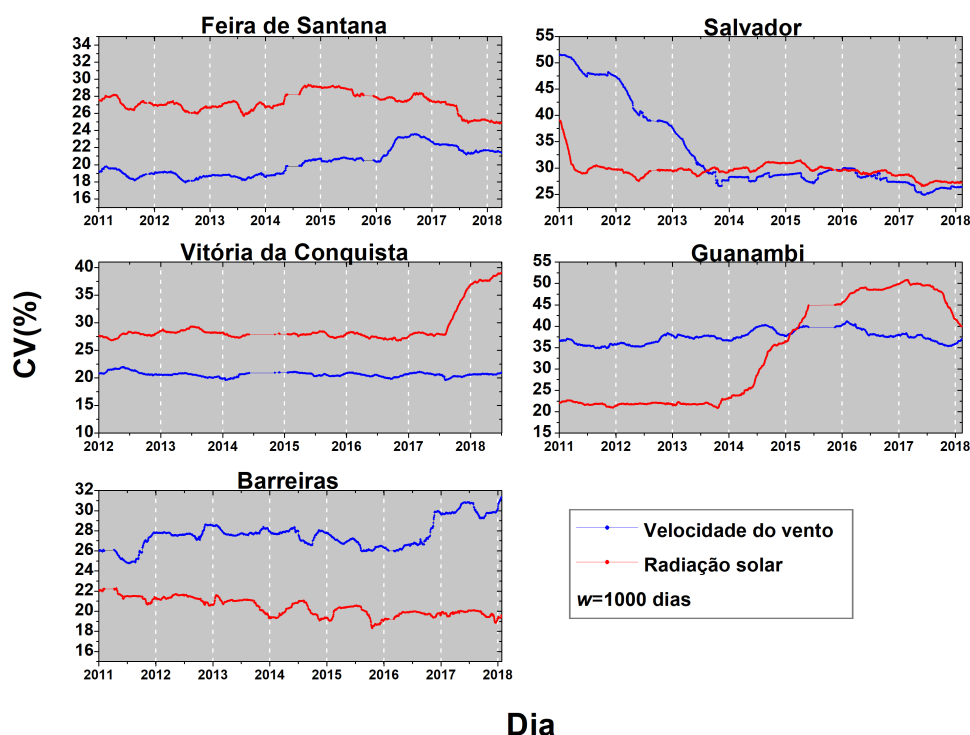


Figura 5.6: Coeficiente de variação com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 5.7 demonstra a análise do coeficiente de assimetria para uma janela deslizante de  $w=1000$  dias onde foi possível identificar um padrão de comportamento nos valores de assimetria nas séries da velocidade do vento e da radiação solar. Todos os coeficientes apresentaram valores negativos para série de radiação solar e valores positivos para velocidade do vento independente do período avaliado, convergindo com os resultados encontrados na análise exploratória dos dados (ver Tabelas 5.3 e 5.4). Esses resultados estão em concordância com os encontrados por Brito, Araújo e Zebende (2019) que analisaram as correlações cruzadas entre radiação solar global, temperatura do ar e umidade relativa do ar ao mesmo tempo e encontraram na análise descritiva de seus dados valores negativos para a assimetria das séries de radiação solar nos municípios de Barreiras e Salvador.

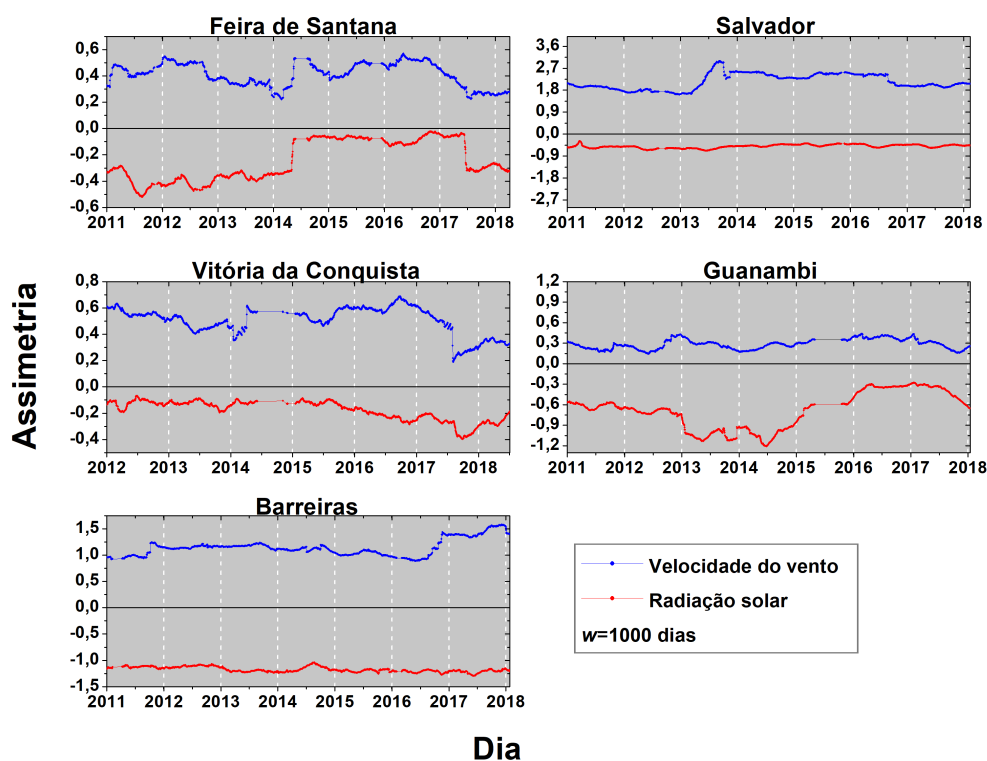


Figura 5.7: Assimetria com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 5.8 ilustra o comportamento da curtose na descritiva com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ). Com exceção do município de Barreiras que apresentou valores de curtose maiores que 3 ( $K>3$  curva leptocúrtica) para radiação solar e velocidade do vento para todo o período ( $w=365$  dias), as demais cidades apresentaram comportamento variando entre as curvas do tipo platicúrtica ( $K<3$ ), mesocúrtica ( $K=3$ ) e leptocúrtica ( $K>3$ ) a depender do ano e da variável analisada (vento ou radiação).



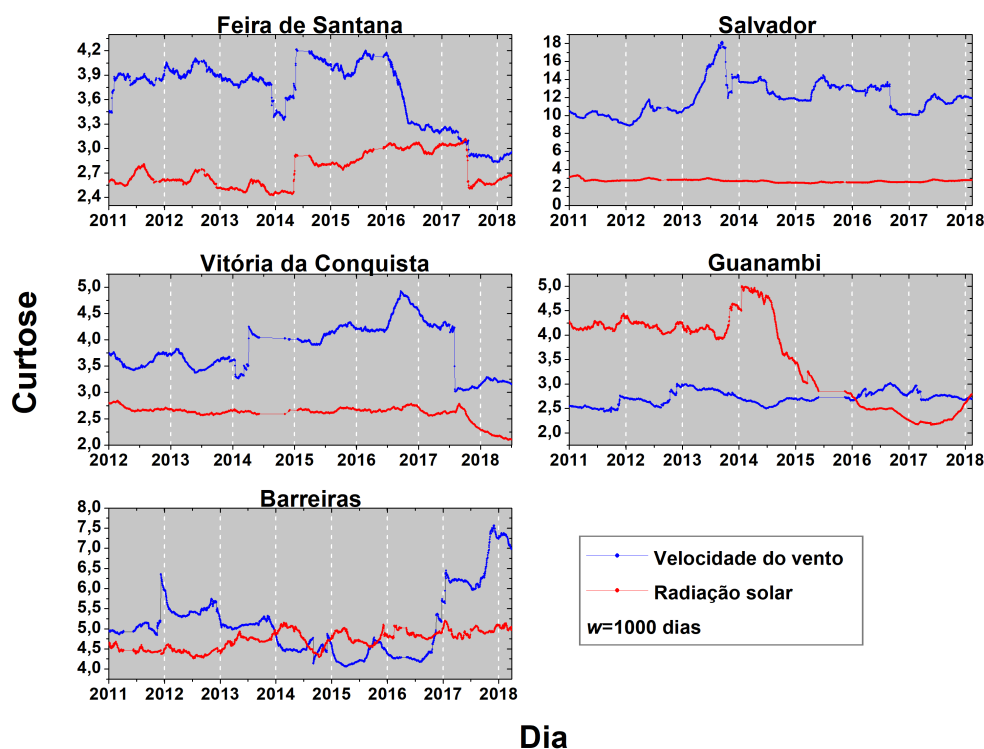


Figura 5.8: Curtose com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A análise qualitativa dos momentos estatísticos tenderam para mesma direção em ambas janelas, contudo com maior estabilidade nas flutuações para a abordagem com tamanho de janela maior,  $w=1000$ . Os resultados encontrados na análise da janela de  $w=1000$  dias convergiram com os resultados achados para janela de  $w=365$  dias, tendo em vista que quando se aumenta o tamanho da janela ( $w$ ) mais subamostras sucessivas se obtém da série possibilitando maior suavidade entre os sinais.

### 5.3.3 DFA – Abordagem com janelas deslizantes

Tendo em vista a primeira análise, procedeu-se o estudo com a modelagem das séries aplicando o DFA com a finalidade de investigar as relações entre a localização geográfica dos municípios e os expoentes de autocorrelação para as séries de velocidade do vento e radiação solar com a abordagem de janelas deslizantes com os municípios contemplados por esta pesquisa.

A figura 5.9 apresenta a flutuação do expoente  $\alpha_{DFA}$  deslizando para uma janela de aproximadamente um ano ( $w=365$  dias). Com estes resultados foi possível caracterizar as séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar de todos os municípios avaliados, com exceção de Feira de Santana, Vitória da Conquista, Guanambi e Salvador durante o ano de 2011, foi possível observar predominância de comportamento persistente ( $\alpha > 0,50$ ) e estatisticamente significativos ao nível de 5%. Outra exceção foi o município de Salvador durante os anos de 2016 e 2017 (Figura 5.9).

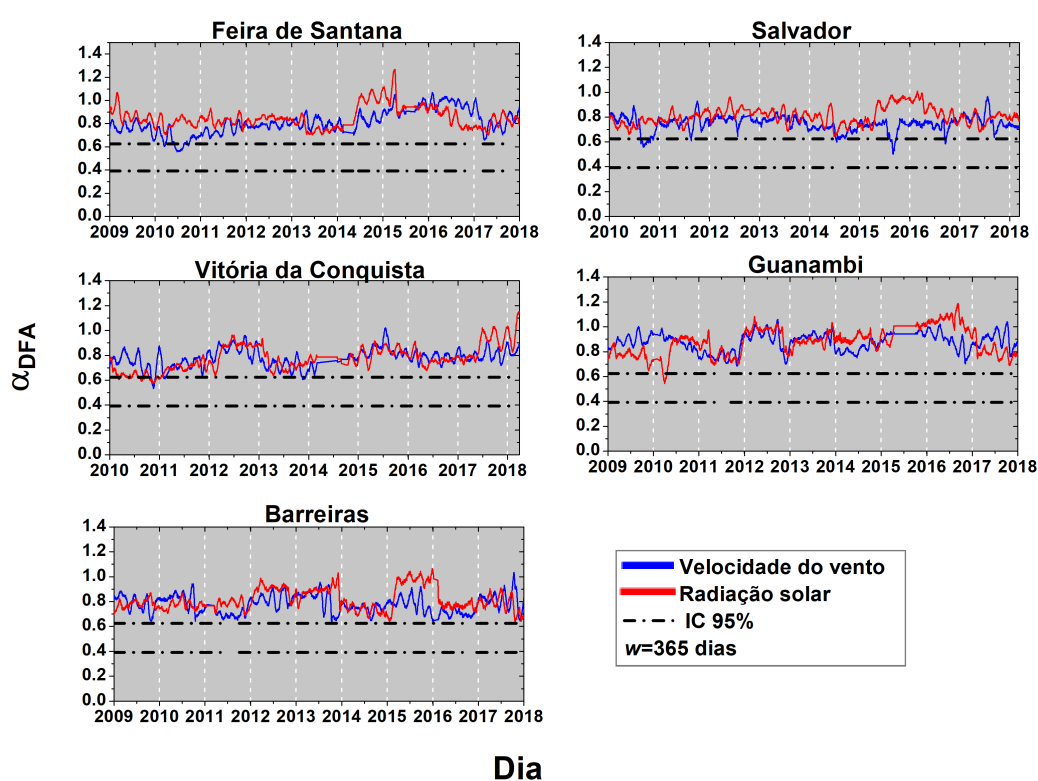


Figura 5.9: Comportamento do expoente  $\alpha_{DFA}$  com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

Como análise complementar foram construídos os histogramas das distribuições de frequências dos expoentes  $\alpha_{DFA}$  para janela de ( $w=365$ ) para velocidade do vento (Figura 5.10) e radiação solar (Figura 5.11).

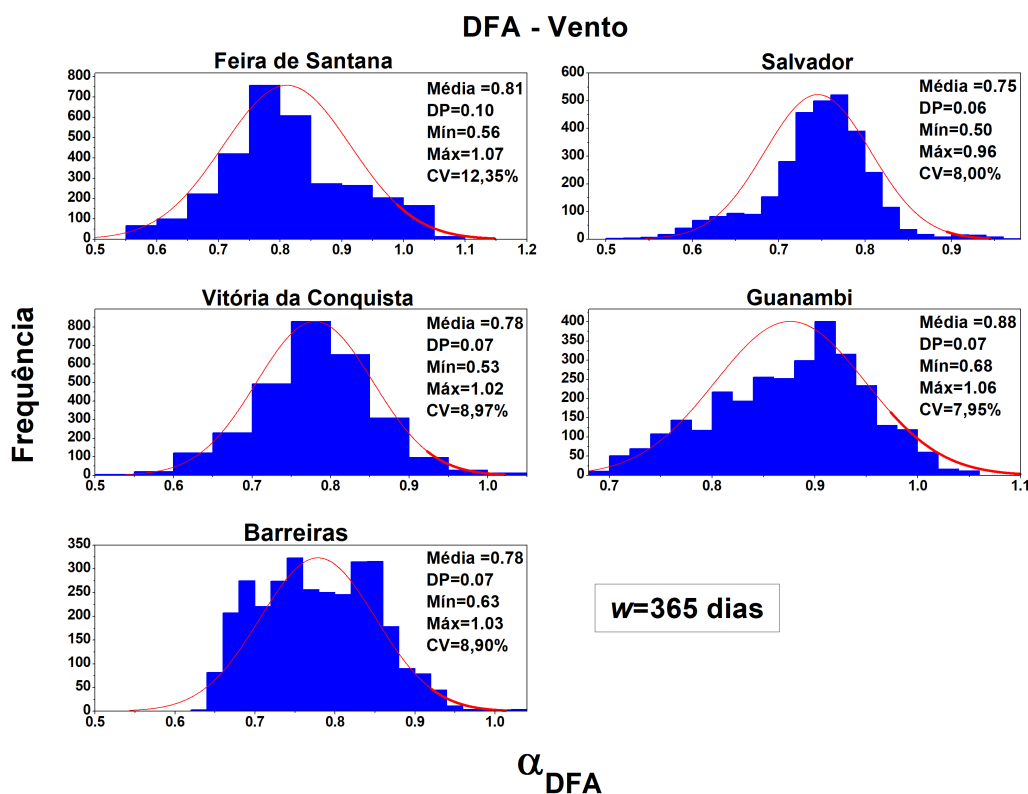


Figura 5.10: Histograma dos expoentes  $\alpha_{DFA}$  da velocidade do vento para uma janela de  $w=365$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

O histograma da distribuição de frequência do expoente  $\alpha_{DFA}$  da velocidade do vento mostra que o município de Guanambi apresentou a maior média do expoente  $\alpha_{DFA}$  para velocidade do vento e Salvador a menor média. Feira de Santana apresentou maior variabilidade relativa em torno da média do  $\alpha_{DFA}$  ( $CV=12,35\%$ ) e Guanambi a menor ( $CV=7,95\%$ ) (Figura 5.10).

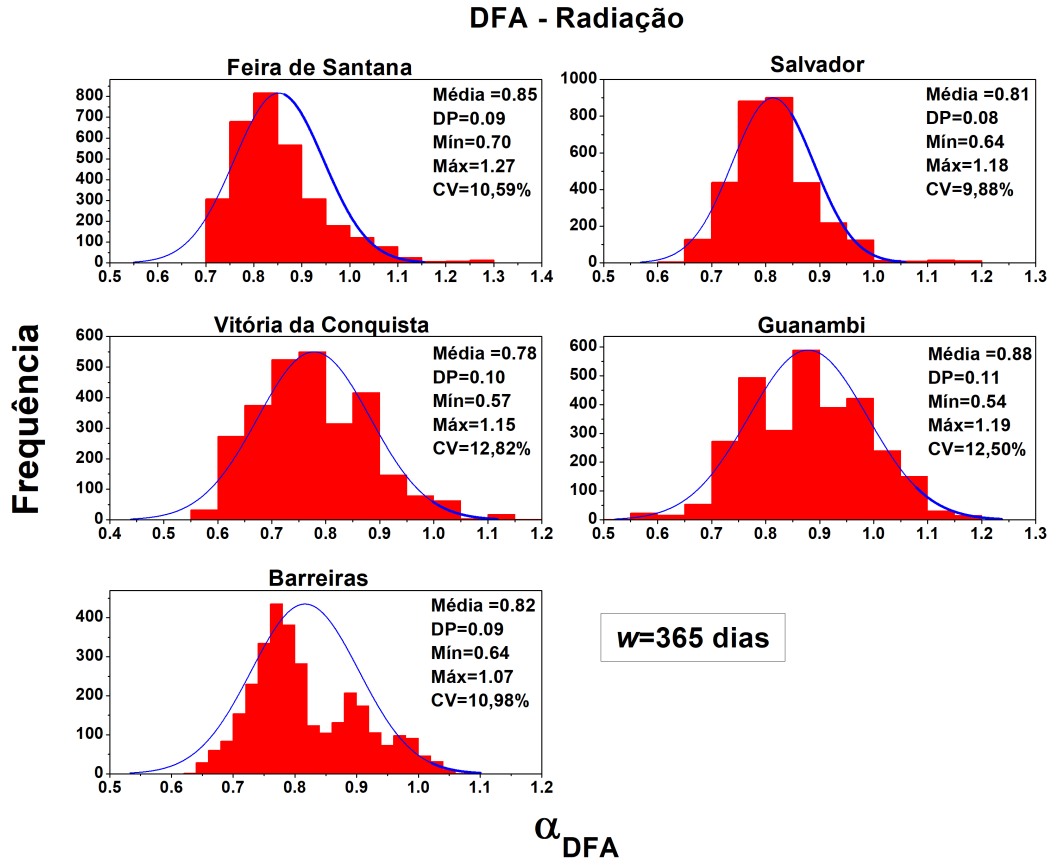


Figura 5.11: Histograma dos expoentes  $\alpha_{DFA}$  da radiação solar para uma janela de  $w=365$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

Para distribuição de frequência do  $\alpha_{DFA}$  da radiação solar o município de Guanambi apresentou maior média do DFA na janela deslizante ( $w=365$ ) com média=0,88 e Vitória da Conquista o município com menor média registrada (média=0,78). Salvador caracterizou-se com comportamento de flutuação mais estável (CV=9,88%) e o município com maior variabilidade relativa foi Vitória da Conquista com (CV=12,82%) (Figura 5.11).

A figura 5.12 representa a flutuação do expoente  $\alpha_{DFA}$  deslizante para uma janela de tamanho ( $w=1000$ ). O  $\alpha_{DFA}$  apresentou predominantemente maior persistência na velocidade do vento do que radiação solar ( $\alpha_{DFA\text{vento}} > \alpha_{DFA\text{radiação}}$ ). Com este resultado podemos afirmar que caso exista uma tendência de crescimento ou decréscimo nas flutuações da velocidade do vento e da radiação solar este comportamento tende a ocorrer, em longo prazo, com maior intensidade na velocidade do vento.

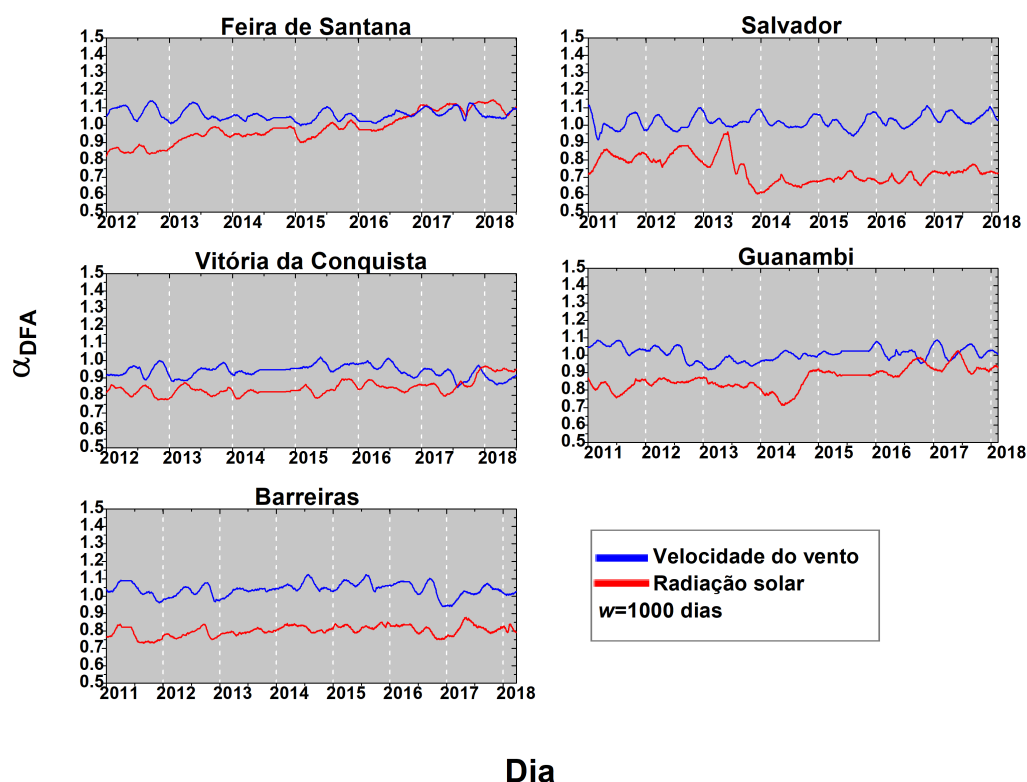


Figura 5.12: Comportamento do expoente  $\alpha_{DFA}$  com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$  dias) das variáveis climatológicas velocidade do vento média e radiação solar média para todos os municípios objetos de estudo, no período entre os anos de 2009 e 2018. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

Foi encontrado autocorrelação persistentes e correlações cruzadas persistentes, para séries de velocidade do vento e radiação solar, na investigação realizada por DOS ANJOS et al. (2015) em Fernando de Noronha/Brasil. Convergindo também com o nosso trabalho as persistências mais fortes foram encontradas para a velocidade do vento (valor mais alto do expoente de escala),  $\alpha_{DFA}$ . Contudo, o mesmo estudo apontou complementariedade entre as duas flutuações das séries, em divergência com os nossos achados.

Como análise adicional as figuras 5.13 e 5.14 apresentam as distribuições de frequências dos expoentes  $\alpha_{DFA}$  para janela de ( $w=1000$ ) das variáveis velocidade do vento e radiação solar, respectivamente.

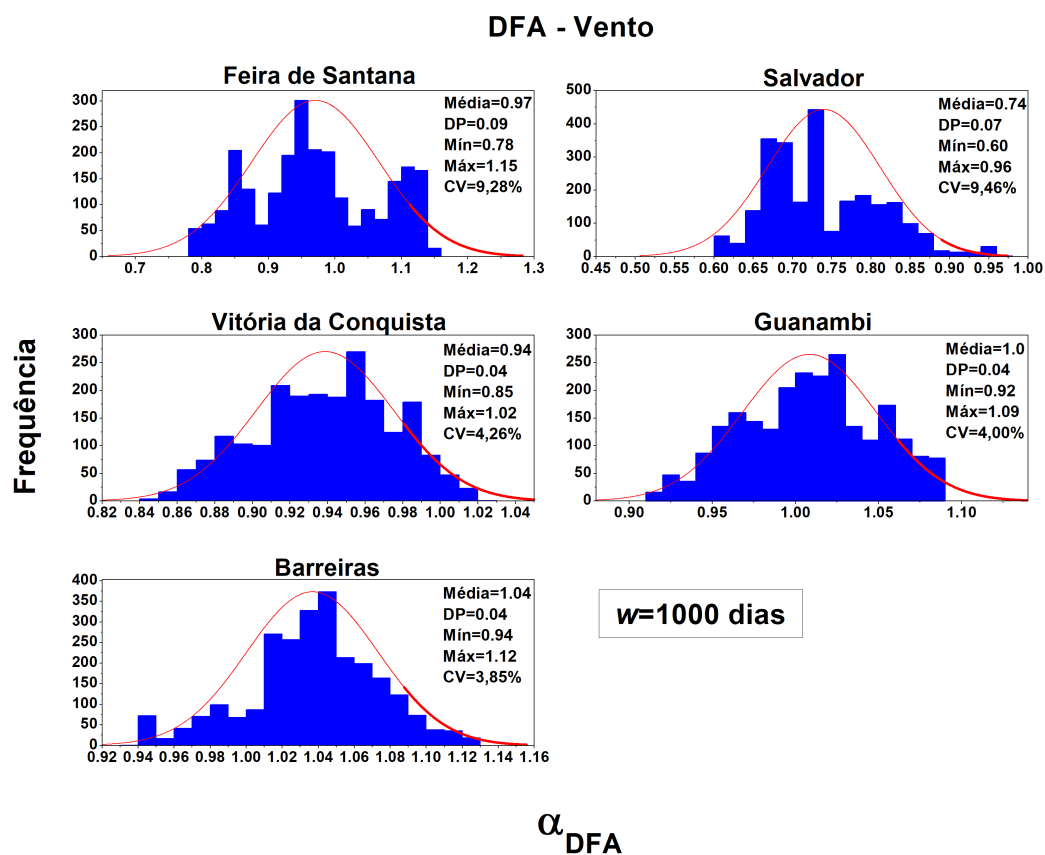


Figura 5.13: Histograma dos expoentes  $\alpha_{DFA}$  da velocidade do vento para uma janela de  $w=1000$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

A distribuição de frequência para velocidade do vento mostra que a maior média do  $\alpha_{DFA}$  entre os municípios estudados foi encontrada em Barreiras com média=1,04 e Salvador o município com menor média=0,74. Observa-se que para janela deslizante de maior tamanho ( $w=1000$  dias) as flutuações da velocidade do vento tiveram maior estabilidade com valores de coeficiente de variação relativa inferiores que CV=9,5% (Figura 5.13).

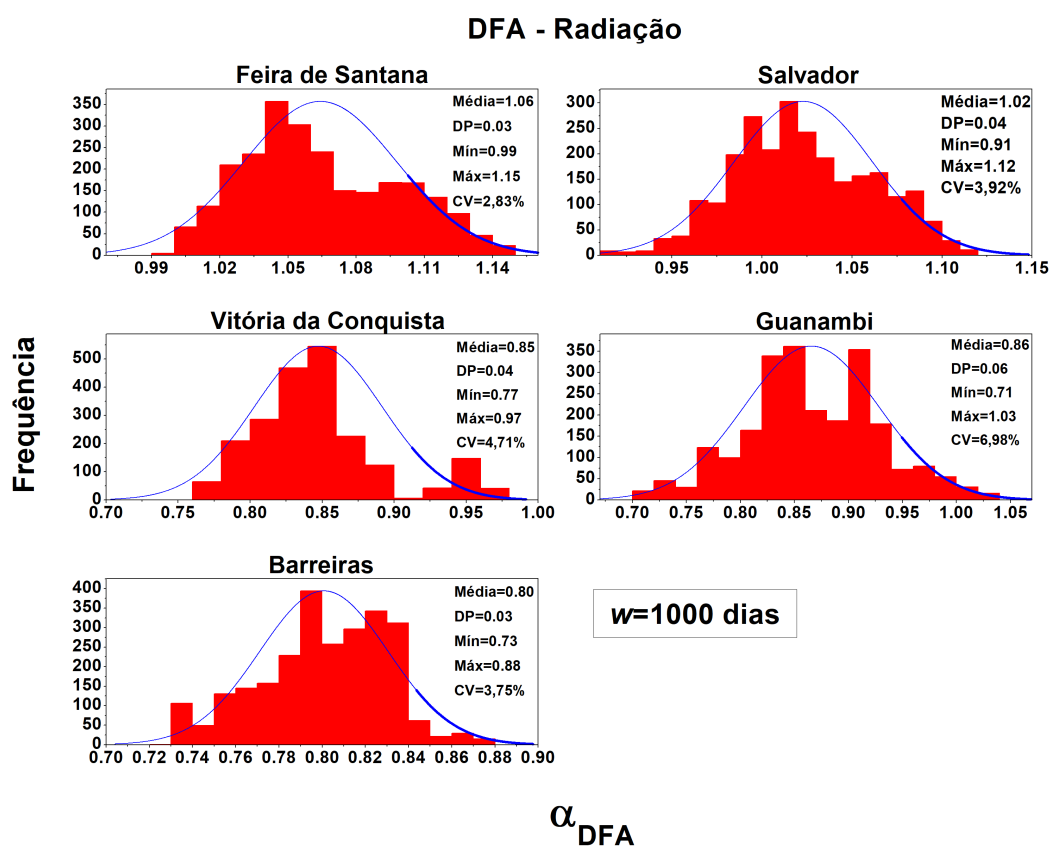


Figura 5.14: Histograma dos expoentes  $\alpha_{DFA}$  da radiação solar para uma janela de  $w=1000$ . Fonte: (INMET, 2019). Elaborado pela autora.

Na distribuição de frequência do expoente  $\alpha_{DFA}$  para radiação solar o município que apresentou menor variabilidade relativa em torno da média com o procedimento de janela deslizante ( $w=1000$ ) foi Feira de Santana com ( $CV=2,83\%$ ) e Guanambi com a maior variabilidade relativa identificada ( $CV=6,98\%$ ). É relevante relatar que as flutuações do expoente  $\alpha_{DFA}$ , de modo geral, apresentaram menores variações relativas em torno do expoente médio para uma janela de  $w=1000$  (Figura 5.14) do que para uma janela de  $w=365$  (Figura 5.11). Este achado pode estar relacionado ao fato do DFA ser mais apropriado à séries temporais de tamanho maior ou igual a 1000 ( $N \geq 1000$ ).

Com o procedimento de janelas deslizantes ( $w=365$  e  $w=1000$ ), nas séries da velocidade do vento e da radiação solar, foi possível identificar valores de  $\alpha_{DFA}$  próximos de 1 (ruído rosa), que denota uma transição entre o comportamento estacionário e o não estacionário. E também expoentes  $\alpha_{DFA}$  maiores que 1 (comportamento persistente não estacionário, com caminhos aleatórios) (WALLECZEK, 2000).

Os resultados aqui encontrados estão de acordo com as características das variáveis climatológicas vento e radiação solar esperados para o Estado da Bahia na região Nordeste do país que é marcado por altos índices de radiação solar ao longo de todo ano devido a

sua localização está sob influência da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), o regime dos ventos do Nordeste também são favorecidos com a intensidade e constância dos ventos Alísios, regulados pelos movimentos da ZCIT, caracterizados por serem úmidos e soprarem o ano todo em escala macro o que torna a região favorável para utilizar essas fontes renováveis para geração de eletricidade alternativas ((SILVA et al., 2016); (ANJOS, 2013)).

### 5.3.4 $\rho$ DCCA – Abordagem com janelas deslizantes

A próxima análise das séries das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar dos municípios de Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória deu-se aplicando o método  $\rho$ DCCA a fim de quantificar os níveis das correlações cruzadas entre as duas séries, com abordagem das janelas deslizantes, por meio de diagramas de cores.

Para análise das figuras 5.15, 5.16, 5.17 e figura 5.18 considere a classificação apresentada na tabela 5.5.

Variação	Classificação
$0 < \rho DCCA < 0,20$	Muito fraca
$0,20 \leq \rho DCCA < 0,40$	Fraca
$0,40 \leq \rho DCCA < 0,60$	Moderada
$0,60 \leq \rho DCCA < 0,80$	Forte
$0,80 \leq \rho DCCA < 1$	Muito forte

Tabela 5.5: Classificação do coeficiente  $\rho$ DCCA segundo os níveis de correlações cruzadas.

Por meio da figura 5.15 é possível avaliar a correlação cruzada através do coeficiente  $\rho$ DCCA para uma janela de aproximadamente um ano ( $w=365$  dias) entre a velocidade do vento e a radiação solar para diferentes escalas de tempo e para todos os municípios objetos de estudo.

Os municípios de Barreiras e Guanambi apresentaram maior frequência de correlação positiva ( $\rho DCCA > 0$ ) entre a velocidade do vento e radiação solar com algumas exceções a depender do ano e da escala avaliada. Salvador foi o único que apresentou predominância de correlação negativa entre as entre as séries temporais analisadas ( $\rho DCCA < 0$ ) com classificação da correlação cruzada variando de muito fraca a moderada. Já Feira de Santana e Vitória da Conquista foram os municípios que apresentaram maior variabilidade quantitativa ( $-0,20 < \rho DCCA < 0,80$ ) e qualitativa variando de muito fraca a forte (Figura 5.15).



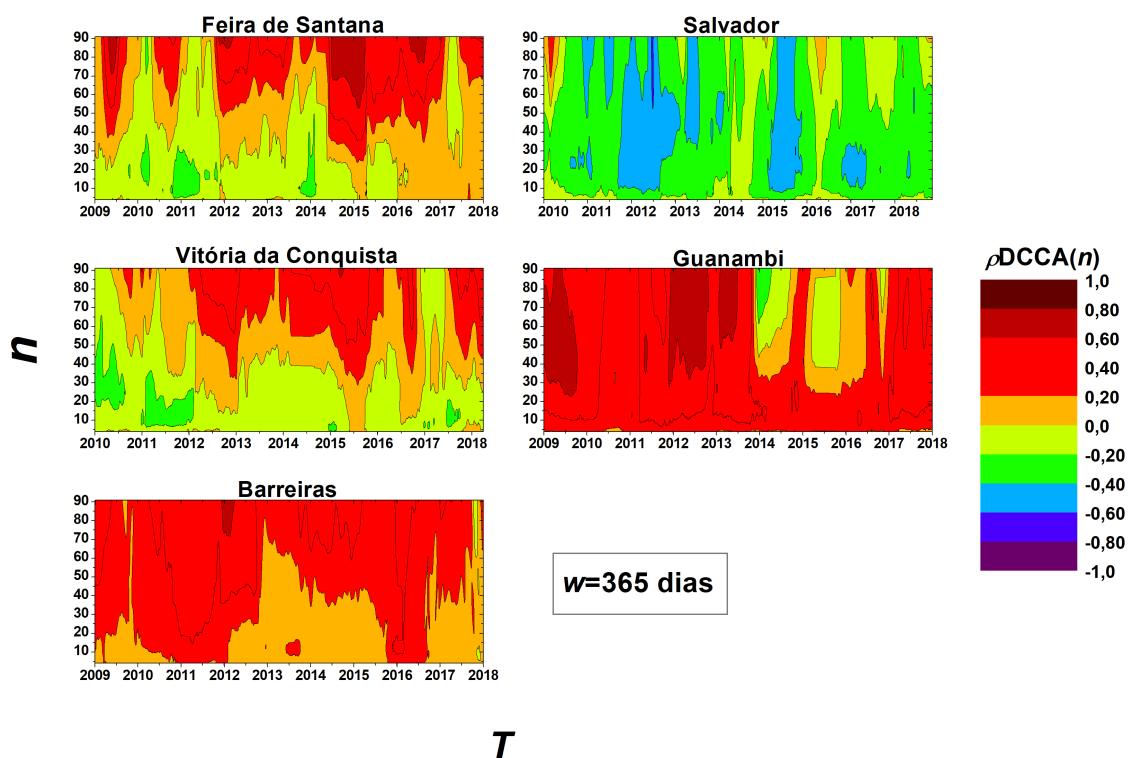


Figura 5.15: Comportamento do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

A figura 5.16 apresenta o resultado do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  ( $w=365$  dias) para escalas de tamanhos específicas ( $n$ ), como análise complementar. Pode-se observar que as menores variabilidades estão presentes nas escalas menores ( $n=7$  e  $n=30$ ) e a maior variabilidade na escala correspondente a noventa dias ( $n=90$ ).

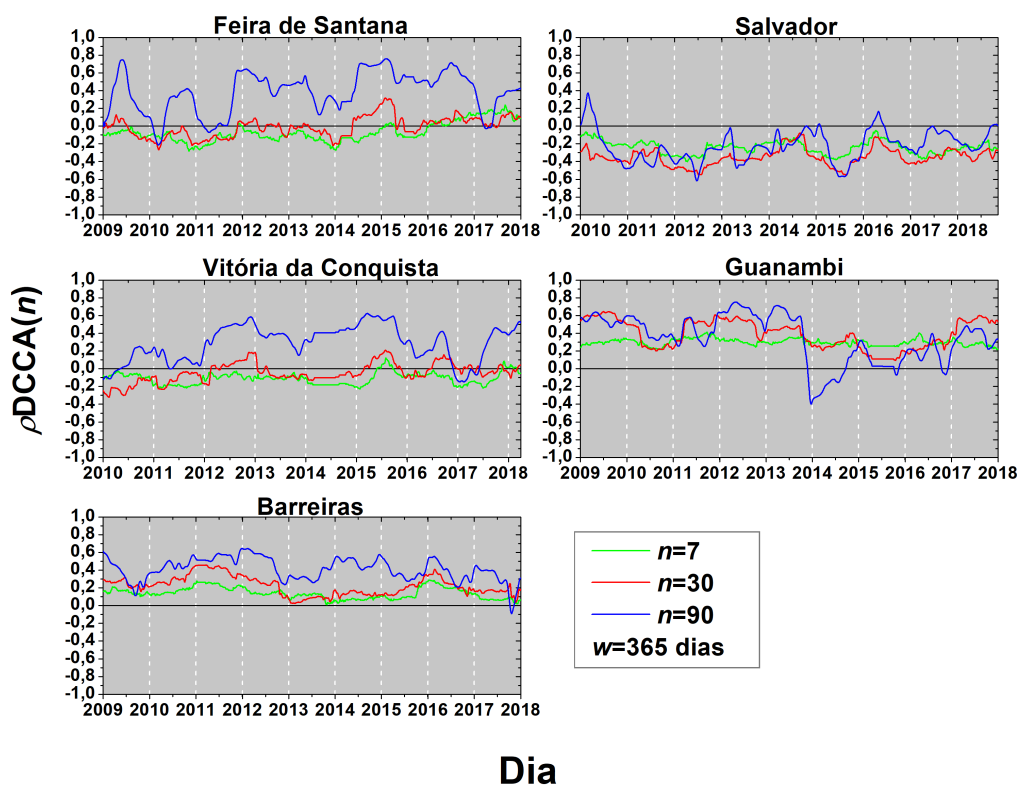


Figura 5.16: Comportamento do coeficiente  $\rho\text{DCCA}$  com abordagem de janela deslizante ( $w=365$ ) com escalas específicas de tempo ( $n$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

Na sequência é apresentada a correlação cruzada  $\rho\text{DCCA}$  deslizante para uma janela de tamanho ( $w=1000$ ) entre as variáveis velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios estudados. A fim de avaliar como se dá o comportamento cruzado das flutuações entre as séries para diferentes escalas de tempo (Figura 5.17).

Apenas o município de Barreiras apresentou correlação cruzada positiva ( $\rho\text{DCCA}>0$ ) entre as séries durante todo o período e para todos os tamanhos de escala, variando entre muito fraca, moderada a forte para grandes escalas ( $n > 150$ ). Os municípios de Feira de Santana e Vitória da Conquista apresentaram variação de comportamento de correlação semelhante entre as faixas de escala, variando de fraca negativa em escalas pequenas ( $n < 100$ ), muito fraca positiva a moderada e forte para médias escalas ( $100 < n < 150$ ) e também Feira de Santana para grandes escalas apresentou comportamento muito forte positiva entre as variáveis velocidade do vento e radiação solar, ou seja, quando registrados

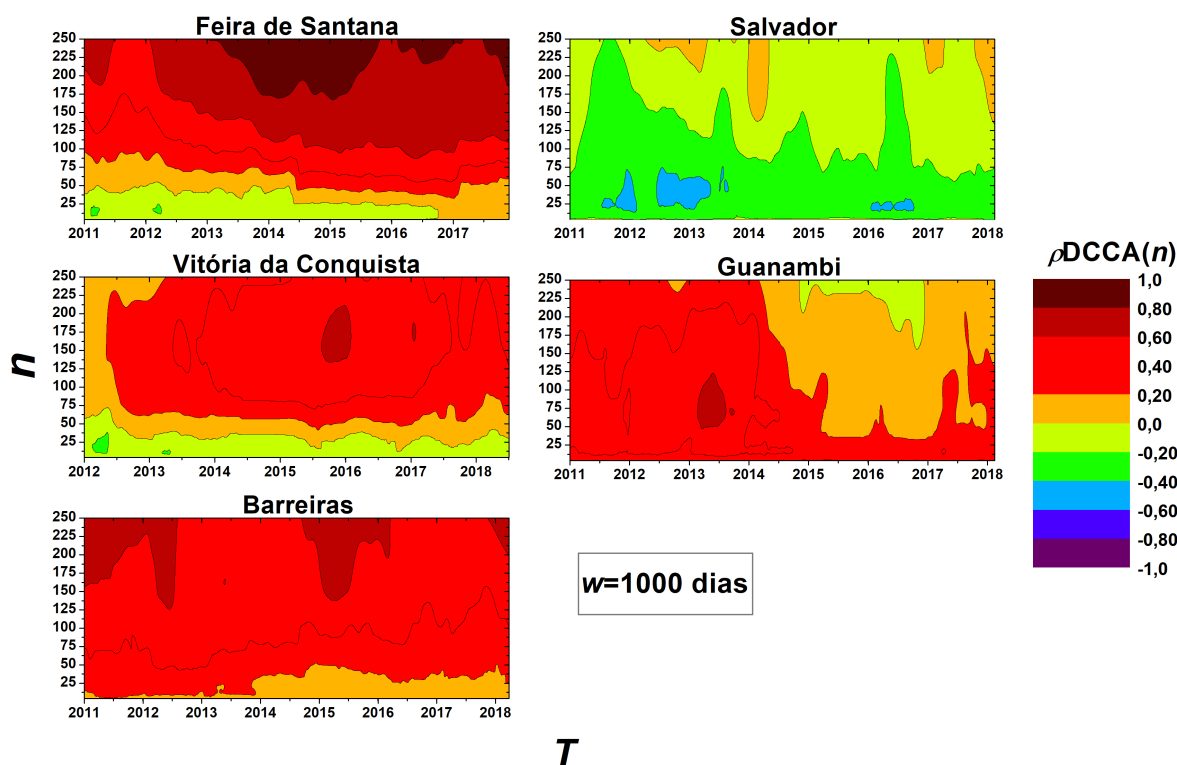


Figura 5.17: Comportamento do coeficiente  $\rho\text{DCCA}(n)$  com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

valores altos/baixos para velocidade do vento tende a ser registrado valores altos/baixos para radiação solar ou vice-versa. Já Guanambi apresentou maior frequência de correlação positiva com algumas exceções a partir do ano de 2015 até 2017 para grandes escalas ( $n > 150$ ). Salvador por sua vez, apresentou predominância de correlação negativa entre as séries analisadas, com classificação do nível de correlação cruzada  $\rho\text{DCCA}$  variando de muito fraca positiva (algumas ilhas para escalas grandes) a moderada negativa (outras ilhas para escalas pequenas) (Figura 5.17).

De maneira análoga, a análise complementar da figura 5.16, a figura 5.18 denota o comportamento do coeficiente de correlação cruzada  $\rho\text{DCCA}$  com o procedimento da janela deslizante ( $w=1000$  dias) para escalas ( $n$ ) de tamanhos específicos.

Os padrões observados na figura 5.18 corroboram com os resultados encontrados na análise da janela deslizante ( $w=365$  dias), ver figura 5.16. As menores variabilidades estão presentes nas escalas menores ( $n=7$  e  $n=30$ ). Neste aspecto, destaque para o município de

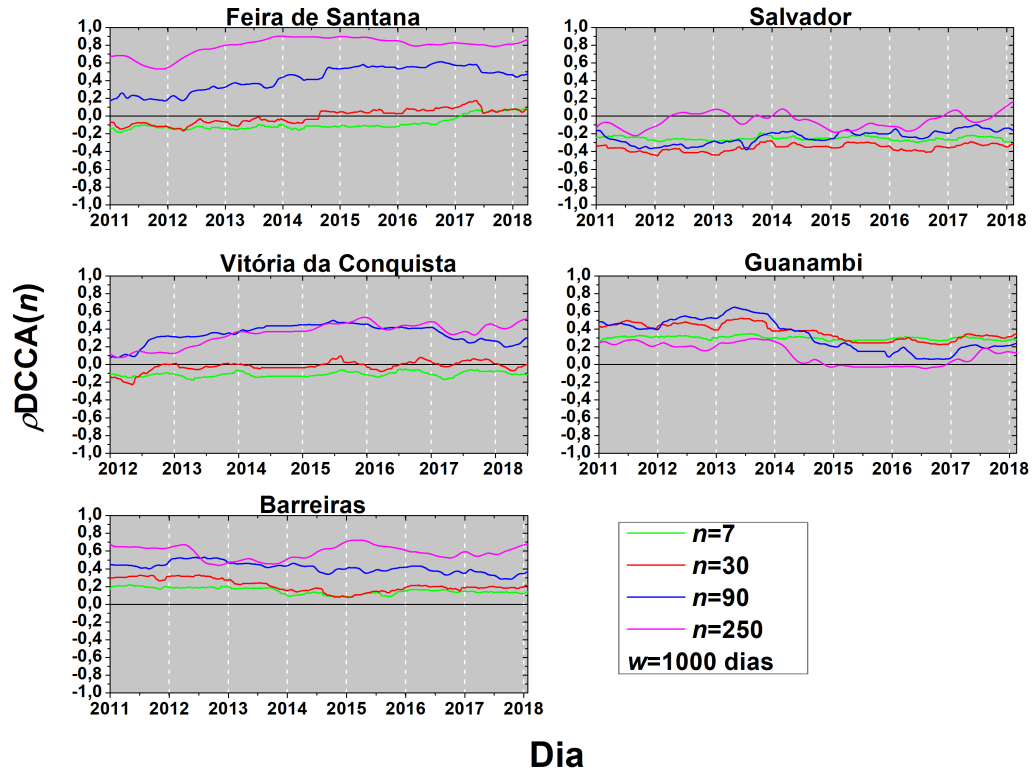


Figura 5.18: Comportamento do coeficiente  $\rho\text{DCCA}(n)$  com abordagem de janela deslizante ( $w=1000$ ) com escalas específicas de tempo ( $n$ ) das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar para todos os municípios objetos de estudo. Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Elaborado pela autora.

Barreiras que permaneceu com correlação cruzada positiva para todos os tamanhos de escala ( $n$ ) e Feira de Santana único município que apresentou correlação cruzada muito forte ( $0,80 < \rho\text{DCCA} < 1$ ) entre as séries de velocidade do vento e radiação solar (Figura 5.18). Ainda em relação a este município é possível observar padrão de comportamento na correlação cruzada, de modo que, à medida que o tempo passa o nível de correlação cruzada aumenta, figura 5.18. Este comportamento pode estar associado a uma possível mudança climática.

Nossos resultados condizem com estudos que analisaram conjuntamente a velocidade do vento e a radiação solar: Guezgouz et al. (2021) avaliaram na Argélia combinando três diferentes regiões com condições climáticas distintas e encontraram níveis moderados de complementariedade (em escala diária) nas regiões costeiras e serranas e altos níveis de similaridade, ou seja, flutuações caracterizadas como sincronizadas entre vento e radiação para a região Sul do país, em todos os intervalos de tempo. Já na China Ren et al. (2019) concluíram que a energia solar está significativamente correlacionada positivamente com

a energia eólica quando analisadas no mesmo local geográfico e e na Ilha de Fernando de Noronha/Brasil a pesquisa de (DOS ANJOS et al., 2015).

Em relação a correlação cruzada negativa, as pesquisas de Castro e Crispim (2018) identificaram complementariedade (correlações negativas) entre as séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar, em Portugal. Na Alemanha Schindler, Behr e Jung (2020) encontraram o seguinte resultado: em pequenas escalas diárias ou interanuais a correlação é negativa ou as flutuações não se correlacionam, mas quando consideradas escala sazonal a anticorrelação é mais significativa.

## 5.4 Conclusão

Nesta pesquisa, investigamos as propriedades de autocorrelação de longo alcance por meio do  $\alpha$ DFA e as propriedades de correlação cruzada via  $\rho_{DCCA}$  das séries não-estacionárias da velocidade do vento e da radiação solar dos municípios de Barreiras, Feira de Santana, Guanambi, Salvador e Vitória da Conquista no Estado da Bahia - Brasil, durante o período de 2009 a 2018. Outra contribuição importante desta pesquisa é que a análise dinâmica dos registros das variáveis climatológicas velocidade do vento e radiação solar (variáveis fontes de energia renováveis e alternativas híbridas para geração de eletricidade) contemplaram uma escala espacial que abrangeu todos os Biomas do Estado da Bahia com características singulares de cada região geográfica e utilizou-se para tal abordagem com janelas deslizantes ( $w=365$  e  $w=1000$ ).

A modelagem via DFA constatou para ambas as séries temporais propriedades de longa memória predominantemente persistentes e estatisticamente significativas ao nível de 5% durante todo o período, tanto para janela deslizante de ( $w=365$ ) quanto para de ( $w=1000$ ). Os valores dos expoentes  $\alpha$ DFA apresentaram predominantemente maior persistência na velocidade do vento do que radiação solar ( $\alpha$ DFAvento  $>$   $\alpha$ DFAradiação) para ( $w=1000$ ).

A modelagem via  $\rho_{DCCA}$  indicou que os dados da velocidade do vento e da radiação solar estão correlacionados para diferente tamanhos de escala  $n$  em todos os municípios objetos de estudo. Para janela deslizante de ( $w=365$ ) as menores variabilidades estão presentes nas escalas menores ( $n=7$  e  $n=30$ ) e a maior variabilidade na escala de ( $n=90$ ), ver figura 5.16. Esta propriedade é preservada para janela de ( $w=1000$ ), (Figura 5.18), os padrões observados corroboram com os resultados encontrados na janela de aproximadamente um ano,  $w=365$ .

Esta pesquisa possuía uma limitação com a ausência de alguns dados diários das variáveis vento e radiação junto ao banco de dados originais fornecidos pelo INMET provenientes

das estações meteorológicas automáticas, contudo essa situação foi solucionada para os municípios escolhidos já que se é possível realizar a modelagem sem interferências com até 50% das partes originais removidas não havendo nenhuma alteração nos resultados finais de autocorrelação e correlação cruzada sem tendência, demonstrando mais uma vez a relevância desses métodos que asseguram os resultados para séries reais ([ZEBENDE; BRITO; CASTRO, 2019](#)).

Por tudo que foi aqui apresentado, os resultados desta pesquisa utilizando os métodos estatísticos DFA e  $\rho_{DCCA}$  para analisar as variáveis climatológicas mostraram-se eficientes para medir a autocorrelação e os níveis de correlação entre suas séries temporais. Revelando novas direções para trabalhos futuros tornando possível investigar de forma mais profunda as correlações de longo alcance entre essas e outras variáveis em aplicações na agricultura, na pecuária, estudo do clima, setor energético (investigação de complementariedade entre fontes renováveis), entre outros (([CASTRO; CRISPIM, 2018](#)); ([ADENIJI; NJAH; OLUSOLA, 2019](#)); ([MOHAMMADI; GOUDARZI, 2018](#)); ([MÜLLER et al., 2017](#)); ([GARCÍA; RICO, 2017](#)); ([SHEIKHESMAEILI; MONTERO; LASERNA, 2016](#)); ([DOS ANJOS et al., 2015](#)); ([AZEVEDO et al., 2000](#))). Por fim esta pesquisa teve a pretensão de oferecer a comunidade acadêmica, instituições públicas e privadas uma nova proposta de análise dinâmica do comportamento de elementos climáticos.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesta dissertação foi realizada uma breve revisão de literatura sobre o clima e o tempo, principais elementos climáticos, séries temporais e fractal compondo a estruturação conceitual principal da pesquisa. Os métodos de análises estatísticos utilizados no processo metodológico de modelagem foram a estatística descritiva, o DFA (PENG et al., 1994), o DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008) e o  $\rho_{DCCA}$  (ZEBENDE, 2011) tornando possível identificar um padrão no regime temporal e espacial das variáveis climatológicas: velocidade média do vento e radiação solar global média nos municípios contemplados por esta pesquisa, no período entre os anos de 2009 à 2018. Com a finalidade de atender os objetivos da dissertação, ver subseção 1.1, os resultados foram apresentados em formato de artigo (Capítulo 4 e Capítulo 5).

Para atingir o objetivo geral estabelecido: Analisar o comportamento das variáveis climatológicas da velocidade do vento e da radiação solar de algumas estações meteorológicas do Estado da Bahia, com a abordagem das janelas deslizantes no período de 2009 a 2018, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos: caracterizar as flutuações da série temporal velocidade do vento e da radiação solar; estimar a autocorrelação da velocidade do vento e da radiação solar e medir o nível da correlação cruzada entre velocidade do vento e radiação solar.

No primeiro artigo (ver Capítulo 4) intitulado “Análise dinâmica da velocidade do vento no Estado da Bahia”, utilizamos o método DFA para investigar as propriedades de autocorrelação de longo alcance das séries não-estacionárias da velocidade do vento. A partir das análises realizadas foi possível compreender como as séries temporais do vento registradas em todos os municípios objetos de estudo se comportam. Todas as séries foram caracterizadas com autocorrelação persistente, com  $\alpha_{DFA} > 0,5$ , esse comportamento se repete para a modelagem utilizando o DFA com janela deslizante de 365 dias, porém com diferentes valores do expoente  $\alpha$ . Esses resultados podem influenciar nos registros futuros, visto que, é mais provável que o padrão observado se repita. Além disso, notou-se que a maior média de velocidade do vento registrada foi em Guanambi com velocidades médias em torno de 3,9 m/s e também com o maior registro de velocidade média durante toda a pesquisa com 4,83 m/s. Não foi encontrada nenhuma relação significativa entre a localização geográfica das estações meteorológicas e os valores encontrados dos  $\alpha_{DFA}$ .

Para o estudo feito no segundo artigo (ver Capítulo 5) cujo título é “Análise conjunta da velocidade do vento e a radiação solar no Estado da Bahia”, foi realizado utilizando registros simultâneos das séries temporais da velocidade do vento e da radiação solar dos cinco

municípios objeto de estudo durante os anos de 2009 à 2018. Tendo como metodologia de análise a aplicação do DFA e do  $\rho_{DCCA}$  ambos com abordagem de janelas deslizantes. Constatou-se com a primeira análise, via DFA, propriedades de longa memória predominantemente persistentes para ambas as variáveis tanto para janela deslizante de ( $w=365$ ) quanto para de ( $w=1000$ ). A modelagem utilizando o  $\rho_{DCCA}$  indicou a existência de correlações cruzadas de longo alcance entre as séries para diferentes tamanhos de escala, com a abordagem das janelas deslizantes possibilitando medir a correlação com o passar do tempo, para janela de ( $w=365$ ) as menores variabilidades se encontram nas menores escalas e essa propriedade se repete para ( $w=1000$ ).

Como os métodos de análises estatísticos supracitados oferecem a possibilidade de elaborar cenários futuros torna-se viável utilizar a metodologia aqui aplicada com outras variáveis meteorológicas. Assim, espera-se que a presente dissertação possa ser proveitosa e contribua com estudos voltados para esta temática oferecendo a comunidade acadêmica, instituições públicas e privadas uma nova proposta de análise do comportamento de elementos climáticos.

Tendo como alicerce nossos achados, como sugestões para trabalhos futuros, visto que, nesta pesquisa foi possível identificar um padrão de comportamento nas variáveis velocidade do vento e radiação solar. Então, pretende-se estudar demais regiões geográficas e variáveis do clima, considerando fatores influentes como a pecuária, agricultura, conforto térmico, geração de energia limpa, dispersão de poluentes, saúde coletiva e demais atividades relacionada ao clima.



---

## Referências Bibliográficas

---

ABEEÓLICA. Infovento-21. Energia eólica abastece todo o Nordeste durante um dia todo pela primeira vez. 2021. Disponível em: <http://abeeolica.org.br/noticias/energia-eolica-abastece-todo-o-nordeste-durante-um-dia-todo-pela-primeira-vez/>.

Acesso em: 28/10/2021. 1

ABSOLAR. Bahia se mantém líder na geração de energia por fontes renováveis. 2021. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/noticia/bahia-se-mantem-lider-na-geracao-de-energia-por-fontes-renovaveis/>. Acesso em: 03/12/2021. 1

ADENIJI, A.; NJAH, A.; OLUSOLA, O. Phase synchronization between solar radiation and wind speed data from some locations across Nigeria via nonlinear recurrence measures. *Chinese Journal of Physics*, v. 61, p. 274–282, 2019. 1, 5.4

ALMEIDA, H. A. d. *Climatologia aplicada à geografia [Livro eletrônico]*. [S.l.]: Campina Grande: EDUEPB., 2016. 331 p. 1, 2.4

ALVES, J. J. A. Análise regional da energia eólica no Brasil. *Revista Brasileira de Gestão e Desenvolvimento Regional*, Taubaté, SP, Brasil, v. 6, n.1, p. 165–188, jan-abr 2010. 1

ALVES, R. M. et al. Utilização de um banco de dados meteorológicos para planejamento agrícola em Rio Verde, GO. *II Congresso Internacional das Ciências Agrárias COINTER - PDVAgro*, 2017. 5.1

ANJOS, P. S. d. *Correlações de longo alcance em séries temporais da velocidade do vento e radiação solar em Fernando de Noronha, Brasil*. 61 f. p. Dissertação (Dissertação (Mestrado)- Programa de pós-graduação em biometria e estatística aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRP), Pernambuco, 2013. 1, 5.3.3

ANTUNES, J. L. F.; CARDOSO, M. R. A. Uso da análise de séries temporais em estudos epidemiológicos. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, scielo, v. 24, p. 565 – 576, 2015. Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2237-96222015000300565&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2237-96222015000300565&nrm=iso). 2.7

ARAÚJO, A. J. d. *Análise de correlação temporal em séries de velocidade e rajada do vento do Nordeste*. 62 f. p. Dissertação (Dissertação - Mestrado em Biometria e Estatística Aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2012. 2.9.1, 4.1

AYOADE, J. O. *Introdução à Climatologia para os Trópicos*. Trad. Maria Juraci Z. dos Santos. Rio de Janeiro: Bertrand do Brasil, p. 332, 2010. 2.1, 2.1.1

AZEVEDO, H. J. et al. Influência de fatores climáticos e operacionais sobre a uniformidade de distribuição de água, em um sistema de irrigação por aspersão de alta pressão. *Rev. bras. eng. agríc. ambient.*, Campina Grande, v.4, n.2, p. 152–158, 2000. 1, 5.4

- AZEVEDO, S.; SABA, H.; MORET, M. Auto-afinidade na série temporal da dengue. *Workshop de pesquisa tecnologia e inovação. Desafios e oportunidades para o desenvolvimento industrial no Estado da Bahia*, p. 26 – 34, 2014. 4.1
- BARNESLEY, M. F. *Fractals Everywhere*. [S.l.]: Academic press, 2014. 2.8
- BARROS, M. P. d. Dimensão fractal e ilhas de calor urbanas: uma abordagem sistêmica sobre as implicações entre a fragmentação das áreas verdes e o ambiente térmico do espaço urbano. Cuiabá, p. 191 f., 2012. 2.8
- BATISTELLA, M.; VALLADARES, G. S. Farming expansion and land degradation in Western Bahia, Brazil. *Biota Neotropica* 9(3):61-76, 2009. 3.4, 4.2.1, 5.2.1
- BECQUEREL, E. *Mémoire sur les effets électriques produits sous l'influence des rayons solaires*. [S.l.]: Comptes Rendus 9, 1839. 561 p. 1
- BELU, R.; KORACIN, D. Regional analysis of wind velocity patterns in complex terrain. *Geofizika*, v. 36, p. 111–130, 01 2019. 4.3.4
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. *Time Series Analysis: Forecasting and control*. São Francisco: Holden-Day, 1976. 2.6, 4.1
- BRESLIN, M.; BELWARD, J. Fractal dimensions for rainfall time series. *Mathematics and Computers in Simulation*, v. 48, n. 4, p. 437 – 446, 1999. 2.8
- BRITO, A.; ARAÚJO, H.; ZEBENDE, G. Detrended Multiple Cross-Correlation Coefficient applied to solar radiation, air temperature and relative humidity. *Scientific Reports*, v. 9, p. 19764, 12 2019. 5.3.2
- CABALLERO, C. et al. Dimensão fractal e análise geomorfológica de bacias hidrográficas brasileiras. *Revista de Gestão de Água da América Latina*, v. 17, p. 3–3, 05 2020. 2.8
- CAIN, M. L.; BOWMAN, W. D.; HACKER, S. D. *Ecologia*. Porto Alegre: Artmed Editora, 2018. 691 p. (document), 2.2
- CARBONE, A.; CASTELLI, G.; STANLEY, H. Time-dependent hurst exponent in financial time series. *Physica A*, v. 344, p. 267–271, 2004. 2.9.1, 2.9.2
- CASTRO, P. A. L. de; SANTOS, G. O. Condições climáticas como ferramenta de planejamento agrícola e urbano, o caso do município de Rio Verde, Goiás. *Revista em Agronegócio e Meio Ambiente*, v. 14, n. 3, p. 1–19, 2021. 5.1
- CASTRO, R.; CRISPIM, J. Variability and correlation of renewable energy sources in the portuguese electrical system. *Energy for Sustainable Development*, v. 42, p. 64–76, 2018. ISSN 0973-0826. 5.1, 5.3.4, 5.4
- CHANG, T.-P. et al. Oscillation characteristic study of wind speed, global solar radiation and air temperature using wavelet analysis. *Applied Energy*, v. 190, p. 650–657, 2017. ISSN 0306-2619. Disponível em: (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261916319328>). 5.3.1
- CHEN, Y. et al. DCCA cross-correlation coefficients reveals the change of both synchronization and oscillation in EEG of Alzheimer disease patients. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 490, p. 171–184, 2018. 2.9.4
- COCCIA, M. How do low wind speeds and high levels of air pollution support the spread of covid-19? Atmospheric Pollution Research, 2020. 1

- COSTA, N.; SILVA, C.; FERREIRA, P. Long-range behaviour and correlation in DFA and DCCA analysis of cryptocurrencies. *Int. J. Financial Stud.*, 7, 51, 2019. 4.1, 5.1
- COSTA, R. L.; VASCONCELOS, G. L. Long-range correlations and nonstationarity in brazilian stock market. *Physica A*. 329(1-2), 231-248, 2003. 2.9.1, 4.1
- CUSTÓDIO, R. d. S. *Energia eólica para produção de energia elétrica*. [S.l.]: Rio de Janeiro: Synergia: Acta: Abeólica, p. 315, 2013. 2.1.1, 2.3
- DA SILVA FILHO, A.; ZEBENDE, G.; GUEDES, E. Analysis of intentional lethal violent crimes: A sliding windows approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 567, p. 125653, 2021. 1, 2.9.2
- DE JONG, P. et al. Estimating the impact of climate change on wind and solar energy in Brazil using a South American regional climate model. *Renewable Energy*, v. 141, p. 390–401, 2019. 5.1
- DE OLIVEIRA SANTOS, M.; STOSIC, T.; STOSIC, B. D. Long-term correlations in hourly wind speed records in Pernambuco, Brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 391, n. 4, p. 1546 – 1552, 2012. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437111006698>. 4.3.4
- DIAS, R. d. P. *Modelagem espaço-temporal das ocorrências de internações por diabetes mellitus nas regiões de saúde da Bahia*. 123 f. p. Dissertação (Dissertação (Mestrado)- Programa de pós-graduação em modelagem da terra e do ambiente) — Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS), Feira de Santana, 2019. 1, 4.1
- DOS ANJOS, P. S. et al. Long-term correlations and cross-correlations in wind speed and solar radiation temporal series from Fernando de Noronha Island, Brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 424, p. 90 – 96, 2015. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437115000059>. 1, 4.1, 4.3.4, 5.1, 5.3.3, 5.3.4, 5.4
- EHLERS, R. S. Análise de séries temporais. *Departamento de estatística, UFPR.*, 2005. 2.5
- FADIGAS, E. A. F. A. Energia eólica. *Barueri, São Paulo: Manoele*, p. 283, 2011. (document), 2.1, 2.3.1
- FERREIRA, P. Assessing the relationship between dependence and volume in stock markets: A dynamic analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 516, p. 90–97, 2019. 2.9.2
- FERREIRA, P. et al. A sliding windows approach to analyse the evolution of bank shares in the european union. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 490, p. 1355–1367, 2018. 2.9.2
- FIGUEIRÊDO, B. C. L. d. *Análise multifractal da velocidade do vento em Pernambuco*. 75 f. p. Dissertação (Dissertação (Mestrado)- Programa de pós-graduação em biometria e estatística aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2014. 4.3.1
- FILHO, A. M.; SILVA, M. F. da; ZEBENDE, G. F. Autocorrelation and cross-correlation in time series of homicide and attempted homicide. *Physica A*, v. 400, p. 12–19, 2014. 1, 2.9.3, 4.1

FILHO, A. M. d. S. *Correlação de Longo Alcance em Indicadores de Criminalidade de Salvador/BA: DFA E DCCA*. 129 f. p. Dissertação (Dissertação (Mestrado)- Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial) — Faculdade SENAI CIMATEC, Salvador, 2009. [2.9.1](#), [2.9.3](#), [4.1](#)

FILHO, A. M. d. S. *Autocorrelação e correlação cruzada: teorias e aplicações*. 126 f. p. Dissertação (Tese (Doutorado)- Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial) — Faculdade de Tecnologia (SENAI CIMATEC), Salvador, 2014. [5.1](#)

FILHO, H. M. et al. Mudança do clima e os impactos na agricultura familiar no Norte e Nordeste do Brasil. *Embrapa Solos-Artigo em periódico indexado (ALICE)*, IPC-IG Working Paper, Brasília, DF, n. 141, May 2016., 2016. [1](#)

GARCIA, C. A. Nonlinear time series analysis. 2019. [3.6](#)

GARCÍA, G. C.; RICO, M. D. S. Descripción de datos climatológicos para el periodo 2012-2015 en El Yopal (Casanare, Colombia). *Rev. Med. Vet., Bogotá*, n. 35, p. 73 – 81, 2017. [4.1](#), [5.4](#)

GAVRILOV, I.; PUSEV, R. Tests for the composite hypothesis of normality. 2015. [4.3.3](#)

GEMITZI, A.; STEFANOPOULOS, K. Evaluation of the effects of climate and man intervention on ground waters and their dependent ecosystems using time series analysis. *Journal of Hydrology*, v. 403, n. 1, p. 130–140, 2011. ISSN 0022-1694. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169411002423>. [1](#)

GIL, A. C. *Como elaborar projetos de pesquisa*. [S.l.]: São Paulo: Atlas, 2007. [3.2](#)

GOVINDAN, R. B.; KANTZ, H. Long-term correlations and multifractality in surface wind speed. *EPL*, v. 68, p. 184–190, 2004. [4.3.4](#)

GUEDES, E. et al. DCCA cross-correlation in blue-chips companies: A view of the 2008 financial crisis in the Eurozone. *Physica A*, v. 479, p. 38 – 47, 2017. [2.9.4](#)

GUEDES, E.; ZEBENDE, G. DCCA cross-correlation coefficient with sliding windows approach. *Physica A*, v. 527, p. 121–286, 2019. [2.9.4](#), [2.9.5](#), [5.1](#)

GUEDES, E. F. *Modelo Computacional para Análise de Movimentos e Co-movimentos de Mercados Financeiros*. Tese (Doutorado) — Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial. Faculdade Senai Cimatec, 2019. ([document](#)), [2.10](#)

GUEDES, E. F.; FILHO, A. M. S.; ZEBENDE, G. F. Statistical Tests. 2020. [3.6](#), [4.3](#), [5.3](#)

GUEDES, E. F. et al. *SlidingWindows: Methods for Time Series Analysis*. [S.l.], 2020. R package version 0.1.4. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=SlidingWindows>. [3.6](#), [4.3](#), [5.3](#)

GUEZGOUZ, M. et al. Assessment of solar and wind energy complementarity in Algeria. *Energy Conversion and Management*, v. 238, p. 114170, 2021. ISSN 0196-8904. [2.9.4](#), [5.1](#), [5.3.4](#)

HE, B.-J.; DING, L.; PRASAD, D. Wind-sensitive urban planning and design: Precinct ventilation performance and its potential for local warming mitigation in an open midrise gridiron precinct. *Journal of Building Engineering*, v. 29, p. 101145, 2020. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352710219323137>. 4.1

HE, H. di. Multifractal analysis of interactive patterns between meteorological factors and pollutants in urban and rural areas. *Atmospheric Environment*, v. 149, p. 47 – 54, 2017. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1352231016308779>. 4.1

HENAO, F. et al. Annual and interannual complementarities of renewable energy sources in Colombia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 134, p. 110318, 2020. ISSN 1364-0321. 1, 5.1

HURST, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs. *Transactions of American Society of Civil Engineers*, v. 116, p. 770–799, 1951. 2.8

IBGE. Censo demográfico. 2010. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/2098-np-censo-demografico/9662-censo-demografico-2010.html?=&t=resultados>. Acesso em: 05/10/2019. 3.4, 4.2.1, 5.2.1

IBGE. Estimativas da população residente no Brasil e unidades da federação. 2019. Disponível em: <http://cidades.ibge.gov.br/xtras/temas.php?codmun=0&idtema=130>. Acesso em: 06/09/2019. 3.4, 4.2.1, 5.2.1

IBGE. Estimativas da população. 2020. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9103-estimativas-de-populacao.html?=&t=downloads>. Acesso em: 28/07/2020. (document), 2.4

INMET. Dados de dados histórico meteorológico. 2019. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/dadoshistoricos>. Acesso em: 13/07/2020. (document), 2.3, 2.7, 3.1, 3.4, 3.2, 3.5, 4.1, 4.2.2, 4.2, 4.4, 5.1, 5.2, 5.2, 5.3, 5.4, 5.10, 5.11, 5.13, 5.14

IPCC, I. P. O. C. C. Climate Change and Land. 2019. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/srccl/download/>. Acesso em: 05/07/2021. 5.1

IVANOVA, K.; AUSLOOS, M. Application of the Detrended Fluctuation Analysis (DFA) method for describing cloud breaking. *Physica A*. 274(1), 349-354, 1999. 2.9.1

IZANLOO, M.; NOOROLLAHI, Y.; ASLANI, A. Future energy planning to maximize renewable energy share for the south caspian sea climate. *Renewable Energy*, v. 175, p. 660–675, 2021. ISSN 0960-1481. 1

JIANG, L. Mean wind speed persistence over China. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 502, p. 211 – 217, 2018. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437118301286>. 4.1

JIANG, L.; LI, N.; ZHAO, X. Scaling behaviors of precipitation over China. *Theoretical and Applied Climatology*, v. 128, n. 1-2, p. 63–70, apr. 2017. 4.1

JUAN, Y.-H. et al. A combined framework of integrating optimized half-open spaces into buildings and an application to a realistic case study on urban ventilation and air pollutant dispersion. *Journal of Building Engineering*, v. 44, p. 102975, 2021. ISSN 2352-7102. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352710221008330>. 1

- JUNIOR, N. d. S. R. et al. Controle geodésico do nível do mar em Salvador: Análises e correlações. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 73, n. 2, p. 470–488, abr. 2021. [5.1](#)
- KOÇAK, K. Examination of persistence properties of wind speed records using detrended fluctuation analysis. *Energy*, v. 34, n. 11, p. 1980 – 1985, 2009. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544209003478>. [4.1](#), [4.3.4](#)
- KRISTOUFEK, L. Rescaled Range Analysis and Detrended Fluctuation Analysis: Finite Sample Properties and Confidence Intervals. *AUCO Czech Economic Review*, v. 4, n. 3, p. 315–329, 2010. ([document](#)), [2.9.1](#), [2.9.1](#), [4.7](#), [4.3.3](#)
- KRISTOUFEK, L. Measuring cross-correlation between non-stationary series with DCCA coefficient. *Physica A*, v. 402, p. 291–298, 2014. [2.9.4](#)
- KWIATKOWSKI, D. et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, v. 54, n. 1, p. 159 – 178, 1992. ISSN 0304-4076. [5.3.1](#)
- LAIB, M. et al. Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. *Chaos, Solitons, Fractals*, v. 109, p. 118–127, 2018. ISSN 0960-0779. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077918300699>. [4.3.4](#)
- LI, Y. et al. Assessment of onshore wind energy potential under different geographical climate conditions in China. *Energy*, v. 152, p. 498–511, 2018. ISSN 0360-5442. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544218305814>. [1](#)
- LIMA, N. F. d. et al. Correlação de longo alcance temporal da velocidade do vento nos municípios de Ceará-Mirim e Natal no Rio Grande do Norte. *Holos*, v. 8, n. 0, 2017. Disponível em: <http://www2.ifrn.edu.br/ojs/index.php/HOLOS/article/view/5491>. [4.3.4](#)
- LIN, A.; SHANG, P.; ZHAO, X. The cross-correlations of stock markets based on DCCA and time-delay DCCA. *Nonlinear Dyn*, 67, 425-435, 2012. [2.9.3](#)
- LIU, W.; ZHANG, Y.; DENG, Q. The effects of urban microclimate on outdoor thermal sensation and neutral temperature in hot-summer and cold-winter climate. *Energy and Buildings*, v. 128, p. 190–197, 2016. ISSN 0378-7788. [5.1](#)
- LUN, I. Y.; LAM, J. C. A study of weibull parameters using long-term wind observations. *Renewable Energy*, v. 20, n. 2, p. 145 – 153, 2000. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148199001032>. [4.1](#)
- MACHADO, A. et al. Correlação cruzada da dengue nos três biomas da Bahia. *Congresso latino americano de biomatemática. Unesp.*, 2015. [2.9.4](#)
- MAIA, D. S. et al. Benefícios e eficiência econômica da energia solar fotovoltaica para uma pequena propriedade rural. *Brazilian Journal of Development*, v. 7, n. 8, p. 82633–82643, 2021. [1](#)
- MANDELBROT, B. *The Fractal Geometry of Nature*. [S.l.]: WH freeman, Nova York, 480 p., 1982. ([document](#)), [2.8](#), [2.5](#)
- MARIN, F. R.; ASSAD, E. D.; PILAU, F. G. *Clima e ambiente: Introdução à climatologia para ciências ambientais*. [S.l.]: Campinas SP: Embrapa Informática Agropecuária, p. 85.-86, 2008. [2.1.1](#), [2.2](#)

- MARTINAZZO, C. A. *Modelos de estimativa de radiação solar para elaboração de mapas solarimétricos*. 210 f. p. Dissertação (Dissertação (Mestrado)- Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia, Porto Alegre, 2004. 2.4.1
- MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. *Climatologia noções básicas e clima no Brasil*. [S.l.]: São Paulo: Oficina de textos, 2007. 2.1.1
- MÜLLER, M. et al. Grain yield differences of soybean cultivars due to solar radiation interception. *American Journal of Plant Sciences*, v. 8, p. 2795–2810, 2017. 1, 5.4
- MOHAMMADI, K.; GOUDARZI, N. Study of inter-correlations of solar radiation, wind speed and precipitation under the influence of El Niño Southern Oscillation (ENSO) in California. *Renewable Energy*, v. 120, p. 190–200, 2018. ISSN 0960-1481. 5.1, 5.4
- MORAIS, G. M. de et al. Caracterização da velocidade e direção do vento em Mossoró/RN. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 7, n. 04, p. 746–754, 2014. 4.3.1
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de Séries Temporais*. 2. ed. São Paulo: Edgard Blucher/ABE-Projeto Fisher, 2006. 1, 2.5, 2.5, 2.6, 2.7, 4.1
- MUÑOZ, E. et al. Spatiotemporal dynamics of dengue in Colombia in relation to the combined effects of local climate and ENSO. *Acta Tropica*, v. 224, p. 106136, 2021. ISSN 0001-706X. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0001706X21003156>. 1
- MURARI, T. et al. Self-affine analysis of enso in solar radiation. *Energies*, 13, 4816, 2020. 4.1
- NFAOUI, H.; BURET, J.; SAYIGH, A. Wind characteristics and wind energy potential in Marrocos. *Solar Energy, Freiburg*, v. 63, n.1, p. 51 – 60, 1998. ISSN 0378-3774. 4.1
- NOGUEIRA, L. R. d. S. *Análise integrada dos aspectos e impactos ambientais da atividade operacional em parque eólico no sudoeste da Bahia Brasil*. 73 f. p. Dissertação (Dissertação (Mestrado)- Instituto de Ciência e Tecnologia) — Universidade Estadual Paulista (UNESP), Sorocaba, 2019. 3.4, 4.2.1, 4.3.2, 5.2.1
- NOVA, A. C. et al. Are mobility and covid-19 related? a dynamic analysis for portuguese districts. *Entropy*, v. 23, n. 6, 2021. 5.1
- OKORIE, D. I.; LIN, B. Stock markets and the covid-19 fractal contagion effects. *Finance Research Letters*, p. 101640, 2020. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1544612320305638>. 4.1, 5.1
- OLAOFE, Z. O.; FOLLY, K. A. Wind energy analysis based on turbine and developed site power curves: A case-study of Darling City. *Renewable Energy, Campina Grande*, v. 53, p. 306–318, 2013. 1, 4.1
- ONS. Boletim mensal de geração solar fotovoltaica agosto/2021. 2021. Disponível em: <http://www.ons.org.br/paginas/conhecimento/acervo-digital/documentos-e-publicacoes>. Acesso em: 03/12/2021. 1
- PALMA, W. *Time Series Analysis*. [S.l.]: Wiley, 2016. 564 p. 2.6

- PASSOS, I. C. d. S.; BITTENCOURT, L. S.; BARBIRATO, G. M. Análise de dados meteorológicos de vento para fins de planejamento urbano e arquitetônico na cidade de Maceió-AL. *8<sup>o</sup> Congresso luso-brasileiro para o planejamento urbano, regional, integrado e sustentável (PLURIS 2018)*, 2018. [4.3.1](#)
- PEITGEN, H.-O. et al. *The Science of Fractal Images*. [S.l.]: New York. Springer, p. 312, 1988. [2.8](#)
- PENG, C. et al. Mosaic organization of dna nucleotides. *Physical Review E*, United States, v. 49, n. 2, p. 1685–1989, 1994. [1](#), [2.9.1](#), [4](#), [4.1](#), [5](#), [5.1](#), [6](#)
- PENG, C. K. et al. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos*, v. 8, p. 82–87, 1995. [2.9.1](#)
- PEREIRA, A. B.; VRISMAN, A. L.; GALVANI, E. Estimativa da radiação solar global diária em função do potencial de energia solar na superfície do solo. *Scientia Agricola, SciELO Brasil*, v. 59, p. 211–216, 2002. [1](#)
- PEREIRA, A. R.; ANGELOCCI, L. R.; SENTELHAS, P. C. *Agrometeorologia: fundamentos e aplicações práticas*. [S.l.]: Guaíba: Agropecuária, 478 p., 2002. [2.1](#), [2.1.1](#), [2.2](#), [2.3.1](#), [4.1](#)
- PESSOA, R. V. S. et al. Correlações em séries temporais de preços de frango, soja e milho. *Research, Society and Development*, v. 10, n. 4, 2021. [5.1](#)
- PETERSON, B. G.; CARL, P. Econometric tools for performance and risk analysis. 2020. [3.6](#)
- PIAO, L.; FU, Z. Quantifying distinct associations on different temporal scales: comparison of DCCA and Pearson methods. *Scientific Reports*, v. 6, n. 36759, p. 1 – 11, 2016. [2.9.4](#)
- PIAZZA, G. A. et al. Análise espacial e temporal dos dados de precipitação das estações de entorno da bacia do Ribeirão Concórdia, Lontras (SC) visando sua inserção no contexto de mudanças climáticas. *Rev. bras. meteorol.*, v. 31, n. 4, supl. 1, p. 580–592, dez. 2016. [1](#), [4.1](#)
- PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. Detrended Cross-Correlation Analysis: A new method for analyzing two nonstationary time series. *Phys. Rev. Lett*, v. 100, p. 1–4, 2008. [2.9.3](#), [6](#)
- PRASS, T. S.; PUMI, G. *Detrended Fluctuation and Detrended Cross-Correlation Analysis*. [S.l.], 2019. R package version 0.1.1. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/DCCA/DCCA.pdf>. [3.6](#), [4.3](#), [4.3.3](#), [5.3](#)
- PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. d. *Metodologia do trabalho científico [recurso eletrônico]: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho*. [S.l.]: Novo Hamburgo: Feevale, 2013. [3.2](#)
- PROTOCOLO, D. Q. Protocolo de Quioto à convenção sobre mudança do clima. *Convenção Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima*, 1997. [1](#)
- R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. *Vienna, Austria*, 2019. [\(document\)](#), [4.3](#), [5.3](#), [5.3](#), [5.4](#)



- RAMOS, A.; SANTOS, L.; FORTES, L. Normais climatológicas do Brasil 1961-1990. *Instituto Nacional de Meteorologia-INMET, Brasília, DF, 465p*, 2009. 3.5
- REBOREDO, J. C.; RIVERA-CASTRO, M. A.; ZEBENDE, G. F. Oil and US dollar exchange rate dependence: A Detrended Cross-Correlation Approach. *Energy Economics*, v. 42, n. c, p. 132–139, 2014. 5.1
- REN, G. et al. Spatial and temporal assessments of complementarity for renewable energy resources in China. *Energy*, v. 177, p. 262–275, 2019. ISSN 0360-5442. 2.9.4, 5.1, 5.3.4
- SANTOS, A. Torres Silva dos; SILVA, C. M. Santos e. Seasonality, interannual variability, and linear tendency of wind speeds in the Northeast Brazil from 1986 to 2011. *The Scientific World Journal*, Hindawi, 2013. 4.3.1
- SANTOS, F. S. d. et al. Avaliação da influência das condições meteorológicas na concentração de material particulado fino (mp<sub>2,5</sub>) em Belo Horizonte, MG. *Engenharia Sanitária e Ambiental*, SciELO Brasil, v. 24, p. 371–381, 2019. 4.3.1, 5.3.1
- SANTOS, F. S. dos et al. Mixture distribution and multifractal analysis applied to wind speed in the brazilian northeast region. *Chaos, Solitons, Fractals*, v. 144, p. 110651, 2021. ISSN 0960-0779. 4.3.1, 4.3.4
- SANTOS, J. et al. Analysis of long-range correlations of wind speed in different regions of Bahia and the Abrolhos Archipelago, Brazil. *Energy*, v. 167, p. 680 – 687, 2019. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544218322199>. 4.1, 4.4
- SANTOS, L. H.; SANCHES, J. C. M. Direção e velocidade dos ventos como parâmetro de projetos arquitetônicos em Sinop/MT. V Seminário Mato-grossense de Habitação de Interesse Social, Cuiabá, 2013. 1
- SCHINDLER, D.; BEHR, H. D.; JUNG, C. On the spatiotemporal variability and potential of complementarity of wind and solar resources. *Energy Conversion and Management*, v. 218, p. 113016, 2020. ISSN 0196-8904. 5.1, 5.3.4
- SDE. Informe Executivo de Solar- nov 2021. 2021. Disponível em: <http://www.sde.ba.gov.br/index.php/category/publicacoes-tecnicas/energias-renovaveis/>. Acesso em: 03/12/2021. 1
- SEAGRI, S. da Agricultura Pecuária Irrigação Pesca e A. 2014. Disponível em: <http://www.seagri.ba.gov.br/>. Acesso em: 30/06/2021. 5.1
- SEI; IBGE. PIB municipal. 2016. Disponível em: [https://www.sei.ba.gov.br/index.php?option=com\\_content&view=article&id=561&Itemid=335](https://www.sei.ba.gov.br/index.php?option=com_content&view=article&id=561&Itemid=335). Acesso em: 07/09/2019. (document), 3.4, 3.3, 4.2.1, 5.2.1
- SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, v. 52, n. 3/4, p. 591–611, 1965. (document), 5.3
- SHEIKHESMAEILI, O.; MONTERO, J.; LASERNA, S. Analysis of water application with semi-portable big size sprinkler irrigation systems in semi-arid areas. *Agricultural Water Management*, v. 163, p. 275 – 284, 2016. ISSN 0378-3774. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377415301232>. 4.1, 5.4

- SILVA, A. R. et al. Complementarity of Brazil's hydro and offshore wind power. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 56, p. 413–427, 2016. ISSN 1364-0321. 5.3.3
- SINAN. Agravos. morbidade e epidemiologia. 2020. Disponível em: <http://www.saude.ba.gov.br/suvisa/vigilancia-epidemiologica/agravos-morbidade-epidemiologia/>. Acesso em: 28/07/2020. (document), 2.4
- SOARES, M. V.; BATISTA, A. C. *Meteorologia e climatologia florestal*. [S.l.]: Curitiba: UFPR, 2004. 2.1.1
- SOUKISSIAN, T. H.; KARATHANASI, F. E.; ZARAGKAS, D. K. Exploiting offshore wind and solar resources in the mediterranean using era5 reanalysis data. *Energy Conversion and Management*, v. 237, p. 114092, 2021. ISSN 0196-8904. 2.9.4, 5.1
- SOUZA, V. C. O. d.; ASSIREU, A. T.; ROSA, R. Análise de correlação de longo alcance em séries temporais de vento para fins de energia eólica. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Instituto Nacional de Pesquisa Espacial-INPE, João Pessoa, PB, 2015. 1, 4.1
- STEINKE, E. T. *Climatologia fácil*. [S.l.]: São Paulo: Oficina de Textos, 2017. 152 p. 2.4
- STOSIC, T.; TELESCA, L.; STOSIC, B. Multiparametric statistical and dynamical analysis of angular high-frequency wind speed time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 566, p. 125627, 2021. ISSN 0378-4371. 4.3.4
- TAHIR, Z.; ASIM, M. Surface measured solar radiation data and solar energy resource assessment of Pakistan: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 81, p. 2839–2861, 2018. ISSN 1364-0321. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117310304>. 1
- TILFANI, O.; FERREIRA, P.; BOUKFAOUI, M. Y. E. Dynamic cross-correlation and dynamic contagion of stock markets: a sliding windows approach with the DCCA correlation coefficient. *Empirical Economics*, Springer, p. 1–30, 2019. 2.9.5
- TOLEDO, G. L.; OVALLE, I. I. *Estatística Básica*. 2. ed. São Paulo: Atlas, 1985. 3.6
- TORRES, F. T. P.; MACHADO, P. J. d. O. *Introdução à climatologia*. [S.l.]: São Paulo, Cengage Learning, 2011. 2.1.1
- TRIOLA, M. *Introdução à Estatística*. 10. ed. Rio de Janeiro: LTC-Livros Técnicos e Científicos, 2008. 3.6
- TRIVIÑOS, A. N. S. *Introdução à pesquisa em ciências sociais: a pesquisa qualitativa em educação*. [S.l.]: São Paulo: Atlas, 1987. 3.2
- TSEKOURAS, G.; KOUTSOYIANNIS, D. Stochastic analysis and simulation of hydrometeorological processes associated with wind and solar energy. *Renewable Energy*, v. 63, p. 624–633, 2014. ISSN 0960-1481. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148113005491>. 4.3.4
- TUBELIS, A.; NASCIMENTO, F. C. L. d. *Meteorologia descritiva. Fundamentos e aplicações brasileiras*. São Paulo: Nobel S. A., 1984. 374 p. 1, 2.1.1
- UNFCCC, U. N. F. C. o. C. C. Acordo de Paris. 21<sup>o</sup> Conference of the Parties, 2015. Disponível em: <https://nacoesunidas.org/cop21/>. Acesso em: 17/09/2021. 1

VASSOLER, R. T.; ZEBENDE, G. F. DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity. *Physica A*, v. 391, n. 7, p. 2438–2443, 2012. [2.9.3](#), [2.9.4](#), [4.1](#), [5.1](#)

VICSEK, T. *Fractal Growth Phenomena*. [S.l.]: WSPC. 510 p., 1992. [2.8](#)

WALLECZEK, J. *Self-organized biological dynamics and nonlinear control: toward understanding complexity, chaos and emergent function in living systems*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2000. [2.9.1](#), [5.3.3](#)

WANG, G.-J. et al. Random matrix theory analysis of cross-correlations in the US stockmarket: Evidence from Pearson's correlation coefficient and detrended cross-correlation coefficient. *Physica A*, v. 392, n. 17, p. 3715–3730, 2013. [2.9.4](#)

XIE, Y. et al. Evaluation of a multi-nodal thermal regulation model for assessment of outdoor thermal comfort: Sensitivity to wind speed and solar radiation. *Building and Environment*, v. 132, p. 45–56, 2018. ISSN 0360-1323. [5.1](#)

YAMAMOTO, N. et al. Detrended Fluctuation Analysis is considered to be useful as a new indicator for short-term glucose complexity. *Diabetes technology:therapeutics*, v. 12, n. 10, p. 775–783, oct. 2010. [1](#), [4.1](#)

YUAN, N.; FU, Z. Different spatial cross-correlation patterns of temperature records over China: A DCCA study on different time scales. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 400, p. 71 – 79, 2014. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437114000181>. [2.9.3](#)

ZANELLA, C. *Metodologia de estudo de pesquisa em administração. Fascículo de Metodologia Científica*. Florianópolis: UFSC/MEC/CAPES/PNAP, 2009. [3.2](#)

ZEBENDE, G.; BRITO, A.; CASTRO, A. DCCA cross-correlation analysis in time-series with removed parts. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, p. 123472, 2019. ISSN 0378-4371. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437119319399>. [5.4](#)

ZEBENDE, G. et al. pDCCA applied between air temperature and relative humidity: An hour/hour view. *Physica A*, v. 1, n. 494, p. 17 – 26, 2018. [2.9.1](#), [2.9.4](#)

ZEBENDE, G.; SILVA, M. da; FILHO, A. M. da S. DCCA cross-correlation coefficient differentiation: Theoretical and practical approaches. *Physica A*, v. 392, p. 1756–1761, 2013. [1](#), [2.9.1](#), [4.1](#)

ZEBENDE, G.; SILVA, P. A. da; FILHO, A. M. Study of cross-correlation in a self-affine time series of taxi accidents. *Physica A*, v. 390, p. 1677–1683, 2011. [2.9.1](#), [4.1](#)

ZEBENDE, G. F. DCCA cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation. *Physica A*, v. 390, p. 614–618, 2011. [1](#), [2.9.3](#), [2.9.4](#), [5](#), [5.1](#), [6](#)

ZEBENDE, G. F. et al. Uma visão hora a hora da autocorrelação em dados de temperatura e umidade relativa do ar na Bahia. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 29, p. 99–112, 2021. [1](#), [2.9.1](#), [4.1](#)

ZEBENDE, G. F.; FERNANDEZ, B. F.; PEREIRA, M. G. Analysis of the variability in the sdB star KIC 10670103: Dfa approach. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, v. 464, n. 3, p. 2638–2642, 10 2016. ISSN 0035-8711. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/mnras/stw2611>. [2.9.1](#)

ZEBENDE, G. F.; FILHO, A. M. Cross-correlation between time series of vehicles and passengers. *Physica A*, v. 388, p. 4863–4866, 2009. 2.9.3

ZHANG, G.; LI, J. Multifractal analysis of Shanghai and Hong Kong stock markets before and after the connect program. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 503, p. 611–622, 2018. ISSN 0378-4371. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437118302012>. 2.9.5

ZHANG, H. et al. Impacts of future climate change on water resource availability of eastern Australia: A case study of the Manning River basin. *Journal of Hydrology*, v. 573, p. 49–59, 2019. ISSN 0022-1694. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169419302963>. 1

ZHAO, X.; SHANG, P.; HUANG, J. Several fundamental properties of DCCA Cross-Correlation Coefficient. *Fractals*, v. 25, n. 2, p. 1750017–242, jan 2017. 2.9.4

ZHENG, H.; SONG, W.; WANG, J. Detrended Fluctuation Analysis of forest fires and related weather parameters. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 387, n. 8, p. 2091–2099, 2008. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/eee/phsmap/v387y2008i8p2091-2099.html>. 2.9.1

ZHOU, Z. et al. Nonlinear effect of wind velocity on mumps in Shenzhen. *Public Health, China*, v. 179, p. 178–185, 2020. 1

*MODELAGEM ESPAÇO-TEMPORAL DE VARIÁVEIS CLIMATOLÓGICAS NO  
ESTADO DA BAHIA: UMA ABORDAGEM COM JANELAS DESLIZANTES*

Elvira Catiana de Oliveira Santos Ferreira

Feira de Santana, Dezembro de 2021.