





DOI: 10.5380/abclima

UMA VISÃO HORA A HORA DA AUTOCORRELAÇÃO EM DADOS DE TEMPERATURA E UMIDADE RELATIVA DO AR NA BAHIA

*AN HOUR-BY-HOUR VIEW OF AUTOCORRELATION IN
TEMPERATURE AND RELATIVE HUMIDITY DATA IN BAHIA*

*UNA VISIÓN HORA A HORA DE LA AUTOCORRELACIÓN EN LOS
DATOS DE TEMPERATURA Y HUMEDAD RELATIVA EN BAHÍA*

Gilney Figueira Zebende  


Universidade Estadual de Feira de Santana
gfzebende@uefs.br

Andréa de Almeida Brito  

Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia da Bahia
britodea@gmail.com

Roberta Pimenta Cunha dos Santos  

Universidade Estadual de Feira de Santana
rpcs5577@gmail.com

Aloísio Machado da Silva Filho  

Universidade Estadual de Feira de Santana
aloisioestatistico@uefs.br

Resumo: Aqui, propomos analisar empiricamente as autocorrelações em dados meteorológicos de temperatura e umidade relativa do ar medidos hora a hora. Tal motivação se justifica, pois quando se fala/estuda o tema do aquecimento global e a ação antrópica, as referidas variáveis meteorológicas são muito importantes e utilizadas a séculos. Aqui, tal análise será implementada pelo método DFA, largamente empregado na análise de séries temporais não estacionárias. Como nosso estudo de caso, empregamos dados obtidos de quatro estações meteorológicas e automáticas, entre o litoral, recôncavo, oeste e norte do Estado da Bahia. Portanto, com as séries temporais das variáveis envolvidas em cada estação, tendo estas aproximadamente um total de uma década de medida (hora a hora), calculamos a função de flutuação do método DFA. Por não existir uma única lei de potência, os resultados da função de flutuação identificam claramente componentes sazonais entre as variáveis, assim como para todas as estações. Com tais resultados foi possível medir a persistência das séries temporais, e obter três escalas temporais, ou seja, $4 \leq n \leq 30$, $31 \leq n \leq 365$ e $n > 365$ dias. Finalmente, para cada uma destas escalas temporais e hora do dia, calculamos o valor do expoente de autocorrelação, α_{DFA} . Com o valor de α_{DFA} como função da hora, mostramos que há um determinado padrão de

persistência a depender da escala temporal envolvida, isto tanto para a temperatura quanto para a umidade relativa do ar, e que pequenas alterações ocorrem de uma estação meteorológica para outra. Desta forma, este artigo dá uma nova visão das autocorrelações de variáveis meteorológicas, via método DFA, contribuindo para pesquisas relacionadas ao tema climatologia.

Palavras-chave: Variáveis Meteorológicas. Séries Temporais. Autocorrelação.

Abstract: Here, we propose to empirically analyze the autocorrelations in meteorological data of temperature and relative humidity measured hourly. Such motivation is justified, because when one speaks/studies the subject of global warming and anthropic action, these meteorological variables are very important and have been used for centuries. Here, such analysis will be implemented by the DFA method, widely employed in the analysis of non-stationary time series. As our case study, we employ data obtained from four meteorological and automatic stations, between the coast, recôncavo, west and north of Bahia State. Therefore, with the time series of the variables involved in each station, having these approximately a total of a decade of measurement (hour by hour), we calculated the fluctuation function of the DFA method. Because there is no single power law, the results of the fluctuation function clearly identify seasonal components among the variables, as well as for all stations. With such results it was possible to measure the persistence of the time series, and to obtain three time scales, i.e. $4 \leq n \leq 30$, $31 \leq n \leq 365$ and $n > 365$ days. Finally, for each of these time scales and time of day, we calculated the value of the autocorrelation exponent, α_{DFA} . With the value of α_{DFA} as a function of time, we show that there is a certain pattern of persistence depending on the time scale involved, this for both temperature and relative humidity, and that small changes occur from one weather station to another. Thus, this paper gives a new view of autocorrelations of meteorological variables, via the DFA method, contributing to research related to the subject of climatology.

Keywords: Meteorological Variables. Time Series. Auto-correlation.

Resumen: Aquí proponemos analizar empíricamente las autocorrelaciones en los datos meteorológicos de temperatura y humedad relativa medidos cada hora. Esta motivación se justifica porque cuando se habla/estudia el tema del calentamiento global y la acción antrópica, estas variables meteorológicas son muy importantes y se utilizan desde hace siglos. Aquí, dicho análisis se implementará mediante el método DFA, ampliamente empleado en el análisis de series temporales no estacionarias. Como caso de estudio, empleamos datos obtenidos de cuatro estaciones meteorológicas y automáticas, entre el litoral, el recôncavo, el oeste y el norte del estado de Bahía. Por tanto, con las series temporales de las variables implicadas en cada estación, teniendo éstas aproximadamente un total de una década de medición (hora a hora), calculamos la función de fluctuación del método DFA. Al no existir una única ley de potencia, los resultados de la función de fluctuación identifican claramente los componentes estacionales entre las variables, así como para todas las estaciones. Con estos resultados fue posible medir la persistencia de las series temporales y obtener tres escalas de tiempo, es decir, $4 \leq n \leq 30$, $31 \leq n \leq 365$ y $n > 365$ días. Por último, para cada una de estas escalas de tiempo y hora del día, calculamos el valor del exponente de autocorrelación, α_{DFA} . Con el valor de α_{DFA} en función del tiempo, mostramos que existe un cierto patrón de persistencia en función de la escala temporal implicada, esto tanto para la temperatura como para la humedad relativa, y que se producen pequeños cambios de una estación meteorológica a otra. Así, este artículo ofrece una nueva visión de las autocorrelaciones de las variables meteorológicas, a través del método DFA, contribuyendo a la investigación relacionada con la climatología del tema.

Palabras-clave: Variables Meteorológicas. Series de tiempo. Autocorrelación.

Submetido em: 23/04/2020

Aceito para publicação em: 26/07/2021

Publicado em: 22/09/2021

INTRODUÇÃO

As componentes climáticas nunca estão em equilíbrio, variam constantemente com o tempo. Assim, pequenas alterações nas suas componentes iniciais podem levar o sistema a eventos totalmente inesperados no futuro, por exemplo, podem resultar em grandes desastres naturais (Geographic, 2021). Estas premissas caracterizam o clima como um sistema complexo, podendo o mesmo ser estudado com novos modelos matemáticos ou ferramentas estatísticas.

Do ponto de vista da climatologia, os modelos matemáticos são importantes, pois podem ser aplicados para estudar a dinâmica do clima, projeções futuras, mudanças na temperatura do ar, entre outras aplicações. Dados meteorológicos acumulados ao longo de muitos anos estão sendo analisados por técnicas estatísticas e por diversos modelos matemáticos. Como se sabe, a maioria desses modelos matemáticos usa sistemas de equações diferenciais baseadas nas leis da Física. Portanto, para estudar este sistema complexo, devemos definir adequadamente as variáveis fundamentais, tais como: temperatura do ar, pressão atmosférica, direção e velocidade do vento, umidade relativa do ar entre outras, de acordo com o capítulo cinco em WMO (1989).

Especificamente, há um grande número de situações, seja no mundo real ou não, em que uma determinada variável $u(i)$ é medida em intervalos de tempo iguais e sucessivos, formando uma série temporal $\{u(i)\}$. Algumas estratégias para o estudo de tais séries temporais no tempo já foram desenvolvidas, como por exemplo utilizar a estatística descritiva para descrever e sumarizar o conjunto dos dados com algumas medidas, tais como, as medidas de tendência central (média, mediana e moda) e as medidas de dispersão (desvio padrão, variância, o valor máximo e mínimo e curtose) e a representação do comportamento da série por meio de gráficos. Porém, se quisermos analisar o efeito de memória (de curto e longo prazo) em séries temporais, outras técnicas estatísticas devem ser empregadas, como por exemplo a análise R/S (Hurst, 1951) ou mesmo o método **DFA** (Peng *et al.*, 1994), com mais de 4000 citações.

O método *Detrended Fluctuation Analysis* (Análise de Flutuações Retirando Tendências) (**DFA**) tem-se mostrado robusto ao longo destes anos, no que tange principalmente a análise de autocorrelação de longo prazo. Variações do método DFA também já foram implementadas, entre elas o método *Detrended Cross-Correlation Analysis*



(Análise de Correlações Cruzadas Retirando Tendências) (**DCCA**) por Podobnik e Stanley (2008), que trata da correlação cruzada entre distintas séries temporais e que deu origem ao coeficiente de correlação cruzada proposta por Zebende (2011), assim como o coeficiente de correlação cruzada múltiplo por Zebende e da Silva Filho (2018a). Muitas aplicações destes métodos baseados no método **DFA** podem ser encontrados, como por exemplo em: Vassoler e Zebende (2012), Zebende *et al.* (2013, 2018b), de Almeida Brito *et al.* (2019), Zebende *et al.* (2020), entre muitos outros.

Portanto, dentro da área de climatologia (caracterizada por variáveis complexas), é importante o emprego de novas técnicas estatísticas robustas, como é o caso do método **DFA**, para a obtenção de novos e relevantes estudos. Assim, neste artigo nos motivamos a analisar as autocorrelações em dados de temperatura e umidade relativa do ar medidos hora a hora, pelo método **DFA**. Com nosso estudo de caso, empregamos dados fornecidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia e obtidos de quatro estações automáticas, como veremos na próxima seção.

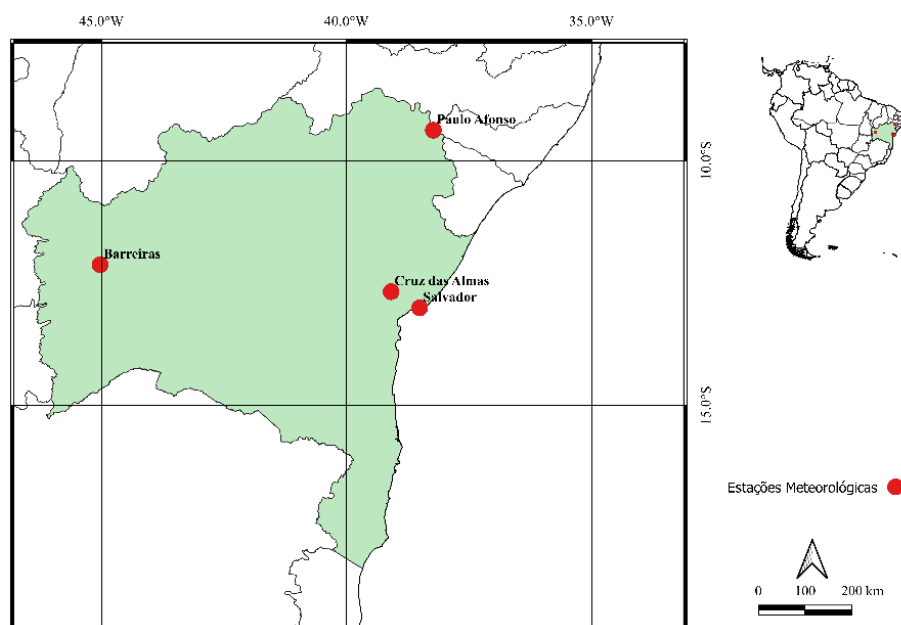
Logo, para cumprir com nossos objetivos, dividimos este artigo em seções, a contar da Introdução aqui, seguimos com Material e Métodos, Resultados e Discussão e por fim as Conclusões.

MATERIAL E MÉTODOS

Dados

Aqui vamos analisar a autocorrelação das variáveis temperatura do ar (medida em °C) e umidade relativa do ar (em %), obtidas em quatro estações meteorológica de superfície automática localizadas no Estado da Bahia, com dados horários e administradas pelo Instituto Nacional de Meteorologia, INMET (2021). Para isto, abaixo na Figura 1, apresentamos localização para as estações e na Tabela 1 a descrição dos dados.

Figura 1 - Estado da Bahia e as quatro estações localizadas nas cidades de Barreiras, Cruz das Almas, Paulo Afonso e Salvador.



Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Tabela 1 - Informação geográfica e descrição dos dados.

Estação	Início	Fim	N
Barreiras	22/12/2001	30/09/2010	2047
Cruz das Almas	26/01/2003	30/09/2010	1919
Paulo Afonso	18/06/2003	30/09/2010	2065
Salvador	07/10/2000	30/09/2010	2616

Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

A importância dessas estações (cidades), decorre do fato de que as mesmas possuem os melhores bancos de dados e também pelas suas cidades possuírem as seguintes características:

- **Barreiras:** É a cidade mais populosa e o mais importante centro agrícola da região oeste da Bahia, destacando-se no agronegócio nacional (internacional) como grande produtor de algodão e soja.
- **Cruz das Almas:** Considerada um importante centro no Recôncavo baiano, localizada ao redor da baía de Todos os Santos, cobrindo não apenas a costa, mas também toda a região do interior que a circunda. Possui alguns centros de pesquisa agropecuária, como a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA).

- **Paulo Afonso:** É a cidade onde está localizado o complexo da usina hidrelétrica do Vale do São Francisco (CHESF). Possui quatro plantas, PA I, PA II, PA III e PA IV. A principal característica da usina hidrelétrica é ter sido a primeira usina subterrânea instalada no Brasil, porque suas turbinas estão a mais de 80 metros abaixo do nível do rio São Francisco.
- **Salvador:** É o centro econômico e a capital da Bahia. Notável por sua comida, música e arquitetura, com fortes influências africanas e portuguesas. Com mais de 2,9 milhões de pessoas, é a cidade mais populosa do Nordeste e a terceira mais populosa do Brasil.

Para a análise de séries temporais, existem alguns caminhos bem conhecidos a serem seguidos, como em Huber (1981) e Wilcox (2012). Porém, se as séries temporais exibirem comportamentos complexos, como autoafinidade, podemos aplicar novas estratégias para sua análise, como em Peng *et al.* (1992), Zebende *et al.* (1998), Jiang e Zhou (2011), Podobnik *et al.* (2011), Kristoufek (2014), Wang *et al.* (2013), Zebende *et al.* (2018a), entre outros. Desta forma, neste artigo adotaremos o método **DFA**, método este introduzido pelos autores para a análise de autocorrelação em séries temporais não estacionárias, e que aqui será descrito logo na próxima sub-seção.

Método DFA (Peng *et al.*, 1994)

Este método fornece uma relação entre a função de flutuação, F_{DFA} , e a escala temporal n . O método **DFA** tem sido muito eficiente na detecção de autocorrelações de longo alcance com caudas longas, do tipo lei de potência. A importância do método pode ser comprovada pelo grande número de aplicações e citações em todas as áreas do conhecimento, como em Király e János (2005), Koscielny-Bunde *et al.* (1998), Fraedrich e Blender (2003), Guo *et al.* (2016). Nesta direção, abaixo brevemente faremos uma introdução do algoritmo do método **DFA**, que envolve os seguintes passos:

Passo 1- Considere um determinado sinal $u(i)$, onde $i = 1, \dots, N$, sendo N o tamanho (número de pontos) da série temporal. O sinal $u(i)$ é integrado, e assim obtém-se $x(k) = \sum_{i=1}^k [u(i) - \langle u \rangle]$, com $\langle u \rangle$ sendo o valor médio de u em toda série temporal e com $k = 1, \dots, N$;

Passo 2- O sinal integrado $x(k)$ é dividido em caixas de igual tamanho n (a escala temporal);

Passo 3- Para cada caixa de tamanho n , um ajuste polinomial de ordem l (geralmente é usado $l = 1$) é feito em $x(k)$, que será a tendência do sinal dentro da caixa. A coordenada y do ajuste dentro de cada caixa será definida por $x_n(k, l)$;

Passo 4- O sinal integrado $x(k)$ é “destendenciado”, isto pela subtração de $x_n(k, l)$ em cada caixa (de tamanho n);

Passo 5- Para caixas sobrepostas, com $(N - n)$ valores, calcula-se a função de covariância em todas as caixas, ou seja,

$$f_{DFA}^2(n, i) = \frac{1}{(n + 1)} \sum_{k=i}^{i+n} [x(k) - x_n(k, l)]^2$$

E, finalmente calcula-se a sua função de flutuação, definida por

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{(N-n)} \sum_{i=1}^{N-n} f_{DFA}^2(n, i)}$$

Passo 6 - O cálculo, dos passos anteriores, é repetido para as escalas temporais que compreendem, $4 \leq n \leq N/4$, e assim tem-se a relação entre F_{DFA} e a escala temporal n .

Se o sinal for caracterizado por uma lei de potência, então $F_{DFA} \sim n^{\alpha_{DFA}}$. Neste sentido, α_{DFA} é definido como sendo o expoente de autocorrelação de longo-alcance, com as seguintes propriedades, ver Walleczek (2000) e Zebende *et al.* (2017), (Quadro 1).

Quadro 1 - Informação geográfica e descrição dos dados.

expoente	tipo de série temporal
$\alpha_{DFA} < 0,5$	anti-persistente
$\alpha_{DFA} \cong 0,5$	descorrelacionada, “ruído branco”
$\alpha_{DFA} > 0,5$	persistente de longo alcance
$\alpha_{DFA} \cong 1,0$	ruído $1/f$
$\alpha_{DFA} > 1,0$	não estacionária
$\alpha_{DFA} \cong 3/2$	ruído Browniano

Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

O expoente α_{DFA} é semelhante ao expoente de Hurst (1951), porém α_{DFA} pode ser aplicado a sinais não estacionários e é mais robusto do que Hurst, ver Hu *et al.* (2001) e Chen *et al.* (2002), onde efeitos de tendência e não estacionaridades foram testados. Heneghan e McDarby (2000) estabeleceram a relação entre o método **DFA** e a análise espectral, e concluíram que o **DFA** e a análise espectral fornecem caracterizações equivalentes de sinais estocásticos com autocorrelação de longo-prazo. Porém, nem sempre há uma caracterização de lei de potência única, assim tendências e sazonalidades podem estar presentes no sinal.

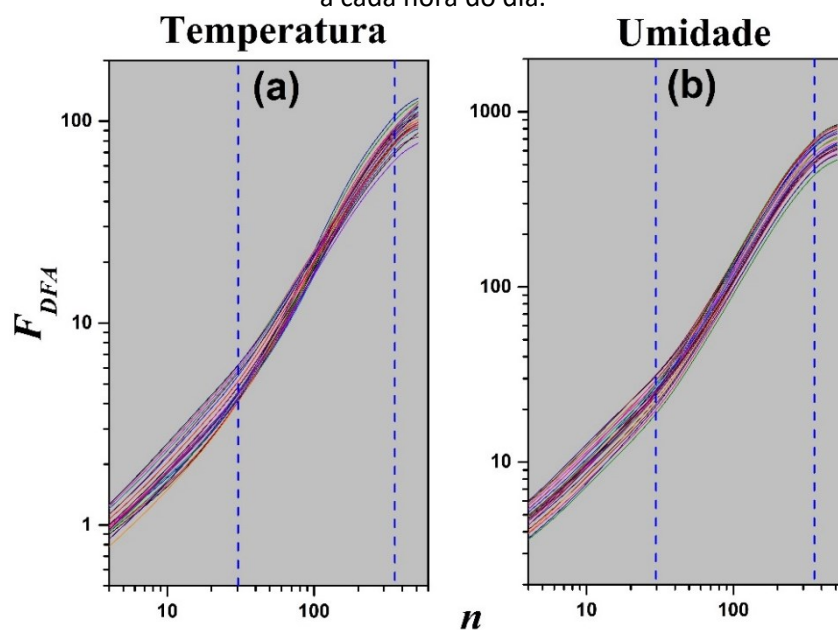
Nestes casos o método **DFA** também pode ser aplicado para a análise destes efeitos, como pode ser visto em Zebende *et al.* (2017).

Desta forma, com nossos dados tabulados e com a introdução do método **DFA**, a seguir na próxima seção, apresentamos os resultados as séries temporais de temperatura do ar e da umidade relativa do ar, onde identificamos tendências e sazonalidades, bem como outros padrões em função da hora do dia e da estação meteorológica empregada.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

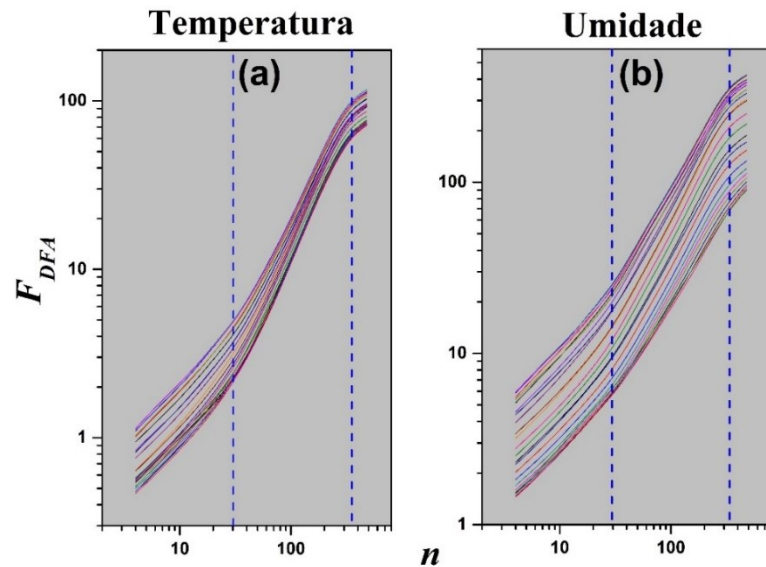
Como temos dados horários para a temperatura do ar e para a umidade relativa do ar, vamos calcular a função de flutuação, $F_{DFA}(n)$, para cada hora local do dia (dada em UTC) e tentar ver a influência do horário e da localização das estações nos resultados. Portanto, a aplicação do método **DFA** para as estações localizadas nas cidades de Barreiras, Cruz das Almas, Paulo Afonso e Salvador, levando-se em consideração os valores horários da temperatura do ar e da umidade relativa do ar encontram-se nas Figuras 2, 3, 4 e 5.

Figura 2 - $F_{DFA}(n)$ como função da escala temporal n , isto para a temperatura do ar (a) e para a umidade relativa do ar (b), localizada na estação de Barreiras. As linhas verticais representam a escala temporal $n = 30$ e $n = 365$ dias respectivamente. Nesta figura temos as 24 curvas referentes a cada hora do dia.



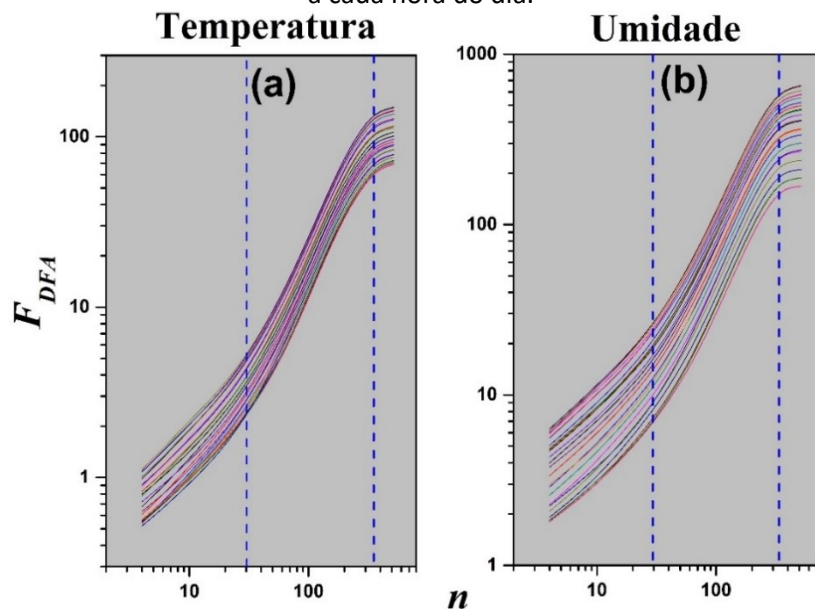
Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Figura 3 - $F_{DFA}(n)$ como função da escala temporal n , isto para a temperatura do ar (a) e para a umidade relativa do ar (b), localizada na estação de Cruz das Almas. As linhas verticais representam a escala temporal $n = 30$ e $n = 365$ dias respectivamente. Nesta figura temos as 24 curvas referentes a cada hora do dia.



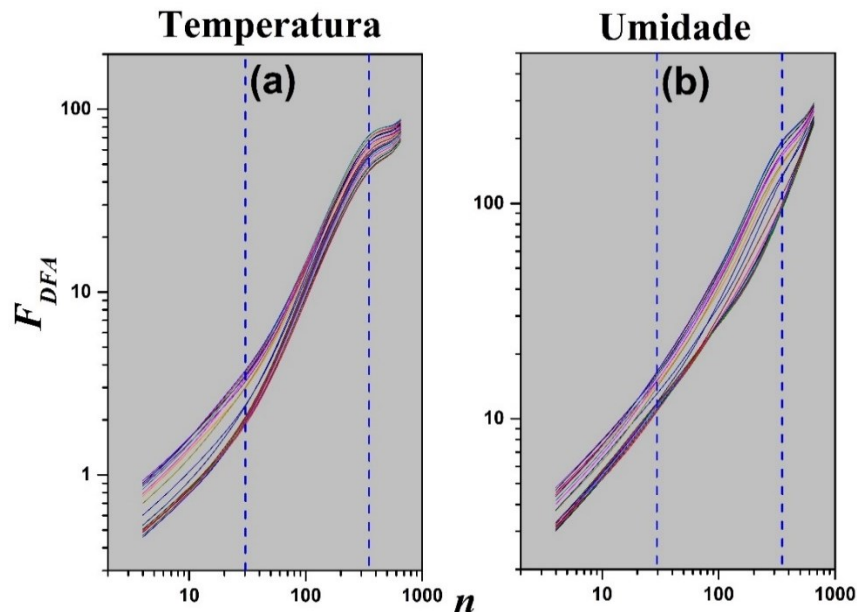
Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Figura 4 - $F_{DFA}(n)$ como função da escala temporal n , isto para a temperatura do ar (a) e para a umidade relativa do ar (b), localizada na estação de Paulo Afonso. As linhas verticais representam a escala temporal $n = 30$ e $n = 365$ dias respectivamente. Nesta figura temos as 24 curvas referentes a cada hora do dia.



Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Figura 5 - $F_{DFA}(n)$ como função da escala temporal n , isto para a temperatura do ar (a) e para a umidade relativa do ar (b), localizada na estação de Salvador. As linhas verticais representam a escala temporal $n = 30$ e $n = 365$ dias, respectivamente. Nesta figura temos as 24 curvas referentes a cada hora do dia.



Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

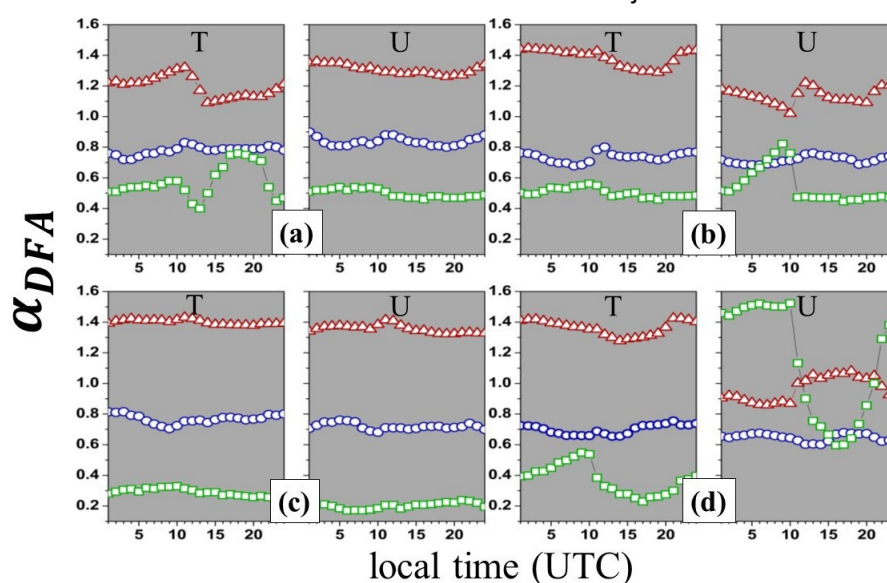
Pelas quatro figuras apresentadas acima e considerando toda a escala temporal envolvida, percebe-se não haver uma única lei de escala para $F_{DFA}(n)$, isto tanto para a temperatura do ar quanto para a umidade relativa do ar, e independentemente do horário e da estação (cada linha na figura representa uma hora local). Especificamente, para a estação de Barreiras os dados estão mais ajustados, enquanto que para a estação de Paulo Afonso não. De maneira clara, é possível identificar três transições para a função de flutuação, $F_{DFA}(n)$, que estão associadas a componentes sazonais.

De conhecimento desta peculiaridade nos resultados, demarcamos três escalas temporais para uma análise mais profunda, identificadas pelas duas linhas verticais nas figuras, ou seja, uma em $n = 30$ e a outra em $n = 365$ dias (linhas verticais). Com tal marcação, assim como realizado em Zebende *et al.* (2017), calculamos os valores dos expoentes α_{DFA} dentro de cada escala temporal, ou seja:

- de $n = 4$ até $n = 30$ dias, tendo α_{DFA-1} (círculo azul);
- de $n = 31$ até $n = 365$ dias, tendo α_{DFA-2} (triângulo vermelho);
- e com $n > 365$ dias, tendo α_{DFA-3} (quadrado verde).

Também teremos este valor para cada hora do dia (linhas coloridas nos resultados), no intuito de facilitarmos a visualização do efeito do passar do dia. Tal realização encontra-se na Figura 6, que nos dá o valor do expoente α_{DFA} como função da hora do dia e dentro de cada escala temporal específica.

Figura 6 - Expoente de autocorrelação em função da hora local, aferido para as estações de: (a) Barreiras, (b) Cruz das Almas, (c) Paulo Afonso e (d) Salvador. Onde T é o valor de α_{DFA} para a temperatura do ar e U α_{DFA} para a umidade relativa do ar. Círculo representa a escala temporal $4 \leq n \leq 30$, triângulo $31 \leq n \leq 365$ e quadrado $n > 365$. Cada valor do expoente de autocorrelação calculado teve um $R^2 \geq 0.98$ no seu ajuste linear.



Fonte: Elaborado pelos autores (2020).

Na figura 6 fica claro que de fato há três valores para α_{DFA} a depender da escala temporal empregada, identificados pelos símbolos em azul, vermelho e verde. Neste figura vemos que para a escala temporal de $4 \leq n \leq 30$, tanto para a temperatura do ar quanto para a umidade relativa do ar, independentemente da estação meteorológica, $\alpha_{DFA} \cong 0,80$, ou seja, tem comportamento persistente. Porém, se olharmos as outras escalas temporais observa-se outros padrões, isto é, para $31 \leq n \leq 365$ dias, α_{DFA} geralmente é maior do que 1, evidenciando um comportamento persistente não estacionária (exceto para Salvador e vendo a Umidade Relativa do Ar). Finalmente, para as escalas temporais de $n > 365$ dias, α_{DFA} evidencia um comportamento de antipersistência, com valores menores do que 0.5 (exceto novamente para Salvador e vendo a Umidade Relativa do Ar). Também, de uma forma geral, o valor do expoente α_{DFA} tem um comportamento qualitativo semelhante tanto para a



temperatura do ar com para a umidade relativa do ar, mostrando de forma indireta a associação entre as variáveis.

CONCLUSÕES

Neste trabalho propomos a análise de autocorrelação das séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar, medidas hora a hora em quatro estações meteorológicas localizadas no estado da Bahia. Tal estudo foi realizado pelo método **DFA**. Com tal análise foi possível identificar pela função de flutuação, $F_{DFA}(n)$, três componentes sazonais, aqui divididas nas seguintes escalas temporais: **período I** ($4 \leq n \leq 30$), **período II** ($31 \leq n \leq 365$) e **período III** ($n > 365$) dias. Assim, para cada escala temporal e para cada hora do dia, criamos um novo diagrama, representado aqui neste artigo. Com este diagrama construído, foi possível observar a variação na persistência de cada série temporal, para a temperatura do ar e também para a umidade relativa do ar, a assim comparar uma estação meteorológica com a outra. Finalmente, percebemos que há uma maior variabilidade para os resultados referentes a umidade relativa do ar, principalmente para as estações localizadas próximas ao litoral e períodos II e III. Nossos achados servirão como proposta metodológica para avaliar as autocorrelações de séries temporais de dados relativos ao clima no tempo e espaço, contribuindo assim no avanço de pesquisas relacionadas ao tema climatologia.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) pelos dados fornecidos para a pesquisa. A. A. Brito agradece a Fundação de Amparo à Pesquisa na Bahia (FAPESB), pela bolsa de estudo BOL 0262/2017. G. F. Zebende agradece ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela bolsa de pesquisa 310136/2020-2.

REFERÊNCIAS

CHEN, Zhi; IVANOV, Plamen Ch.; HU, Kun; STANLEY, H. Eugene. Effect of nonstationarities on detrended fluctuation analysis. **Phys. Rev. E**, v. 65, n. 4, p. 041107, 2002.

DE ALMEIDA BRITO, A.; de ARAÚJO, H. A.; ZEBENDE, G. F. Detrended multiple cross-correlation coefficient applied to solar radiation, air temperature and relative humidity. **Scientific Reports**, v. 9, n. 1, p. 1-10, 2019.

FRAEDRICH, K.; BLENDER, R. Scaling of atmosphere and ocean temperature correlations in observations and climate models. **Phys. Rev. Lett.**, v. 90, n. 10, p. 108501, 2003.

GEOGRAPHIC, N. **Natural Disasters**. set. de 2021. Disponível em: <https://www.nationalgeographic.com/environment/topic/natural-disasters-weather>. Acesso em: set. de 2021.

GUO, E.; ZHANG, J.; Si, H.; DONG, Z.; CAO, T.; LAN, W. Temporal and spatial characteristics of extreme precipitation events in the midwest of Jilin province based on multifractal detrended fluctuation analysis method and copula functions. **Theoretical and Applied Climatology**, v.130, p. 597-607, 2016.

HENEGHAN, C.; MCDARBY, G. Establishing the relation between detrended fluctuation analysis and power spectral density analysis for stochastic processes. **Phys. Rev. E**, v. 62, n. 5, 6103-6110, 2000.

INMET, Instituto Nacional de Meteorologia. **Dados de estação meteorológica de observação de superfície automática**. set. de 2021. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br>. Acesso em: set. de 2021.

HU, Kun; IVANOV, Plamen Ch.; CHEN, Zhi; CARPENA, Pedro; EUGENE Stanley, H. Effect of trends on detrended fluctuation analysis. **Phys. Rev. E**, v. 64, n. 1, p. 011114, 2001.

HUBER, P. J. **Robust Statistics**. John Wiley and Sons, New York, 1981.

HURST, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs. **Transactions of the American Society of Civil Engineers**, v. 116, n. 1, p. 770-799, 1951.

JIANG, Z.-Q.; ZHOU, W.-X. Multifractal detrending moving-average cross-correlation analysis. **Phys. Rev. E**, v. 84, n. 1, p. 016106, 2011.

KIRÁLY, A.; JÁNOSI, I. M. Detrended Fluctuation Analysis of daily temperature records: Geographic dependence over Australia. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 88, p. 119-128, 2005.

KOSCIELNY-BUNDE, Eva; BUNDE, Armin; HAVLIN, Shlomo; ROMAN, H. Eduardo; GOLDREICH, Yair; SCHELLNHUBER, Hans-Joachim. Indication of a universal persistence law governing atmospheric variability. **Phys. Rev. Lett.**, v. 81. n. 3, p. 729-732, 1998.

KRISTOUFEK, L. Measuring cross-correlation between non-stationary series with DCCA coefficient. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 402, p. 291-298, 2014.

PENG, C.-K.; BULDYREV, S. V.; GOLDBERGER, A. L.; HAVLIN, S.; SCIORTINO, F.; SIMONS, M.; STANLEY, H. E. Long-range correlations in nucleotide sequences. **Nature**, v. 356, p. 168-170, 1992.

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



PODOBNIK, B.; JIANG, Z.-Q.; ZHOU, W.-X.; STANLEY, H. E. Statistical tests for power-law cross-correlated processes. **Phys. Rev. E**, v. 84, p. 066118, 2011.

PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. Detrended cross-correlation analysis: A new method for analyzing two nonstationary time series. **Phys. Rev. Lett.**, v. 100, n. 8, p. 084102, 2008.

VASSOLER, R.; ZEBENDE, G. F. DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 391, n.7, p. 2438-2443, 2012.

WALLECZEK, J. **Self-organized biological dynamics and nonlinear control: toward understanding complexity, chaos and emergent function in living systems**. Cambridge University Press, 2000, p. 421-428.

WANG, G.-J.; XIE, C.; CHEN, S.; YANG, J.-J.; YANG, M.-Y. Random matrix theory analysis of cross-correlations in the US stock market: Evidence from Pearson's correlation coefficient and detrended cross-correlation coefficient. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 392, n. 17, p. 3715-3730, 2013.

WILCOX, R. **Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing (Third Edition)**. Academic Press, Boston, 2012.

WMO, World Meteorological Organization. **Calculation of Monthly and Annual 30-year Standard Normals**, WCDP (Series), Edição 10, WMO, Geneva, 1989.

ZEBENDE, G. F.; de OLIVEIRA, P. M. C.; PENNA, T. J. P. Long-range correlations in computer diskettes. **Phys. Rev. E**, v. 57, n.3, p. 3311-3314, 1998.

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

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

ZEBENDE, G. F.; 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, p. 2638-2642, 2017.

ZEBENDE, G. F.; da SILVA FILHO, A. Detrended multiple cross-correlation coefficient. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 510, p. 91-97, 2018a.

ZEBENDE, G. F.; BRITO, A. A.; SILVA FILHO, A. M.; CASTRO, A. P. pDCCA applied between air temperature and relative humidity: An hour/hour view. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v.494, p. 17-26, 2018b.

ZEBENDE, G. F.; BRITO, A. A.; CASTRO, A. P. DCCA cross-correlation analysis in time-series with removed parts. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 545, p. 123472, 2020.