RGe ISSN: 2177-3246

CORRELAÇÃO CRUZADA ENTRE AS OCORRÊNCIAS DE INFECÇÕES POR CHIKUNGUNYA E CONDIÇÕES METEOROLÓGICAS NO ESTADO DA BAHIA

CROSS-CORRELATION BETWEEN CHIKUNGUNYA INFECTION OCCURRENCES AND WEATHER CONDITIONS IN THE STATE OF BAHIA

CORRELACIÓN CRUZADA ENTRE LA INCIDENCIA DE INFECCIONES POR CHIKUNGUNYA Y LAS CONDICIONES METEOROLÓGICAS EN EL ESTADO DE BAHÍA

10.56238/revgeov17n4-215

Roberta Pimenta Cunha dos Santos
Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
Orcid: https://orcid.org/0000-0002-9939-1456
Lattes: http://lattes.cnpq.br/1389361738295580

Rogério Gomes Matias
Mestrado em Computação Aplicada
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
Orcid: https://orcid.org/0000-0002-2478-3578
Lattes: http://lattes.cnpq.br/6862058141328518

Thiago Pires Santana
Doutorado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
Orcid: http://lattes.cnpq.br/2986188358465650
Lattes: https://orcid.org/0000-0002-6353-1293

Ana Tereza Costa Silva
Doutorado em Física
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
Orcid: https://orcid.org/0000-0001-6931-4153
Lattes: http://lattes.cnpq.br/5840496822786140

Gilney Figueira Zebende
Doutorado em Física
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
Orcid: https://orcid.org/0000-0003-2420-9805
Lattes: http://lattes.cnpq.br/2464685002862801

RESUMO
Condições climáticas sabidamente influenciam na disseminação de certos tipos de doenças. Neste sentido, variáveis meteorológicas, como temperatura, umidade relativa do ar, entre outras, podem

contribuir para a ocorrência de surtos e epidemias. Então, estudar se há uma relação entre as variáveis meteorológicas e o número de casos dessas epidemias é importante para o controle e a prevenção delas, como, por exemplo, no caso da Chikungunya. Logo, este artigo tem como objetivo analisar os níveis de autocorrelação e de correlação cruzada entre os casos de infecção pelo vírus da Chikungunya e variáveis meteorológicas, como temperatura, umidade relativa do ar e precipitação. Para o estudo de caso, escolheu-se o Estado da Bahia, no período de 2015 a 2024, com dados extraídos das bases públicas do DATASUS e do INMET. As análises foram realizadas com os métodos estatísticos DFA e DCCA. A partir da análise de autocorrelação, observa-se a presença de memória fortemente persistente com sinais de sazonalidade nos dados. No que tange à correlação cruzada entre os casos de Chikungunya e as variáveis meteorológicas, os resultados destacam que: não há correlação cruzada entre o número de casos de Chikungunya e as três variáveis meteorológicas, isto é, se pequenas escalas temporais são analisadas. Porém, em grandes escalas temporais, observa-se que a umidade relativa do ar apresenta correlação cruzada positiva com os casos de Chikungunya. No complemento da análise, realizou-se o estudo das correlações cruzadas entre os dados, com o implemento de defasagem temporal. Finalmente, os resultados obtidos destacam a alternância das correlações cruzadas entre as variáveis meteorológicas e os casos de Chikungunya, reforçando a importância de considerar todas as escalas temporais e suas defasagens.

Palavras-chave: Variáveis Atmosféricas. Arbovirose. Séries Temporais. DFA. ρ_{DCCA}.

ABSTRACT

Climatic conditions are known to influence the spread of certain diseases. In this context, meteorological variables such as temperature and relative humidity, among others, may contribute to the occurrence of outbreaks and epidemics. Therefore, studying whether these meteorological factors are associated with the number of cases is important for controlling and preventing epidemics, like Chikungunya. This article aims to analyze the levels of autocorrelation and cross-correlation between Chikungunya cases and meteorological variables, including temperature, humidity, and precipitation. For the case study, the state of Bahia was selected, covering the period from 2015 to 2024, using data from DATASUS and INMET. Analyses were performed using the DFA and DCCA statistical methods. The autocorrelation analysis revealed a strong persistent memory with signs of seasonality in the data. Regarding cross-correlation, results indicate no significant relationship between Chikungunya cases and the three meteorological factors at short time scales. However, at longer time scales, relative humidity shows a positive cross-correlation with Chikungunya cases. Additional cross-correlation analyses with time lags further supported these findings. Overall, the results emphasize the fluctuating correlations between meteorological variables and Chikungunya cases, highlighting the importance of considering all time scales and corresponding time lags.

Keywords: Atmospheric Variables. Arbovirus. Time Series. DFA. ρ_{DCCA}.

RESUMEN

Se sabe que las condiciones climáticas influyen en la propagación de ciertos tipos de enfermedades. En este sentido, las variables meteorológicas, como la temperatura y la humedad relativa, entre otras, pueden contribuir a la aparición de brotes y epidemias. Por lo tanto, estudiar si existe una relación entre las variables meteorológicas y el número de casos de estas epidemias es importante para su control y prevención, como, por ejemplo, en el caso del chikungunya. Así, este artículo tiene como objetivo analizar los niveles de autocorrelación y correlación cruzada entre los casos de infección por el virus del chikungunya y variables meteorológicas, como la temperatura, la humedad relativa y la precipitación. Para el estudio de caso, se seleccionó el estado de Bahía, para el período de 2015 a 2024, con datos extraídos de las bases de datos públicas de DATASUS e INMET. Los análisis se realizaron utilizando los métodos estadísticos DFA y DCCA. Del análisis de autocorrelación, se observa la

presencia de una memoria fuertemente persistente con signos de estacionalidad en los datos. En cuanto a la correlación cruzada entre los casos de chikungunya y las variables meteorológicas, los resultados destacan que no existe correlación cruzada entre el número de casos de chikungunya y las tres variables meteorológicas, al analizar escalas temporales cortas. Sin embargo, en escalas temporales largas, se observa que la humedad relativa del aire presenta una correlación cruzada positiva con los casos de chikungunya. Además del análisis, se realizó un estudio de correlaciones cruzadas entre los datos, con la implementación de un retardo temporal. Finalmente, los resultados obtenidos resaltan la alternancia de correlaciones cruzadas entre las variables meteorológicas y los casos de chikungunya, reforzando la importancia de considerar todas las escalas temporales y sus retardos.

Palabras clave: Variables Atmosféricas. Arbovirus. Series Temporales. DFA. ρ_{DCCA}.

ISSN: 2177-3246

1 INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas têm contribuído para o acontecimento de diversos eventos extremos ao redor do mundo, como ondas de calor, períodos frequentes de seca, precipitações intensas e isoladas (Faranda *et al.* 2024; Mahony e Cannon 2018; Masson-Delmotte *et al.* 2021). Tais eventos caracterizam mudanças no padrão da dinâmica meteorológica que influenciam na persistência de surtos de doenças e epidemias, indicando o alcance do impacto que certas distorções climáticas podem provocar em um ecossistema (Daudt-Lemos *et al.* 2025; El-Sayed e Kamel 2020; Rohr e Cohen 2020).

As epidemias por arboviroses (Chikungunya, Zika Vírus, Dengue e Febre Amarela) espalhadas pelo mundo tem se tornado cada vez mais frequentes (Bangoura *et al.* 2025; WHO 2025). Diversas pesquisas e estudos na literatura apontam a prevalência e a intensidade dos surtos de doenças causadas por arbovírus em decorrência de alterações nas condições meteorológicas (Delrieu *et al.* 2023; Rocklöv e Dubrow 2020).

Entre as arboviroses, o vírus da Chikungunya (CHIKV) destaca-se pela evolução que a doença pode alcançar, desde um quadro crônico até complicações de aspecto cardiovascular, pulmonar ou renal (Brito et al. 2025; Castillo et al. 2018; D. M. do N. Costa et al. 2022). Os vetores de transmissão dessa arbovirose são os mosquitos *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*, predominantes em países com clima tropical e/ou subtropical, o que caracteriza a infecção pelo CHIKV como uma doença tropical (Kraemer *et al.* 2019; Lwande *et al.* 2020), apesar da existência de registros de casos de infecção por esse vírus em outras regiões do planeta com condições climáticas diferentes (Lühken *et al.* 2024).

No Brasil, surtos por arboviroses são eventos epidemiológicos recorrentes, devido às características climatológicas favoráveis à infestação do vetor presentes no País (Abreu *et al.* 2022; de Jesus *et al.* 2024; Wyk *et al.* 2023). Neste cenário, alguns estudos apresentaram análises da dinâmica dos casos de infecção de pacientes por mais de um arbovírus, dada a cocirculação desses tipos de vírus e suas variantes ao mesmo tempo em partes do Brasil (Daude *et al.* 2024; Farias *et al.* 2023).

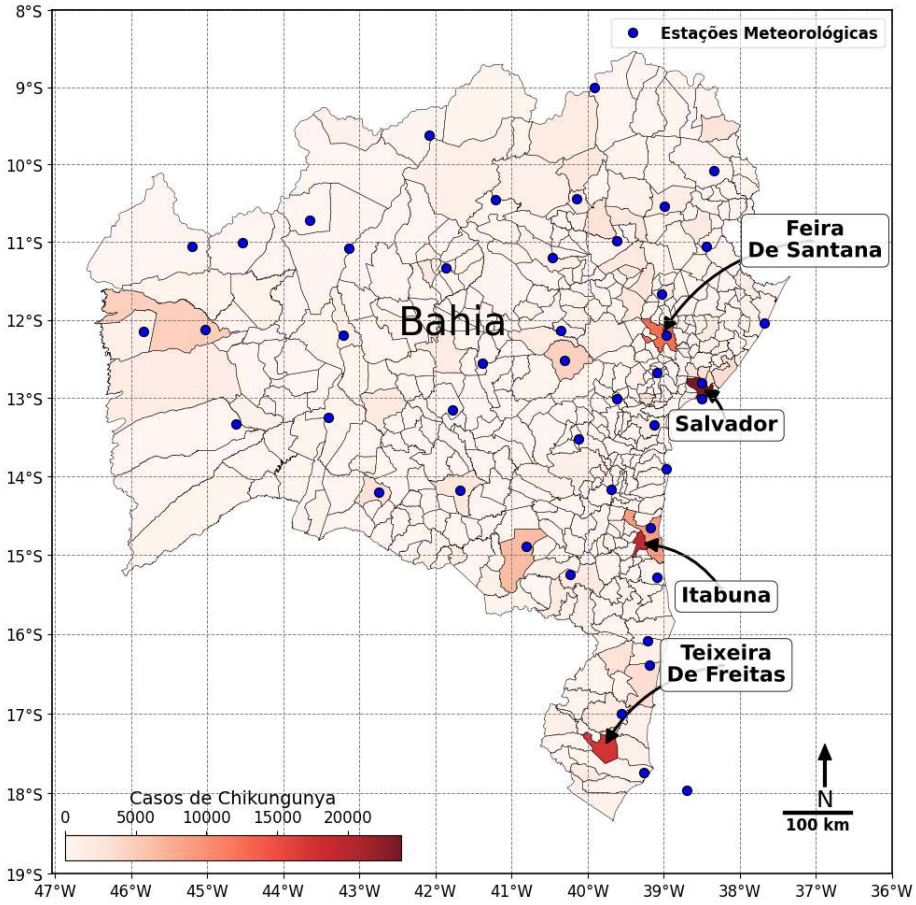
Na região Nordeste brasileira, a dinâmica das arboviroses, está profundamente associada às particularidades climáticas da região. A alternância entre chuvas intensas e estiagens prolongadas, aliada às elevadas temperaturas médias anuais e à variabilidade da umidade relativa do ar, cria condições ambientais favoráveis à proliferação do Aedes aegypti em determinados territórios (I. C. da S. Santos *et al.* 2020; Coutinho *et al.* 2022). O padrão de sazonalidade dessas doenças ganha contornos ainda mais complexos em anos influenciados pelo fenômeno El Niño ou diante de irregularidades pluviométricas, cenários recorrentes nessa região (Marinho *et al.* 2022).

A ocorrência dos casos de infecções pelo CHIKV estão presentes em diversos Estados brasileiros, como na Bahia, que há uma grande predominância da distribuição geográfica dos registros de casos entre os seus municípios (Arcanjo et al. 2020; Granger Neto et al. 2022; E. S. Santos et al. 2022; J. H. M. Souza et al. 2021; Teixeira et al. 2021; Skalinski et al. 2022). O Estado ainda apresenta

o histórico epidemiológico dos primeiros registros de casos do CHIKV e Zika Vírus no Brasil (Campos *et al.* 2015; Nunes *et al.* 2015), além de apresentar uma grande prevalência de surtos da Dengue.

A Figura 01 ilustra a distribuição da série histórica dos casos prováveis de infecção pelo CHIKV no Estado da Bahia, com destaque para os municípios de Feira de Santana, Itabuna, Salvador e Teixeira de Freitas, que registraram entre 10 e 25 mil casos entre 2015 e 2024.

Figura 01 – Distribuição dos casos prováveis de CHIKV no Estado da Bahia e em suas estações meteorológicas (pontos azuis).



Fonte: Autores (2026)

Do ponto de vista meteorológico e ambiental, a Bahia caracteriza-se por uma ampla heterogeneidade climática, abrangendo desde o clima úmido até condições semiáridas, com alta variabilidade meteorológica (Medauar *et al.* 2020), mas que tal comportamento heterogêneo são correlacionados para algumas variáveis meteorológicos para o Estado (M. D. N. da Costa et al. 2024). Esse cenário climático, associado à urbanização, apresenta condições ecologicamente favoráveis à manutenção e expansão do Aedes aegypti, contribuindo para a persistência e recorrência de epidemias de arboviroses em regiões tropicais, como o Estado da Bahia (Heath *et al.* 2025; Nakase *et al.* 2024).

O Sistema Único de Saúde (SUS) do Brasil é crucial para o monitoramento epidemiológico, ao coordenar ações de combate a surtos e epidemias. O Departamento de Informática do SUS (DATASUS) sistematiza os dados de infecções por arbovírus. Em 2024, o Brasil registrou 263.502

casos prováveis do CHIKV, superando significativamente os 158.060 de 2023. Na Bahia, o número também aumentou, passando de 15.610 casos prováveis em 2023 para 16.708 em 2024, o que demonstra persistência dos registros de infecções no contexto do Estado. (BRASIL, 2025a; BRASIL, 2025b).

Diante da flutuação dos casos de infecção pelo CHIKV, implementar sistemas de alerta climático-sanitário (Early Warning Systems), que combinam indicadores climáticos e epidemiológicos, pode antecipar eventos epidêmicos e permitir respostas mais tempestivas dos serviços de saúde e do controle vetorial, reduzindo o impacto de surtos de arboviroses em populações vulneráveis. Esses sistemas têm sido apontados como ferramentas essenciais para a prevenção e a tomada de decisão baseada em evidências nas áreas com risco endêmico ou emergente de arboviroses (Danko *et al.* 2025; Hussain-Alkhateeb *et al.* 2021; Olliaro *et al.* 2018).

Diante do exposto, este artigo tem o objetivo de analisar os níveis de autocorrelação e de correlação cruzada, bem como a dinâmica dos casos de infecção pelo CHIKV na Bahia no período de 2015 a 2024.

A análise de correlação será realizada em função das condições meteorológicas (temperatura, umidade relativa do ar e precipitação), a partir dos métodos DFA (*Detended Analysis Fluctuation*) e DCCA (*Detrended Cross-Correlation Analysis*), do expoente α_{DFA} e do coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA}, respectivamente. Estes métodos são adequados para análise de correlação em séries temporais, com destaque para as não estacionárias, como é apresentado em vários estudos dessa natureza (Figueredo *et al.* 2023; Filho *et al.* 2021; Guedes *et al.* 2025; Oliveira *et al.* 2023) para a identificação de memória, co-movimentação e persistência.

Em sistemas de natureza epidemiológico-ambiental, como os associados às arboviroses e às variáveis meteorológicas, as séries temporais exibem características fortes de não estacionaridade, heterogeneidade estrutural, sazonalidade e persistência de longo alcance (Zebende e Filho 2009). Desse modo, os métodos DFA e DCCA possuem um alto potencial para quantificar as relações de dependência em séries não estacionárias dessa natureza (T. A. O. dos Santos *et al.* 2026; Kwapień *et al.* 2015). A utilização de outras metodologias para análises de séries temporais, como Modelos Lineares Generalizados (GLM) ou Modelos Aditivos Generalizados (GAM), que são modelos de regressão paramétrica, necessitam de pressupostos de estacionaridade, o que pode limitar sua capacidade de capturar dependências multiescalares e estruturas de memória longa (Camara *et al.* 2025; Imai e Hashizume 2015).

2 METODOLOGIA

Descrevemos nesta seção a sequência metodológica adotada no levantamento de materiais e dados, bem como a definição dos métodos e algoritmos para calcular os níveis de autocorrelação e de correlação cruzada empregados no desenvolvimento da pesquisa.

3 MATERIAIS

Os dados utilizados neste trabalho têm origem secundária e são provenientes de fontes oficiais e públicas. Com relação ao levantamento de dados de infecção pelo CHIKV, estes foram extraídos do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN), da base de dados do DATASUS, do Ministério da Saúde do Brasil, por meio da interface de consulta tabular TabWin (M. da S. BRASIL 2025). Foram selecionados registros (anualmente) correspondentes ao período de 2015 a 2024, considerando a data de notificação como variável temporal e o município de residência como unidade espacial. A tabulação foi realizada mediante a configuração das variáveis de datas de notificação, mantendo-se o conteúdo como “Casos prováveis” para a construção da série temporal diária estadual. Os casos do CHIKV registrados pelo DATASUS são identificados pelo código A92.0, referente ao tipo de febre causada por mosquito, dada a Classificação Internacional de Doenças (CID-10) (WHO 2019).

Em relação aos dados das variáveis meteorológicas (temperatura, umidade relativa do ar e precipitação), foram extraídos do portal oficial de Dados Abertos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) (M. da A. e P. BRASIL 2024). Os dados são provenientes de estações meteorológicas automáticas localizadas no estado da Bahia, para o mesmo período acima descrito.

A avaliação da qualidade e da consistência das séries temporais meteorológicas foi conduzida por meio de inspeção visual sistemática e de rotinas automatizadas de verificação de continuidade e integridade dos registros. As perdas pontuais foram identificadas e quantificadas para caracterização da estrutura temporal das séries. Contudo, a presença de lacunas esparsas não compromete a robustez das estimativas, uma vez que métodos de análise de séries temporais aplicados a conjuntos com segmentos ausentes preservam propriedades estatísticas essenciais e mantêm a confiabilidade dos resultados, mesmo na presença de trechos descontínuos (Zebende *et al.* 2020). As coordenadas geográficas das estações foram utilizadas para analisar a distribuição delas pelo território baiano, verificando o alcance dos dados meteorológicos na correspondência espacial.

As etapas de organização e padronização dos dados para a construção das séries temporais e a integração entre as bases epidemiológica e meteorológica foram realizadas em ambiente computacional, por meio de planilhas eletrônicas e pacotes do R-project (Guedes *et al.* 2021) para análises estatísticas, o que possibilita a reprodutibilidade analítica deste estudo.

4 MÉTODO

Para determinar a autocorrelação de uma série temporal, iremos utilizar o método DFA (*Detrended Fluctuation Analysis*), criado por Peng *et al.*, (1994).

Suponha uma série temporal $\{x_i\}$, com $i = 1,2,3,\dots,N$ (valores), com média aritmética denotada por $\langle x \rangle$. O passo seguinte é o cálculo da série integrada, ou seja,

$$X_k = \sum_{i=1}^{k}[x_i - \langle x \rangle] \qquad (1)$$

com $k = 1,2,3,\dots,N$. O método DFA remove a tendência de cada X_k por $\tilde{X}_k$(tendência local obtida pelo método dos mínimos quadrados), para várias escalas temporais n, em que $4 \leq n \leq N/4$. Depois, calcula-se a covariância para cada janela sobreposta por:

$$f_{DFA}^2(n) = \frac{1}{(n+1)}\sum_{k=i}^{i+n}\left(X_k - \tilde{X}_k\right)^2 \qquad (2)$$

Logo a função de flutuação sem tendência, $F_{DFA}(n)$, é dada pela média das covariâncias das $(N - n)$ janelas sobrepostas, ou seja:

$$F_{DFA}^2(n) = \frac{1}{(N-n)}\sum_{i=1}^{N-n} f_{DFA}^2(n,i) \qquad (3)$$

A função de flutuação sem tendência $F_{DFA}(n)$ determina a autocorrelação que uma série temporal possui para várias escalas temporais n. Esta função pode ou não descrever uma lei de potência, em caso afirmativo:

$$F_{DFA}(n) \sim n^{\alpha}, \qquad (4)$$

em α será o expoente de autocorrelação.

A lei de potência presente no comportamento da função $F_{DFA}(n)$ pode ser interpretada também a partir da análise linear, em uma escala gráfica logarítmica, em que o valor do coeficiente (*slope*) do ajuste linear será o expoente α (Carpena *et al.* 2022; Hu *et al.* 2001). Ademais, podemos interpretar o expoente da seguinte forma (Peng *et al.* 1994):

- Se $\alpha < 0{,}50$, tem-se uma série temporal antipersistente;
- Se $\alpha = 0{,}50$, não há memória (série temporal aleatória) e;
- Se $\alpha > 0{,}50$, tem-se uma série temporal persistente.

Para determinar as medidas de correlação cruzada entre séries temporais, iremos utilizar o coeficiente ρ_{DCCA}. O cálculo para o ρ_{DCCA} é definido de forma semelhantemente ao DFA, porém aplicado para duas séries temporais $\{x_i\}$ e $\{y_i\}$, aqui chamado de DCCA (*Detrended Cross-Correlation Analysis*) e proposto por, Podobnik e Stanley (2008), ou seja:

$$X_k = \sum_{i=1}^{k}[x_i - \langle x\rangle] \text{ e } Y_k = \sum_{i=1}^{k}[y_i - \langle y\rangle] \quad (5)$$

Desta maneira, determina-se a covariância para cada janela sobreposta, denotada por:

$$f^2_{DCCA}(n) = \frac{1}{(n+1)}\sum_{k=i}^{i+n}\left(X_k - \tilde{X}_k\right)\left(Y_k - \tilde{Y}_k\right) \quad (6)$$

Assim, a função de flutuação de correlação cruzada sem tendência, é definida por:

$$F^2_{DCCA}(n) = \frac{1}{(N-n)}\sum_{i=1}^{N-n} f^2_{DCCA}(n,i) \quad (7)$$

Diante das funções de flutuação F_{DFA} e F^2_{DCCA}, Zebende (2011) definiu um coeficiente adimensional para medir e qualificar o nível de correlação cruzada entre duas séries temporais dada por:

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F^2_{DCCA}(n)}{F_{DFA_x}(n)\times F_{DFA_y}(n)} \quad (8)$$

Os valores que retornam do cálculo desse coeficiente, está inserido neste intervalo, $-1 \leq \rho_{DCCA} \leq 1$, determinando correlação cruzada negativa (anticorrelação) no intervalo $[-1,0)$, correlação cruzada positiva em $(0,1]$ e sem correlação cruzada para $\rho_{DCCA} = 0$.

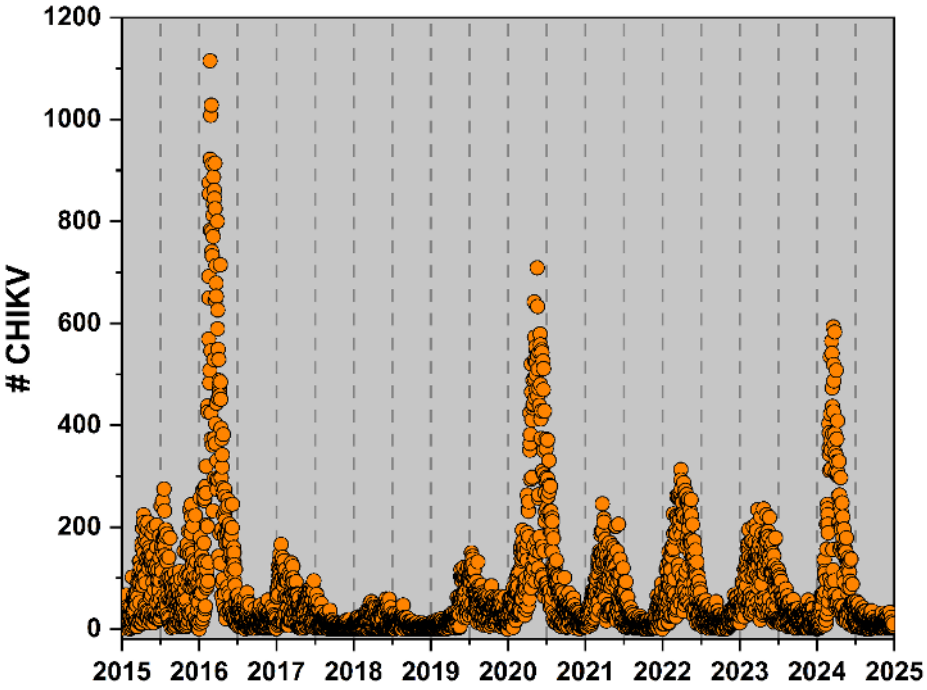
Um exemplo prático do cálculo deste algoritmo pode ser visto no *Tutorial DFA, DCCA e rho_DCCA* (Zebende 2021).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, serão apresentados e discutidos os resultados das análises das séries temporais e das correlações entre os registros de infecção pelo CHIKV e as condições meteorológicas, considerando as variáveis temperatura, umidade relativa do ar e precipitação. Como um dos primeiros resultados, a Figura 02 apresenta os registros diários de todo o Estado da Bahia relativos a casos prováveis de infecção pelo CHIKV.

Em primeira análise desta série histórica, vê-se que os anos com maior ocorrência da doença foram 2016, 2020 e 2024, respectivamente, o que evidencia uma clara ocorrência de epidemia nesses períodos. Entre os municípios mais afetados, destacam-se aqueles com maior densidade demográfica, como, por exemplo, a sua capital, Salvador.

Figura 02 – Série histórica dos casos prováveis de infecção pelo vírus do CHIKV.

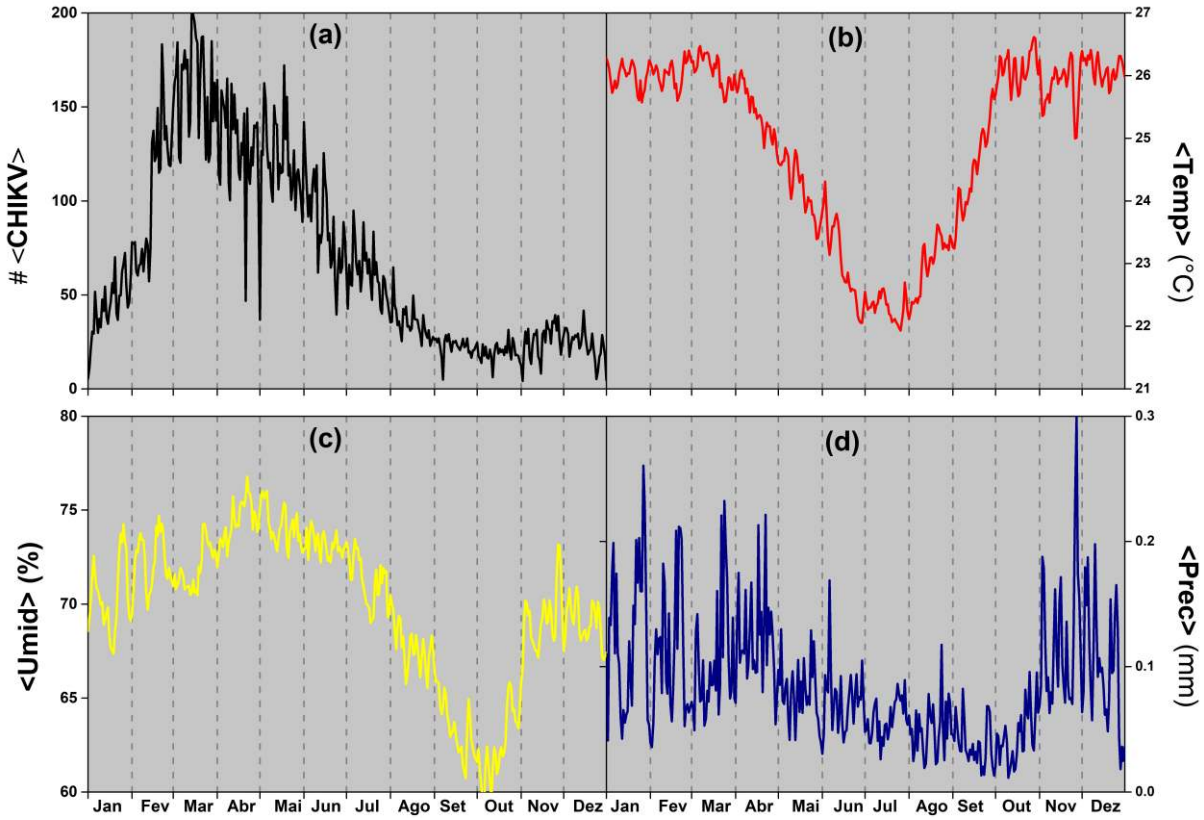


Fonte: Autores (2026)

Os registros de infecção pelo CHIKV evidenciam um padrão de sazonalidade anual na série histórica, relacionado ao período mais chuvoso da Bahia e, consequentemente, às condições meteorológicas. Observa-se um aumento recorrente no número de casos no primeiro semestre dos anos analisados. Considerando esse indicativo de comportamento sazonal, procedeu-se ao cálculo do valor médio dos registros diários ao longo de todo o período de estudo, como se evidencia na Figura 03 para as quatro variáveis. Esta figura foi construída pela média diária dos registros, levando-se em consideração todos os dez anos (de 2015 a 2024).

Pela Figura 03 (a), verifica-se que os meses de março, abril e maio (verão-outono) são aqueles (na média) com as maiores ocorrência da doença, meses estes também que coincidem os meses mais úmidos no Estado (Silva et al. 2024; Gardini Sanches Palasio et al. 2023; T. S. de Souza e Nascimento 2021), ver Figura 03 (c). Tal achado justifica este artigo, pois aqui se encontra um conjunto de condições meteorológicas favoráveis a proliferação do mosquito e, consequentemente, ao aumento da transmissão de arboviroses como CHIKV e Dengue.

Figura 03 – Média diária, ao longo de dez anos para: (a) os casos prováveis de infecção pelo CHIKV, (b) temperatura do ar, (c) umidade relativa do ar e (d) precipitação.



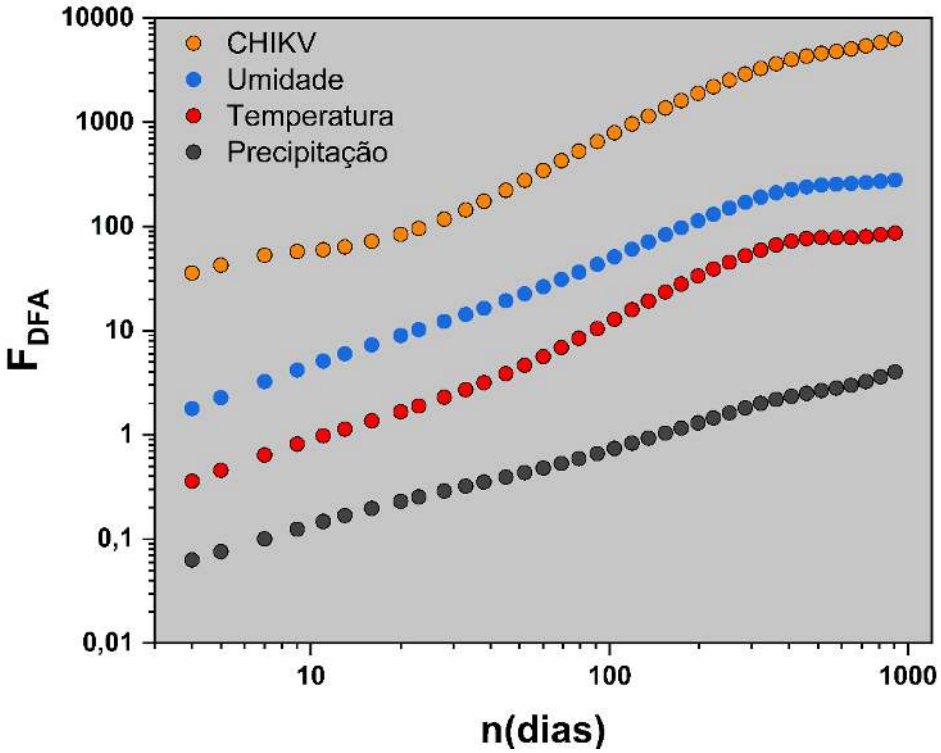
Fonte: Autores (2026)

Olhando-se a Figura 03 (b, c, d), vê-se os valores médios para as variáveis meteorológicas também seguem um padrão sazonal (Medauar *et al.* 2020; Simões *et al.* 2018), este menos visível para a precipitação, e sim , aqui temos um indício de que as variáveis se relacionam no tempo. Dessa forma, a combinação desses fatores meteorológicos cria um ambiente favorável para o aumento da circulação viral e, consequentemente, do número de casos dessas doenças.

Logo, para se estudar a os níveis de autocorrelação e de correlação cruzada entre os casos de infecção pelo vírus da Chikungunya e variáveis meteorológicas, como temperatura, umidade relativa do ar e precipitação, a diante, serão apresentados os resultados para aplicação dos métodos e coeficientes. A partir da análise de autocorrelação, observa-se a presença de memória fortemente persistente com sinais de sazonalidade nos dados.

Na Figura 04, exibimos o comportamento de autocorrelação das séries temporais em estudos (CHIKV, temperatura, umidade relativa do ar e precipitação) por meio do método DFA, a fim de medir a persistência (antipersistência) e mesmo inferir as componentes sazonais dos dados.

Figura 04 – Função de Flutuação sem Tendência F_{DFA} para os casos de infecção pelo CHIKV e para as variáveis meteorológicas Temperatura, Umidade Relativa do Ar, e Precipitação como função da escala temporal.



Fonte: Autores (2026)

Considerando que, $F_{DFA} \sim n^{\alpha}$, os resultados encontrados para o expoente da função de flutuação sem tendência, α, para todas as séries temporais foram:

- ✓ CHIKV, valor do expoente de autocorrelação, $\alpha = 1{,}10$;
- ✓ Umidade Relativa do Ar, valor do expoente de autocorrelação, $\alpha = 1{,}01$;
- ✓ Temperatura do Ar valor, valor do expoente de autocorrelação, $\alpha = 1{,}13$;
- ✓ Precipitação, valor do expoente de autocorrelação, $\alpha = 0{,}76$.

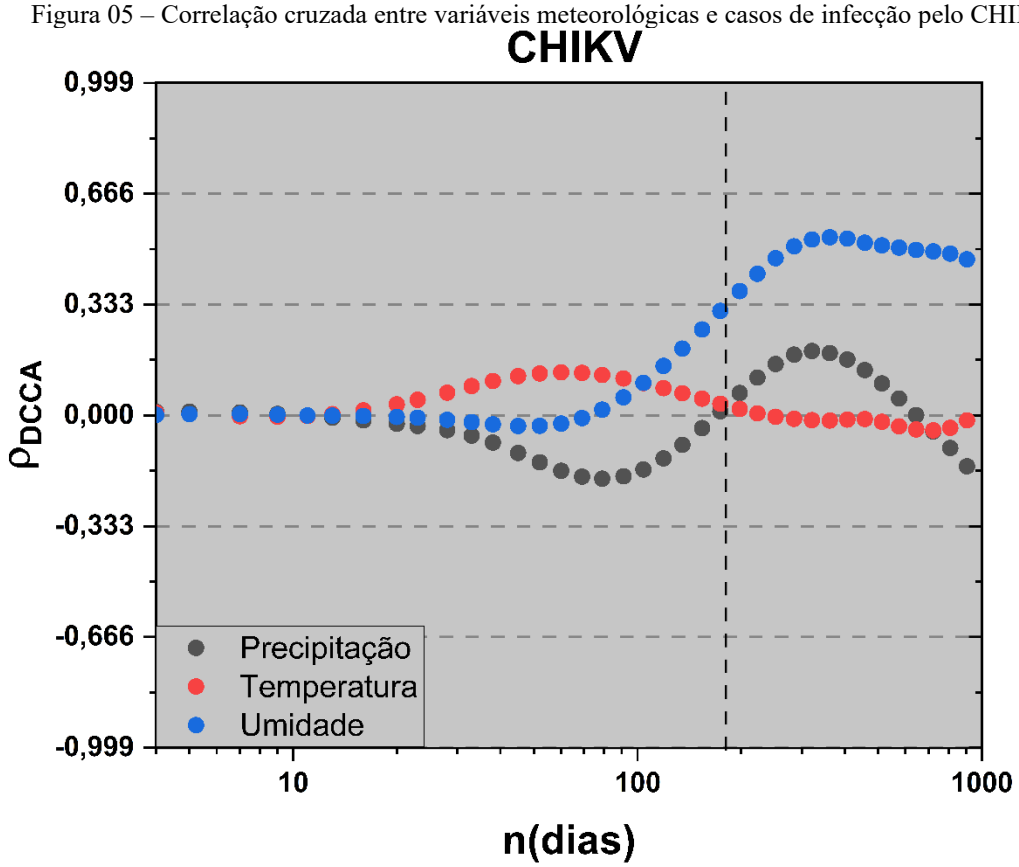
Pelos resultados encontrados, observa-se a presença de memória persistente no comportamento das flutuações destes índices. Esses resultados indicam que aumentos ou reduções nos números de casos tendem a ser seguidos por variações de mesma natureza. Essa característica persistente é percebida na Figura 03, na ascendência das médias de casos identificados no primeiro trimestre e em decorrências das variações meteorológicas e prováveis atuações sanitárias para controle da doença ocorre uma dinâmica persistente descendente nos últimos trimestres, porém suavizada.

Em particular, os valores dos expoentes de autocorrelação associados às séries históricas do CHIKV, temperatura e umidade indicam forte persistência, não estacionaridade e presença de componentes sazonais.

No que tange à correlação cruzada entre os casos de Chikungunya e as variáveis meteorológicas, seus resultados são apresentados na Figura 05. Esta figura mostra a análise de correlação cruzada bivariada, obtida pelo coeficiente ρ_{DCCA}, entre a série temporal dos casos do

CHIKV e cada uma das três variáveis meteorológicas consideradas neste estudo. Observa-se que, não há correlação cruzada entre o número de casos de Chikungunya e as três variáveis meteorológicas se pequenas escalas temporais são analisadas, evidenciando não haver uma resposta imediata para as variações climáticas e os casos do CHIKV, porém esses efeitos começam a ser notados para escalas superiores. Para escalas temporais de até 180 dias, as correlações cruzadas exibiram intensidade fraca. Em escalas superioras a 180 dias, ρ_{DCCA} informa que a correlação cruzada entre: CHIKV e a temperatura do ar converge para valores próximos a zero, não apresentando correlação cruzada significativa; CHIKV e a precipitação oscila em torno de zero; CHIKV e a umidade relativa do ar apresenta valores positivos acima de 0,333 (de média correlação cruzada), que indica maior associação dessa variável com os casos do CHIKV em escalas temporais superiores a 180 dias.

Figura 05 – Correlação cruzada entre variáveis meteorológicas e casos de infecção pelo CHIKV.



Fonte: Autores (2026)

Notadamente, a umidade relativa do ar é a variável meteorológica que mostra as maiores correlações cruzadas positivas, em grandes escalas temporais, alcançando maiores níveis e sendo nas variáveis meteorológicas escolhidas a de maior causa/efeito na inferência no número de casos do CHIKV.

Considerando o comportamento direto observado nas autocorrelações e correlações cruzadas apresentadas nas Figuras 04 e 05, especialmente em torno das escalas temporais de 7, 30, 90 e 180 dias, investigou-se os mesmos níveis de correlação cruzada, agora com defasagens temporais (τ), dado

que os fatores climáticos como temperatura, precipitação e umidade que influenciam o ciclo biológico do vetor, não exercem efeito de forma imediata na ocorrência de casos da doença em humanos, pois envolvem múltiplas etapas intermediárias, incluindo condições favoráveis para a reprodução e multiplicação vetorial, o período de incubação no hospedeiro e o tempo até a notificação do caso.

Dessa forma, em uma visão mais ampla, os casos de infecção pelo CHIKV serão analisados em relação às variáveis climáticas considerando-se defasagens temporais estruturais, inerentes à dinâmica de transmissão, de modo a capturar as possíveis causa/efeito e valores cumulativos dessas exposições ambientais.

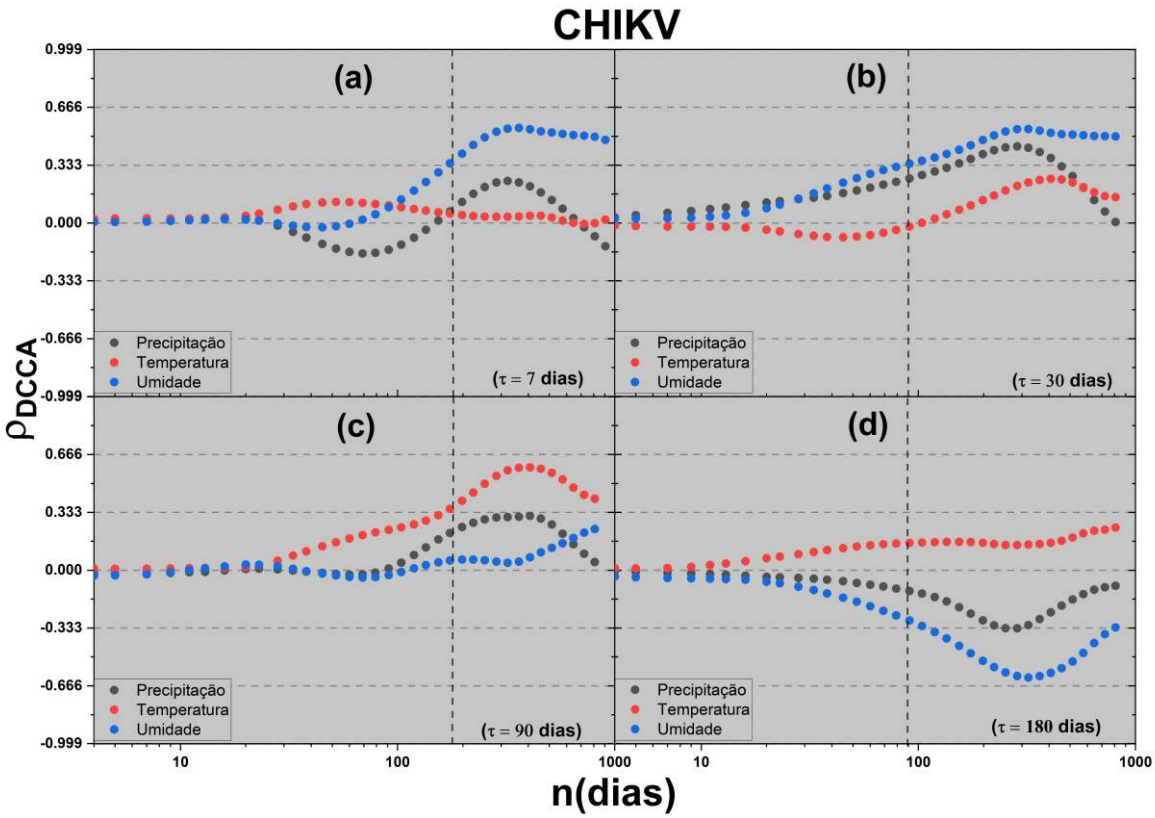
Tal tarefa foi realizada por meio do coeficiente de correlação cruzada e da defasagem temporal τ, definidos por $\rho_{DCCA}(n,\tau)$, ver Zebende (2022) que será aplicado às séries temporais dos casos do CHIKV e das variáveis meteorológicas em diferentes defasagens temporais, de 7, 30, 90 e 180 dias.

O objetivo é avaliar o comportamento dessas correlações e as variações em sua intensidade diante de atrasos de para identificar o tempo em que cada variável leva para fazer maiores interferências nos casos do CHIKV. Logo, defasagens curtas (7 dias) podem capturar os potenciais impactos agudos das variáveis meteorológicas associados à aceleração do ciclo do vetor e à intensificação da transmissão (Lopes *et al.* 2025); defasagens intermediárias (30 dias) refletem efeitos acumulativos decorrentes de sucessivos ciclos reprodutivos e da consolidação de criadouros (Cheng *et al.* 2023); enquanto defasagens mais longas (90 e 180 dias) permitem apreender padrões sazonais e oscilações climáticas estruturais que modulam a densidade vetorial e a formação de ondas epidêmicas (Sánchez *et al.* 2025). Assim, a incorporação dessas defasagens fortalece a plausibilidade biológica dos modelos epidemiológicos, melhora a capacidade explicativa das análises e contribui para a construção de uma análise não preditiva, porém mais sensíveis às interações entre ambiente e ocorrência da doença.

O resultado para esta aplicação encontra-se na Figura 06, que apresenta os gráficos que ilustram as variações dos níveis de correlação cruzada em função das quatro diferentes defasagens temporais. Para essa análise, fixaram-se as séries de dados das variáveis meteorológicas, as quais foram correlacionadas com a série de registros do CHIKV defasada em τ dias, aplicando-se subsequentemente o método de correlação cruzada.

Na Figura 06(a), o coeficiente $\rho_{DCCA}(n,\tau=7)$ apresentou comportamento semelhante ao das correlações calculadas sem defasagem para as séries pareadas, indicando que a umidade relativa do ar mantém uma correlação cruzada moderada para escalas temporais superiores a 180 dias.

Figura 06 – Coeficiente DCCA de correlação cruzada em função da escala temporal entre, casos de infecção pelo CHIKV e as variáveis meteorológicas, aplicado a quatro distintas defasagens temporais: (a) $\tau = 7$ dias, (b) $\tau = 30$ dias, (c) $\tau = 90$ dias e (d) $\tau = 180$ dias.



Fonte: Autores (2026)

Em uma análise do coeficiente $\rho_{DCCA}(n, \tau = 30)$, Figura 06(b), todos os cruzamentos apresentaram correlações positivas. Sugerindo que, as variações no aumento dos índices de precipitação, temperatura e umidade relativa do ar tendem a aumentar os casos do CHIKV, em especial se considerarmos ciclos de $n = 90$ dias.

A Figura 06(c) mostra uma inversão nas intensidades das correlações cruzadas entre as variáveis umidade relativa do ar e temperatura do ar em relação à série de casos do CHIKV, considerando a defasagem de $\tau = 90$ dias, quando comparada ao comportamento observado na Figura 06(b). Observa-se que variações na temperatura, cerca de 90 dias antes, estão associadas as flutuações moderadas nos casos de infecção pelo CHIKV, o comovimento dessas flutuações se deve provavelmente por causa das variações das estações do ano e a sazonalidade das infecções.

A análise de correlação cruzada com defasagem temporal de 180 dias apresentada na Figura 06(d), indicou que a umidade relativa do ar apresenta comportamento anticorrelacionado com os casos de infecção pelo CHIKV, alcançando anticorrelação moderada a partir de $n = 90$ dias. Isto significa que, um aumento ou redução moderado na umidade relativa do ar, cerca de 180 dias antes, tende a estar associado, respectivamente, a uma redução ou aumento subsequente no número de casos de infecção pelo CHIKV.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho é proposta a análise dos níveis de autocorrelação e correlação cruzada dos casos de infecção pelo CHIKV em função de três variáveis meteorológicas a saber: temperatura, umidade relativa do ar e precipitação. Como estudo de caso, escolheu-se o Estado da Bahia, no período de 2015 a 2024, utilizando o expoente α_{DFA} e o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA}.

A série histórica de casos do CHIKV apresentou comportamento sazonal, como também identificado nas variáveis meteorológicas, e maior ocorrência de casos no primeiro semestre. Também identificamos a presença de memória persistente e não estacionariedade ao longo das séries temporais, com aumento crítico no primeiro trimestre e redução suavizada ao longo dos trimestres subsequentes.

Considerando o ciclo de vida e reprodução do mosquito, a variável umidade relativa do ar tem o efeito mais imediato no número de casos do CHIKV. No entanto, a longo prazo a análise de correlação cruzada defasada ($\tau = 90$ dias), a temperatura do também apresentou correlação cruzada moderada com número de casos do CHIKV, aumentando este valor à medida que se aumenta a escala temporal.

Esses resultados destacam a relevância da temperatura e umidade relativa do ar como variáveis meteorológicas de monitoramento da dinâmica dos casos de infecções pelo CHIKV. Ademais, reforçam a importância de considerar as variáveis meteorológicas nos estudos das arboviroses e suas correlações dinâmicas de modo a conhecer o comportamento desses tipos de doença para o desenvolvimento de estratégias, prevenção e controle.

REFERÊNCIAS

Abreu, Filipe Vieira Santos de, Cecilia Siliansky de Andreazzi, Maycon Sebastião Alberto Santos Neves, et al. 2022. “Ecological and Environmental Factors Affecting Transmission of Sylvatic Yellow Fever in the 2017–2019 Outbreak in the Atlantic Forest, Brazil”. Parasites & Vectors 15 (1): 23. https://doi.org/10.1186/s13071-021-05143-0.

Arcanjo, Danielle Beatriz Marques Campos, Paloma Oliveira Vidal, José Yure Gomes dos Santos, Larissa Paola Rodrigues Venancio, Lincoln Suesdek, e Jaime Henrique Amorim. 2020. “Geometric Morphometrics of Aedes Aegypti Populations and Study of Transmission of Arboviral Diseases in Barreiras, Brazil”. Revista Brasileira de Entomologia 64: e201960. https://doi.org/10.1590/1806-9665-RBENT-2019-60.

Bangoura, Salifou T., Alpha-Kabinet Keita, Maladho Diaby, et al. 2025. Arbovirus Epidemics as Global Health Imperative, Africa, 2023 - Volume 31, Number 2—February 2025 - Emerging Infectious Diseases journal - CDC. https://doi.org/10.3201/eid3102.240754.

BRASIL, Ministério da Agricultura e Pecuária. 2024. “Instituto Nacional de Meteorologia (INMET)”. Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP). https://bdmep.inmet.gov.br/.

BRASIL, Ministério da Saúde. 2025. Transferência de Arquivos – Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde - DATASUS. https://datasus.saude.gov.br/transferencia-de-arquivos/.

Brito, Carlos, Melissa Barreto Falcão, Maria de Fatima Pessoa Militão de Albuquerque, Thiago Cerqueira-Silva, Maria Glória Teixeira, e Rafael Freitas de Oliveira Franca. 2025. “Chikungunya: From Hypothesis to Evidence of Increased Severe Disease and Fatalities”. Viruses 17 (1): 62. https://doi.org/10.3390/v17010062.

Camara, Ana Julia Alves, Valdério Anselmo Reisen, Glaura Conceicao Franco, e Pascal Bondon. 2025. “Combining Generalized Linear Autoregressive Moving Average and Bootstrap Models for Analyzing Time Series of Respiratory Diseases and Air Pollutants”. Mathematics 13 (5). https://doi.org/10.3390/math13050859.

Campos, Gubio S., Antonio C. Bandeira, e Silvia I. Sardi. 2015. Zika Virus Outbreak, Bahia, Brazil - Volume 21, Number 10—October 2015 - Emerging Infectious Diseases journal - CDC. https://doi.org/10.3201/eid2110.150847.

Carpena, Pedro, Manuel Gómez-Extremera, e Pedro A. Bernaola-Galván. 2022. “On the Validity of Detrended Fluctuation Analysis at Short Scales”. Entropy 24 (1): 61. https://doi.org/10.3390/e24010061.

Castillo, José Maria Del, Gabriela Marques Pereira de Alencar, Marcus Vinicius Dantas da Nóbrega, et al. 2018. “Echocardiographic Evaluation of Late Cardiac Abnormalities Caused by the Chikungunya Fever”. Arq Bras Cardiol: Imagem Cardiovasc 31 (3): 183–90.

Cheng, Qu, Qinlong Jing, Philip A. Collender, et al. 2023. “Prior Water Availability Modifies the Effect of Heavy Rainfall on Dengue Transmission: A Time Series Analysis of Passive Surveillance Data from Southern China”. Frontiers in Public Health 11 (dezembro). https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1287678.

Costa, Denise Maria do Nascimento, Carlos Eduardo Machado, Precil Diego Neves, et al. 2022. "Chikungunya Virus as a Trigger for Different Renal Disorders: An Exploratory Study". Journal of Nephrology 35 (5): 1437–47. https://doi.org/10.1007/s40620-022-01256-6.

Costa, Moisés Domingos Namila da, Andréa de Almeida Brito, Arleys Pereira Nunes de Castro, Rui Manuel Teixeira Santos Dias, e Gilney Figueira Zebende. 2024. "Trends in the Air Temperature: A Practical Approach for Auto- and Cross-Correlation Analysis". Advances in Meteorology 2024 (1): 3098248. https://doi.org/10.1155/2024/3098248.

Danko, David C., John C. Papciak, James Golden, et al. 2025. "The Challenges and Opportunities in Creating a One Health Warning System for Pandemics". Cell Reports Sustainability 2 (9). https://doi.org/10.1016/j.crsus.2025.100485.

Daude, Matheus Martins, Erika Regina Manuli, Geovana Maria Pereira, et al. 2024. "Simultaneous Detection of Arboviruses by a Multiplex RT-qPCR Assay in Tocantins, a Northern State of Brazil". The Brazilian Journal of Infectious Diseases 28 (4). https://doi.org/10.1016/j.bjid.2024.103855.

Daudt-Lemos, Matheus, Alice Ramos-Silva, Renan Faustino, et al. 2025. "Rising Incidence and Spatiotemporal Dynamics of Emerging and Reemerging Arboviruses in Brazil". Viruses 17 (2): 158. https://doi.org/10.3390/v17020158.

Delrieu, Méryl, Jean-Philippe Martinet, Olivia O'Connor, et al. 2023. "Temperature and transmission of chikungunya, dengue, and Zika viruses: A systematic review of experimental studies on Aedes aegypti and Aedes albopictus". Current Research in Parasitology & Vector-Borne Diseases 4 (janeiro): 100139. https://doi.org/10.1016/j.crpvbd.2023.100139.

El-Sayed, Amr, e Mohamed Kamel. 2020. "Climatic Changes and Their Role in Emergence and Re-Emergence of Diseases". Environmental Science and Pollution Research 27 (18): 22336–52. https://doi.org/10.1007/s11356-020-08896-w.

Faranda, Davide, Gabriele Messori, Erika Coppola, et al. 2024. "ClimaMeter: Contextualizing Extreme Weather in a Changing Climate". Weather and Climate Dynamics 5 (3): 959–83. https://doi.org/10.5194/wcd-5-959-2024.

Farias, Pablo Cantalice Santos, André Filipe Pastor, Juliana Prado Gonçales, et al. 2023. "Epidemiological profile of arboviruses in two different scenarios: dengue circulation vs. dengue, chikungunya and Zika co-circulation". BMC Infectious Diseases 23 (1): 177. https://doi.org/10.1186/s12879-023-08139-6.

Figueredo, Marcos Batista, Roberto Luiz Souza Monteiro, Alexandre do Nascimento Silva, José Roberto de Araújo Fontoura, Andreia Rita da Silva, e Carolina Aparecida Pereira Alves. 2023. "Analysis of the Correlation between Climatic Variables and Dengue Cases in the City of Alagoinhas/BA". Scientific Reports 13 (1): 7512. https://doi.org/10.1038/s41598-023-34349-8.

Filho, Aloísio S. Nascimento, Thiago B. Murari, Paulo Ferreira, Hugo Saba, e Marcelo A. Moret. 2021. "A Spatio-Temporal Analysis of Dengue Spread in a Brazilian Dry Climate Region". Scientific Reports 11 (1): 11892. https://doi.org/10.1038/s41598-021-91306-z.

Gardini Sanches Palasio, Raquel, Patricia Marques Moralejo Bermudi, Fernando Luiz de Lima Macedo, Lidia Maria Reis Santana, e Francisco Chiaravalloti-Neto. 2023. "Zika, Chikungunya and Co-Occurrence in Brazil: Space-Time Clusters and Associated Environmental–Socioeconomic Factors". Scientific Reports 13 (1): 18026. https://doi.org/10.1038/s41598-023-42930-4.

Granger Neto, Henry Paul, Cínthya Viana Souza Rocha, Thiago Macêdo Lopes Correia, et al. 2022. "Natural Vertical Cotransmission of Dengue Virus and Chikungunya Virus from Aedes Aegypti in Brumado, Bahia, Brazil". Revista Da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical 55: e0427. https://doi.org/10.1590/0037-8682-0427-2021.

Guedes, Everaldo Freitas, Cláudia Ferreira da Cruz, e Florêncio Mendes Oliveira Filho. 2025. "Quantifying the Influence of Climatic Variables on the Incidence of Diseases in Salvador-BA". Fluctuation and Noise Letters 24 (03): 2550029. https://doi.org/10.1142/S0219477525500294.

Guedes, Everaldo Freitas, Ivan Costa da Cunha Lima, Gilney Figueira Zebende, e Aloísio Machado Silva-Filho. 2021. SlidingWindows: Methods for Time Series Analysis. Versão 0.2.0. Released abril 11. https://cran.r-project.org/web/packages/SlidingWindows/index.html.

Heath, Katherine, Lincoln Muniz Alves, e Michael B. Bonsall. 2025. "Climate Change, Urbanisation and Transmission Potential: Aedes Aegypti Mosquito Projections Forecast Future Arboviral Disease Hotspots in Brazil". PLOS Neglected Tropical Diseases 19 (9): e0013415. https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0013415.

Hu, Kun, Plamen Ch. Ivanov, Zhi Chen, Pedro Carpena, e H. Eugene Stanley. 2001. "Effect of trends on detrended fluctuation analysis". Physical Review E 64 (1). https://doi.org/10.1103/PhysRevE.64.011114.

Hussain-Alkhateeb, Laith, Tatiana Rivera Ramírez, Axel Kroeger, Ernesto Gozzer, e Silvia Runge-Ranzinger. 2021. "Early warning systems (EWSs) for chikungunya, dengue, malaria, yellow fever, and Zika outbreaks: What is the evidence? A scoping review". PLoS Neglected Tropical Diseases 15 (9): e0009686. https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0009686.

Imai, Chisato, e Masahiro Hashizume. 2015. "A Systematic Review of Methodology: Time Series Regression Analysis for Environmental Factors and Infectious Diseases". Tropical Medicine and Health 43 (1): 1–9. https://doi.org/10.2149/tmh.2014-21.

Jesus, Augusto César Parreiras de, Paula Luize Camargos Fonseca, Hugo José Alves, et al. 2024. "Retrospective epidemiologic and genomic surveillance of arboviruses in 2023 in Brazil reveals high co-circulation of chikungunya and dengue viruses". BMC Medicine 22 (1): 546. https://doi.org/10.1186/s12916-024-03737-w.

Kraemer, Moritz U. G., Robert C. Reiner, Oliver J. Brady, et al. 2019. "Past and Future Spread of the Arbovirus Vectors Aedes Aegypti and Aedes Albopictus". Nature Microbiology 4 (5): 854–63. https://doi.org/10.1038/s41564-019-0376-y.

Kwapień, Jarosław, Paweł Oświęcimka, e Stanisław Drożdż. 2015. "Detrended fluctuation analysis made flexible to detect range of cross-correlated fluctuations". Physical Review E 92 (5): 052815. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.92.052815.

Lopes, Rafael, Xavier Basagaña, Leonardo S. L. Bastos, Fernando A. Bozza, e Otavio T. Ranzani. 2025. "Ambient Temperature and Dengue Hospitalization in Brazil: A 10-Year Period Case Time Series Analysis". Environmental Epidemiology 9 (1): e360. https://doi.org/10.1097/EE9.0000000000000360.

Lühken, Renke, Leif Rauhöft, Björn Pluskota, et al. 2024. "High vector competence for chikungunya virus but heavily reduced locomotor activity of Aedes albopictus from Germany at low temperatures". Parasites & Vectors 17 (1): 502. https://doi.org/10.1186/s13071-024-06594-x.

Lwande, Olivia Wesula, Vincent Obanda, Anders Lindström, et al. 2020. “Globe-Trotting Aedes aegypti and Aedes albopictus: Risk Factors for Arbovirus Pandemics”. Vector-Borne and Zoonotic Diseases 20 (2): 71–81. https://doi.org/10.1089/vbz.2019.2486.

Mahony, Colin R., e Alex J. Cannon. 2018. “Wetter Summers Can Intensify Departures from Natural Variability in a Warming Climate”. Nature Communications 9 (1): 783. https://doi.org/10.1038/s41467-018-03132-z.

Marinho, Robson dos Santos Souza, Rodrigo Lopes Sanz Duro, Mânlio Tasso de Oliveira Mota, et al. 2022. “Environmental Changes and the Impact on the Human Infections by Dengue, Chikungunya and Zika Viruses in Northern Brazil, 2010–2019”. International Journal of Environmental Research and Public Health 19 (19). https://doi.org/10.3390/ijerph191912665.

Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, et al. 2021. “IPCC AR6 Working Group 1: Summary for Policymakers”. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/chapter/summary-for-policymakers/.

Medauar, Caique C., Samuel A. Silva, Luis Carlos C. Carvalho, Ícaro M. Galvão, e Philype V. Macêdo. 2020a. “Spatial-Temporal Variability of Rainfall and Mean Air Temperature for the State of Bahia, Brazil”. Anais Da Academia Brasileira de Ciências 92: e20181283. https://doi.org/10.1590/0001-3765202020181283.

Nakase, Taishi, Marta Giovanetti, Uri Obolski, e José Lourenço. 2024. “Population at Risk of Dengue Virus Transmission Has Increased Due to Coupled Climate Factors and Population Growth”. Communications Earth & Environment 5 (1): 475. https://doi.org/10.1038/s43247-024-01639-6.

Nunes, Marcio Roberto Teixeira, Nuno Rodrigues Faria, Janaina Mota de Vasconcelos, et al. 2015. “Emergence and Potential for Spread of Chikungunya Virus in Brazil”. BMC Medicine 13 (1): 102. https://doi.org/10.1186/s12916-015-0348-x.

Oliveira, Jéssica B., Thiago B. Murari, Aloisio S. Nascimento Filho, Hugo Saba, Marcelo A. Moret, e Claudia Andrea L. Cardoso. 2023. “Paradox between adequate sanitation and rainfall in dengue fever cases”. Science of The Total Environment 860 (fevereiro): 160491. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160491.

Olliaro, Piero, Florence Fouque, Axel Kroeger, et al. 2018. “Improved Tools and Strategies for the Prevention and Control of Arboviral Diseases: A Research-to-Policy Forum”. PLOS Neglected Tropical Diseases 12 (2): e0005967. https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0005967.

Peng, C. K., SV Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, HE Stanley, e AL Goldberger. 1994. “Mosaic organization of DNA nucleotides”. Physical Review E 49 (2): 1685–89. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.49.1685.

Podobnik, Boris, e H. Eugene Stanley. 2008. “Detrended Cross-Correlation Analysis: A New Method for Analyzing Two Non-stationary Time Series”. Physical Review Letters 100 (8): 084102. https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.100.084102.

Rocklöv, Joacim, e Robert Dubrow. 2020. “Climate Change: An Enduring Challenge for Vector-Borne Disease Prevention and Control”. Nature Immunology 21 (5): 479–83. https://doi.org/10.1038/s41590-020-0648-y.

Rohr, Jason R., e Jeremy M. Cohen. 2020. “Understanding how temperature shifts could impact infectious disease”. PLOS Biology 18 (11): e3000938. https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3000938.

Sánchez, José Daniel, Carolina Álvarez Ramírez, Emilio Cevallos Carrillo, Juan Arias Salazar, e César Barros Cevallos. 2025. “Time Series Analysis of Dengue, Zika, and Chikungunya in Ecuador: Emergence Patterns, Epidemiological Interactions, and Climate-Driven Dynamics (1988–2024)”. Viruses 17 (9). https://doi.org/10.3390/v17091201.

Santos, Eslaine S., José G. V. Miranda, Hugo Saba, et al. 2022. “Network Analysis of Spreading of Dengue, Zika and Chikungunya in the State of Bahia Based on Notified, Confirmed and Discarded Cases”. Frontiers in Physics 10 (dezembro). https://doi.org/10.3389/fphy.2022.1047835.

Santos, Tarcis A. O. dos, Alberto S. de Arruda, Paulo H. Z. de Arruda, e Gilney F. Zebende. 2026. “Multi-Scale Dynamics of Carbon Dioxide Flux and Its Environmental Drivers in the Pantanal Wetland”. Biogeosciences 23 (2): 565–83. https://doi.org/10.5194/bg-23-565-2026.

Silva, Marcos Vinícius da, Jhon Lennon Bezerra da Silva, Maria Beatriz Ferreira, et al. 2024. “Geostatistical modeling of the rainfall patterns and monthly multiscale characterization of drought in the South Coast of the Northeast Brazilian via Standardized Precipitation Index”. Atmospheric Research 311 (dezembro): 107668. https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2024.107668.

Simões, Yagho de Souza, Eduardo Henrique Borges Cohim Silva, e Heráclio Alves de Araújo. 2018. “Rainfall Zoning of Bahia State, Brazil: An Update Proposal”. Revista Ambiente & Água 13: e2171. https://doi.org/10.4136/ambi-agua.2171.

Skalinski, Lacita Menezes, Ana Paula Razal Dalvi, Márcio Natividade, et al. 2022. “The triple epidemics of arboviruses in Feira de Santana, Brazilian Northeast: Epidemiological characteristics and diffusion patterns”. Epidemics 38 (março): 100541. https://doi.org/10.1016/j.epidem.2022.100541.

Souza, Jose Herberto M., Tácita B. Barros, Palloma P. Almeida, et al. 2021. “Dynamics of Transmission of Urban Arbovirus Dengue, Zika and Chikungunya in Southwestern Region of Bahia, Brazil”. Anais Da Academia Brasileira de Ciências 93: e20200670. https://doi.org/10.1590/0001-3765202120200670.

Souza, Tailan Santos de, e Patricia dos Santos Nascimento. 2021. “Variabilidade Espacial e Temporal Da Precipitação Pluviométrica Na Região Hidrográfica Do Paraguaçu - BA”. Revista Cerrados 19 (01): 203–29. https://doi.org/10.46551/rc24482692202109.

Teixeira, Maria Glória, Lacita Menezes Skalinski, Enny S. Paixão, et al. 2021. “Seroprevalence of Chikungunya virus and living conditions in Feira de Santana, Bahia-Brazil”. PLOS Neglected Tropical Diseases 15 (4): e0009289. https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0009289.

WHO. 2019. “International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems, 10th Revision (ICD-10)”. https://icd.who.int/browse10/2019/en?utm_source.

WHO. 2025. “New WHO Guidelines for Clinical Management of Arboviral Diseases: Dengue, Chikungunya, Zika and Yellow Fever”. https://www.who.int/news/item/10-07-2025-new-who-guidelines-for-clinical-management-of-arboviral-diseases--dengue--chikungunya--zika-and-yellow-fever.

Wyk, Hannah Van, Joseph N. S. Eisenberg, e Andrew F. Brouwer. 2023. “Long-term projections of the impacts of warming temperatures on Zika and dengue risk in four Brazilian cities using a temperature-dependent basic reproduction number”. PLOS Neglected Tropical Diseases 17 (4): e0010839. https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0010839.

Zebende, G. F. 2011. “DCCA cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation”. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 390 (4): 614–18. https://doi.org/10.1016/j.physa.2010.10.022.

Zebende, G. F., dir. 2021. Tutorial DFA , DCCA e rho_DCCA. 22:46. https://www.youtube.com/watch?v=poDn6RmtEKo.

Zebende, G. F., A. A. Brito, e A. P. Castro. 2020. “DCCA cross-correlation analysis in time-series with removed parts”. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 545 (maio): 123472. https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123472.

Zebende, G. F., e A. Machado Filho. 2009. “Cross-correlation between time series of vehicles and passengers”. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 388 (23): 4863–66. https://doi.org/10.1016/j.physa.2009.07.046.

Zebende, G. F., e E. F. Guedes. 2022. “Detrended Correlogram Method for Non-Stationary Time-Series Analysis”. Fluctuation and Noise Letters 21 (02): 2250012. https://doi.org/10.1142/S0219477522500122.