

Carolina Aparecida Pereira Alves

**Análise da correlação entre variáveis climáticas e
casos de Dengue no Município de
Alagoinhas/BA**

Alagoinhas

2023

Carolina Aparecida Pereira Alves

Análise da correlação entre variáveis climáticas e casos de Dengue no Município de Alagoinhas/BA

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem e Simulação de Biosistemas do Campus II em Alagoinhas da Universidade do Estado da Bahia-UNEB, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Modelagem e Simulação de Biosistemas.

Orientador: Dr. Marcos Batista Figueredo

Alagoinhas

2023

Carolina Aparecida Pereira Alves

Análise da correlação entre variáveis climáticas e casos de Dengue no Município de Alagoinhas/BA/
Carolina Aparecida Pereira Alves. – Alagoinhas, 2023-
55p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Dr. Marcos Batista Figueiredo

Dissertação (Mestrado em Modelagem e Simulação de Biosistemas)-Programa de Pós-Graduação,
Universidade do Estado da Bahia, UNEB, Campus II, Alagoinhas – , 2023.

1. Variáveis climáticas. 2. Dengue. 3. ρ DCCA. I. Figueiredo, Marcos Batista. II. Universidade do
Estado da Bahia-UNEB, Campus II. IV. Título

FOLHA DE APROVAÇÃO

"ANÁLISE DA CORRELAÇÃO ENTRE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS E CASOS DE DENGUE NO MUNICÍPIO DE ALAGOINHAS/BA"

CAROLINA APARECIDA PEREIRA ALVES

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem e Simulação de Biosistemas – PPGMSB, em 08 de agosto de 2023, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestra em Modelagem e Simulação de Biosistemas pela Universidade do Estado da Bahia, conforme avaliação da Banca Examinadora:




Professor(a) Dr.(a) MARCOS BATISTA FIGUEREDO
UNEB

Doutorado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial
Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC



Professor(a) Dr.(a) ROBERTO LUIZ SOUZA MONTEIRO
UNEB

Doutorado em Difusão do Conhecimento
Universidade Federal da Bahia



Professor(a) Dr.(a) FLORÊNCIO MENDES OLIVEIRA FILHO
Senai Cimatec - SENAI CIMATEC
Doutorado em MODELAGEM COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL
SENAI - Departamento Regional da Bahia

Não fui eu que ordenei a você? Seja forte e corajoso! Não se apavore nem desanime, pois o Senhor, o seu Deus, estará com você por onde você andar (Josué 1:9). Dedico este mestrado a Deus, que é digno de toda honra e glória. Aos meus pais, Fátima Aparecida Fonseca e José Raimundo Alves, por serem os pilares que me sustentaram em todas as circunstâncias, nenhuma palavra será suficiente para expressar o imenso amor e gratidão que sinto por vocês, amo vocês! Aos meus amados sobrinhos e sobrinhas, que enchem minha vida de luz com suas alegrias e ternura, dedico um amor incondicional, amo vocês!.

Agradecimentos

Ao Professor Orientador Dr. Marcos Batista Figueiredo, gostaria de expressar minha imensa gratidão por toda a orientação, dedicação, ensinamentos e incentivo à pesquisa durante o meu mestrado, seu apoio foi fundamental para o meu crescimento e para a conclusão bem-sucedida desta etapa tão importante em minha vida. Muito obrigada.

Quero também estender minha sincera gratidão à Professora Dr. Cleide Tavares. Se hoje sou quem sou na minha vida acadêmica, devo parte desse sucesso aos seus ensinamentos durante a sua orientação no período da minha graduação. Suas orientações foram essenciais para moldar o meu caminho acadêmico e por isso sou profundamente grata.

Ao ilustre Professor Dr. José Roberto de Araújo Fontoura, gostaria de agradecer por todas as vezes em que você dedicou seu tempo para me ouvir e compartilhar momentos de alegria ao longo de minha trajetória na UNEB, suas orientações, incentivos, apoio e abraços foram valiosos para mim. Obrigada por ser um professor tão especial e inspirador.

Não posso deixar de mencionar o grupo de pesquisa em Modelagem e Visão Computacional. A todos os membros desse grupo, agradeço sinceramente pelo compartilhamento de conhecimentos e aprendizado mútuo. Essa experiência enriqueceu meu percurso acadêmico e sou grata por fazer parte desse time.

Aos professores do programa de mestrado em Modelagem e Simulação de Biosistemas, quero estender meu agradecimento por todo o ensinamento, pelas valiosas trocas de conhecimentos e pelo zelo dedicado aos mestrandos. Cada interação com vocês foi uma oportunidade de crescimento e aprimoramento. Obrigada por contribuírem significativamente para o meu desenvolvimento.

Agradeço de coração aos meus pais e sobrinhos por todo o amor, apoio e incentivo ao longo dessa jornada. Sem vocês, certamente eu não teria chegado até aqui. Amo todos vocês imensamente.

E aos meus queridos amigos, que foram verdadeiros pilares durante essa jornada árdua, gostaria de dedicar uma gratidão especial. Laís das Neves, você é mais que uma amiga, é uma irmã que esteve ao meu lado em todos os momentos, Ecatarine Ivis, seu apoio foi fundamental e nunca será esquecido, Cintia Franca, obrigada por estar presente e me apoiar durante todo o período de mestrado, Ed Frank Silva, admiro e respeito muito você pelo carinho e amizade verdadeira ao longo desta jornada acadêmica, a todos os alunos da primeira turma do mestrado, agradeço por não desistirem e por enfrentarmos juntos todos os obstáculos ao longo do percurso. Nossa união e companheirismo foram

essenciais para superarmos os desafios, serei eternamente grata a cada um de vocês.

A todos que compartilharam esse caminho comigo e de algum modo contribuíram para realização deste trabalho, meu muito obrigada!

Carolina Aparecida Pereira Alves
02 de agosto de 2023, Alagoinhas, Brasil

Resumo

O mosquito *Aedes aegypti* é o principal vetor da dengue, sendo um inseto extremamente Sinantrópico e devido à sua natureza antropofílico tem as necessidades reprodutivas específicas, além disso, precisam de regiões tropicais que proporcionam condições climáticas propensas e que favorecerem o desenvolvimento do vetor. As condições climáticas favoráveis, como temperaturas elevadas, alta umidade e chuvas abundantes, criaram um ambiente favorável para as temperaturas elevadas do mosquito e, conseqüentemente, para o aumento da transmissão da dengue. Bem como a umidade relativa do ar, desempenha um papel de suma importância na sobrevivência e reprodução do *Aedes aegypti*, a alta umidade favorece os mosquitos transmissores jovens e é prejudicial aos mosquitos transmissores velhos. A influência do clima nos casos de dengue pode variar dependendo da região geográfica e das características locais, como é o caso do município de Alagoinhas-BA com clima úmido e subúmido. Nesse contexto, o presente trabalho tem por objetivo apresentar a análise da correlação entre as variáveis climáticas temperatura do ar, umidade relativa do ar, precipitação médias semanais e casos de dengue no município de Alagoinhas, Bahia. Os dados coletados referente ao clima e casos de dengue da região de Alagoinhas, foram nos períodos de 2017 ao início de 2021 obtido através do INMET(Instituto Nacional de Meteorologia) e InfoDengue. Para tanto, foi aplicado o coeficiente de correlação cruzada sem tendência, $\rho_{DCCA}(n)$, sendo uma generalização da análise de flutuação sem tendência, onde calculamos a correlação cruzada entre as séries temporais para estabelecer a influência dessas variáveis na ocorrência da doença de dengue e uma análise nas tendências e sazonalidade nas duas séries temporais. Os resultados aqui obtidos, foram uma moderada correlação entre a umidade relativa do ar e a (entre 0.333 a 0.666) incidência de casos de dengue, associamos a cor a um intervalo do $\rho_{DCCA}(n)$ (amarela), tendo uma baixa correlação para temperatura relativa do ar e precipitação (entre 0,000 a 0,333). Para a análise das séries temporais, o elemento climático que mais obteve um crescimento favorável na tendência foi a umidade relativa do ar durante um determinado período de tempo, enquanto na sazonalidade os elementos climáticos manteve o comportamento com repetições e oscilações ao longo do tempo. Contudo, o fator predominante na incidência dos casos de dengue na cidade de Alagoinhas é a umidade relativa do ar e não a temperatura do ar e precipitação.

Palavras-chave: Variáveis climáticas. Dengue. Coeficiente de Correlação Cruzadas.

Resumo

The *Aedes aegypti* mosquito is the main vector of dengue, being an extremely Synanthropic and due to its anthropophilic nature it has the reproductive needs moreover, they need tropical regions that provide climatic conditions prone and that favor the development of the vector. Favorable weather conditions, such as high temperatures, high humidity and abundant rainfall, created an environment favorable for the high temperatures of the mosquito and, consequently, for the increase of dengue transmission. As well as the relative humidity of the air, it plays a role extremely important for the survival and reproduction of *Aedes aegypti*, high humidity favors young transmitting mosquitoes and is harmful to transmitting mosquitoes old. The influence of climate on dengue cases may vary depending on the region geographic and local characteristics, as is the case of the municipality of Alagoinhas-BA with humid and subhumid climate. In this context, the present work aims to present the analysis of the correlation between the climatic variables air temperature, relative humidity of air, weekly average precipitation and cases of dengue in the municipality of Alagoinhas, Bahia. The data collected regarding the climate and cases of dengue in the region of Alagoinhas were in the periods from 2017 to the beginning of 2021 obtained through INMET (National Institute of Meteorology) and InfoDengue. For this purpose, the cross-correlation coefficient was applied without trend, $\rho_{DCCA}(n)$, being a generalization of the trendless fluctuation analysis, where we calculated the cross-correlation between the time series to establish the influence of these variables in the occurrence of dengue disease and an analysis of trends and seasonality in the two time series. The results obtained here were a moderate correlation between the relative humidity of the air and the (between 0.333 to 0.666) incidence of cases of dengue, we associate the color to an interval of $\rho_{DCCA}(n)$ (yellow), having a low correlation for relative air temperature and precipitation (between 0.000 to 0.333). For the analysis of time series, the climatic element that achieved the most growth favorable in the trend was the relative humidity of the air during a certain period of time, while in seasonality the climatic elements maintained the behavior with repetitions and oscillations over time. However, the predominant factor in the incidence of cases of dengue in the city of Alagoinhas is the relative humidity of the air and not the temperature of air and precipitation.

Keywords: Climatic variables. Dengue. Cross Correlation Coefficient.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Dados brutos que referem-se as variáveis climáticas e casos de dengue no município de Alagoinhas-BA, analisados ao longo do tempo de 2017 a 2021. Fonte: De autoria própria..	22
Figura 2 – Fonte: (GUTIÉRREZ, 2003)	27
Figura 3 – Tendência das Temperaturas.	28
Figura 4 – Traçando a Sazonalidade.	30
Figura 5 – (a) Umidade Relativa do ar, aditiva. Fonte: De autoria própria.	32
Figura 6 – (b) Casos de dengue, aditiva. Fonte: De autoria própria.	33
Figura 7 – Localização do Município de Alagoinhas, Bahia	34
Figura 8 – Dados climáticos de Alagoinhas/BA 2017 a 2020.	37
Figura 9 – Chuva Acumulada.	44
Figura 10 – Correlação entre umidade relativa do ar e casos de dengue.	45

Lista de tabelas

Tabela 1 – Condição de correlação	39
Tabela 2 – Intervalos de correlação cruzada sem tendência.	45

Lista de símbolos

ρ DCCA	Coeficiente de Correlação Cruzada
<i>DCCA</i>	Detrended Cross-Correlation Analysis
<i>DFA</i>	Detrended Fluctuation Analysis
<i>ST</i>	Série Temporal
<i>UR</i>	Umidade Relativa do Ar
<i>T</i>	Tendência
<i>S</i>	Sazonalidade
<i>INMET</i>	Instituto Nacional de Meteorologia

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Motivação	16
1.2	O problema	16
1.3	Objetivo	17
1.3.1	Objetivo Geral	17
1.3.2	Objetivos Específicos	17
1.4	Principais Contribuições do Trabalho	17
2	ESTADO DA ARTE	19
2.1	Influência das variáveis climáticas	19
3	ANÁLISE ESTATÍSTICA	22
4	ANÁLISE DAS SÉRIES TEMPORAIS	24
4.0.1	Tendência	26
4.1	Sazonalidade	29
4.1.1	Decomposição	30
5	MATERIAIS E MÉTODOS	34
5.1	Introdução	34
5.2	Tipo e Local de Estudo	34
5.3	Período de Estudo	35
5.4	Dados Epidemiológicos	36
5.5	Dados Meteorológicos	36
5.6	Tratamento dos Dados	37
5.7	Coeficiente de Correlação Cruzada sem Tendência (ρ DCCA)	38
5.8	Como Calcular o Coeficiente	40
5.8.1	Conclusão do Capítulo	41
6	RESULTADOS	43
6.1	Introdução	43
6.2	Características Climáticas da Área	43
6.3	Conclusão	46
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
7.1	Introdução	47
7.2	Trabalhos futuros	48

7.3	Conclusão	49
	REFERÊNCIAS	51

1 Introdução

O mosquito *Aedes aegypti* é o principal vetor da dengue que pertence ao gênero *Aedes*, subgênero *Stegomyia*, uma espécie de inseto Sinantrópico com a sua natureza antropofílico que tem as necessidades reprodutivas específicas, isto é, vive perto do homem, a presença desse vetor é comumente em áreas urbanas.

Sobretudo, a dengue é um problema de saúde pública que afeta diversos municípios do Brasil (SOUZA et al., 2022), sendo que o agente transmissor principal é a fêmea e sua transmissão ocorre através da sua picada passando o vírus para o hospedeiro, já que a fêmea necessita de sangue humano para maturação de seus ovos, entretanto, o indivíduo pode desenvolver a doença ou não (COUTINHO et al., 2022).

A dengue afeta pessoas de todas as idades, porém adultos e jovens foram os mais atingidos pela doença desde a introdução do vírus em Alagoinhas, no entanto, a partir de 2006, alguns estados apresentaram a recirculação do sorotipo DENV2 e após alguns anos de predomínio do sorotipo DENV3. Esse cenário levou a um aumento no número de casos de formas graves e de hospitalizações em crianças, principalmente no Nordeste do país (MINISTÉRIO; SAÚDE; EPIDEMIOLOGICA, 2009)

Essas epidemias foram caracterizadas por um padrão de redução de gravidade para as crianças, que representaram mais de 50% dos pacientes internados nos municípios de maior contingente populacional, mesmo em municípios com menor população mais de 25% dos pacientes internados por dengue eram crianças, o que ressalta que todo o país vem sofrendo de maneira semelhante, essas alterações no perfil da doença (MINISTÉRIO; SAÚDE; EPIDEMIOLOGICA, 2009). Apesar da redução da gravidade da doença a dengue continua sendo um problema de saúde pública, principalmente em municípios com baixo contingente populacional, tal como Alagoinhas/BA, local da realização desta pesquisa.

A presença do *Aedes Aegypti* em centro urbanos está diretamente relacionada com as condições climáticas e de saneamento público, tendo as variáveis climáticas um papel significativo na distribuição do mosquito (PIOVEZAN-BORGES et al., 2022). Atualmente diversos fenômenos tem causado variações globais nas condições climáticas, um exemplo disso são as projeções que indicam um aumento entre 1.8°C e 4°C. (RAMSFIELD et al., 2016) na temperatura, no Brasil espera-se que as temperaturas subam entre 1.8°C e 4°C (MARENGO; BERNASCONI, 2015).

Com as elevações das temperaturas, trazem efeitos favoráveis ou não na dinâmica da população do mosquito, no crescimento larval e no aceleração do processo de desenvolvimento do vetor que gera um aumento das taxas de picadas na fase adulto, logo

a incubação do vírus ocorre no seu período do ciclo de vida (JÁCOME; VILELA; YOO, 2019).

Para a proliferação do mosquito transmissor, é preciso de uma temperatura de 20°C e 46°C, uma vez que o mosquito desenvolveu ao longo dos anos uma adaptação no seu comportamento em áreas tropicais de clima quente e úmido, entretanto, as condições climáticas vem sendo favoráveis para o vetor da dengue (FREITAS et al., 2019).

Embora, outros autores afirmam que tomando como base no entendimento atual da estreita relação entre o clima e o ciclo de vida do mosquito vetor, uma elevação de temperatura projetada de 2°C até o final do século 21 provavelmente ampliará a distribuição da dengue em todo o mundo (BORGES, 2021). Já, uma elevação de temperatura igual ou acima de 35° C, com a precipitação elevada, diminuirá a taxa de sobrevivência do *Aedes aegypti*, que em decorrência disso, pode reduzir a transmissão da dengue, zika e chikungunya (XU et al., 2010).

Há um interesse mútuo dos pesquisadores na influência dos parâmetros das variáveis climáticas, e grandes esforços têm sido feito para compreender as correlações das variabilidades climáticas na dinâmica da população do mosquito *Aedes aegypti* através de modelos computacionais, como é o caso do modelo coeficiente de correlação cruzada sem tendência - ρ_{DCCA} , vem sendo utilizado para análise de séries temporais não estacionárias para avaliar a linearidade entre duas séries temporais ou variáveis independentes.

Vários pesquisadores, como: (KRISTOUFEK, 2014), (FERREIRA et al., 2019), (GUEDES; FILHO; ZEBENDE, 2021), (QIAN et al., 2015) e (SILVA, 2021) aplicaram em suas pesquisas o modelo $\rho_{DCCA}(n)$ para estimar se existe uma relação entre duas variáveis, para tentar prever a variação de uma variável dada a outra variável e assim, avaliar qual é a força dessa relação, cujo permite a tomada de decisões racionais e objetivas.

Para a realização deste trabalho foram utilizados dados combinados, sendo a primeira da estação meteorológica da cidade de Alagoinhas e dados epidemiológicos entre 2017 a 2020 para ambos, e utilizando o coeficiente de correlação cruzada sem tendência para identificação da correlação entre as séries temporais. Entretanto, o Município possui dois tipos climáticos úmido e subúmido, com as condições de clima tropical e características de alta pluviosidade no verão e média anual de 808mm, tendo uma umidade relativa variando de 68.58% (dezembro) a 82.57% (junho), com temperatura média de 24,6°C que ao longo do ano as temperaturas variam de 4.4°C.

Este trabalho se divide da seguinte maneira: no capítulo1 foi apresentado a questão abordado na presente pesquisa, com a motivação, o problema da pesquisa e os seus objetivos, no capítulo2 foi feito a construção do estado da arte referente as influências das variáveis climáticas, no capítulo 4 analisando as duas séries temporais variáveis climáticas e

casos de dengue, no capítulo 5, será apresentado detalhadamente o método que a pesquisa seguiu, no capítulo 6 relacionado aos resultados, serão apresentados os resultados obtidos ao longo da pesquisa e por fim no capítulo 7 as considerações finais, serão apresentadas as conclusões e trabalhos futuros, abordando os principais resultados e suas implicações, bem como sugestões para pesquisas futuras.

1.1 Motivação

Entender como as variáveis climáticas influenciam a incidência, prevalência e gravidade da dengue, pode-se desenvolver melhores estratégias de prevenção e controle da doença. Quando correlacionamos os níveis de pluviometria, temperatura e umidade relativa, pode-se entender quais fatores ambientais ou variáveis climáticas são mais propícios para o crescimento e reprodução do mosquito da dengue e quais estratégias de prevenção e controle são mais eficazes.

Consideramos que cada região tem a sua peculiaridade no que tange aos fatores climáticos, relacionadas as densidades geográficas, vegetação, altitude e latitude, todas essas características de cada região pode alterar os elementos climáticos que são as temperaturas, umidade relativa do ar, chuvas e dentre outros. Como é o caso do aquecimento global que é uns dos fatores que contribui na dilatação das áreas geográficas mais afetada e uma expansão do período de maior incidência de mosquitos, que ocorre sazonalmente (OLIVEIRA et al., 2017).

A dengue se associa ao clima de regiões tropicais, pois propicia a fêmea do mosquito sua reprodução devido a situação climática favorável. Durante o período dos meses mais quentes do ano, ocorre o clímax reprodutivo do *Aedes aegypti*, onde o metabolismo do vetor transmissor amplia nesse intervalo de tempo, reduzindo o seu ciclo evolutivo em até 8 dias ou prolongando o mesmo em até 22 dias nos meses mais frio (FREITAS et al., 2019).

1.2 O problema

A forma de identificar os fatores que contribuem para a incidência da doença, por meio da análise de dados, a pesquisa pode detectar padrões no comportamento das variáveis climáticas que estejam associados ao aumento da incidência de casos de dengue, o que seria importante para o desenvolvimento de estratégias de controle da doença baseadas na previsão e prevenção, além de poder prever possíveis surtos da doença de acordo com o contexto climático.

Já na parte de análise estatística, também se deve levar em consideração a sazonalidade dos casos de dengue em Alagoinhas, seu comportamento durante os anos e as diferenças regionais. Espera-se que a pesquisa possa resultar em informações valiosas para

entender como as condições climáticas afetam a disseminação da doença. A partir das técnicas de análise de correlação, é possível que as variáveis climáticas influenciam na ocorrência de casos de dengue? com base nessas conjecturas podemos estabelecer a seguir os objetivos deste trabalho.

1.3 Objetivo

A ferramenta aplicada ao modelo que propusemos classifica como dados de séries temporais, na qual todas as informações são relevantes para entender o comportamento do *Aedes aegypti* em relação a influência das variáveis climáticas. Para (ZEBENDE, 2011) "o ρ DCCA tem como objetivo, quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionárias, baseado nos métodos DFA e DCCA".

1.3.1 Objetivo Geral

Analisar a correlação entre as variáveis climáticas temperatura do ar, umidade relativa do ar e a precipitação médias semanais e os casos de dengue no município de Alagoinhas, Bahia.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Coletar e correlacionar as séries históricas de dados climáticos de Alagoinhas;
- Analisar se a variação nos níveis de temperatura influencia a incidência de casos de dengue;
- Analisar os efeitos dos níveis de umidade relativa do ar na ocorrência de dengue na população de Alagoinhas;
- Estudar as tendências climáticas futuras e as possíveis consequências para os casos de dengue em Alagoinhas;
- Simular cenários epidemiológicos para o vetor na região de Alagoinhas.
- Apresentar uma modelagem do modelo de coeficiente de correlação cruzada sem tendência - ρ DCCA (ZEBENDE, 2011).

1.4 Principais Contribuições do Trabalho

A visão de conjunto consolidada na contribuição efetiva deste trabalho, é em determinar qual é a variável climática no Município de Alagoinhas tem influenciado nos períodos de 2017 a 2021 na incidência de casos de dengue; analisar os resultados dos

estudos para identificar variáveis climáticas mais relevantes para a disseminação da dengue, isto permitirá estabelecer limiar de risco para cada variável, assim como informar as autoridades e população em caso de altas taxas de incidência da dengue; identificação de fatores de risco do estudo da dinâmica entre variáveis climáticas e casos de dengue, pode ajudar a identificar os fatores de risco associados ao aumento da incidência da doença, bem como os altos níveis de temperatura e umidade relativa do ar, podem criar condições adequadas para a reprodução do vetor do mosquito e aumento da população de mosquitos infectados; padrões sazonais na incidência de dengue relacionado as variações climáticas, ajuda a entender em que época do ano tem maior disseminação da doença e quais fatores climáticos influência.

2 Estado da Arte

A ampliação dos estudos na interdependência da influência das variações climáticas que propiciam a incidência do *Aedes aegypti*, afim de introduzir esta relação em um único contexto para propor instrumentos de mediações na Saúde Pública, com a finalidade de compreender o comportamento e a correlação do mosquito vetor com as variações climáticas. Hoje, o mundo passa por transformações a longo prazo com alterações no clima devido a elevação da temperatura de forma acentuada, deixando os insetos (*Ae. aegypti*) mais vulneráveis, já que são ectotérmicos, isto é, não conseguem manter as temperaturas do corpo, necessita de temperaturas externas e dependem de água para completar seus ciclos de vida, com isso influencia no desenvolvimento do inseto. Neste capítulo, iremos discutir de que forma o mosquito transmissor da dengue se adequa às condições das variáveis climáticas que interfere na dinâmica da população do vetor.

2.1 Influência das variáveis climáticas

Uns dos assuntos mais pautados hoje no mundo é a instabilidade das mudanças climáticas e os efeitos colaterais que podem ser vistos em cada parte do nosso planeta, alguns desses efeitos é perceptível direto e indireto na economia, na saúde, nas proliferações de insetos (vetores) e nas propagações de doenças. Com essas instabilidades dos fatores climáticos (latitude, altitude, maritimidade, correntes marítimas, vegetação e relevo) aceleram no processo dos elementos climáticos (temperaturas máxima e mínima, umidade relativa do ar, precipitação e etc...).

(ZHANG; ZHANG; KHELIFI, 2018) afirma que "a mudança climática global é uma das maiores ameaças à sobrevivência humana e à estabilidade social que ocorreu na história da humanidade". (NOBRE; MARENGO, 2017) enfatiza que o cenário que se encontra hoje, torna preocupante no contexto dos estudos da influência do clima e do ambiente sobre a transmissão de doenças e outros problemas de saúde humana.

As variáveis climáticas têm um grande impacto sobre o meio ambiente, pois elas afetam diretamente a temperatura, a umidade, a quantidade de luz solar e outros fatores. Estes fatores, por sua vez, influenciam a vida de todos os seres vivos, desde as plantas até animais e humanos, como é o caso do aquecimento global sendo uns dos principais fatores que estão afetando o clima em todo o mundo.

Andrade e (ANDRADE; BASCH, 2012) afirmam que "fatores climáticos são elementos capazes de influenciar e alterar as características ou a dinâmica do clima de uma região, sendo natural ou não". No entanto, são responsáveis em determinar se a temperatura

daquela região está alta, baixa ou se é uma região úmida e a outra mais seca.

Muitas dessas alterações nas características do clima de cada região, são ocasionados pelo aumento das emissões globais de carbono, provocado pela ação humana que gera algo incomum do seu percurso natural, como por exemplo, desmatamento e queima de combustíveis fósseis, que eleva o aumento excessivo das temperaturas ou baixas temperaturas.

Com o desequilíbrio dos padrões climáticos surgem doenças que se propagam de maneira mais rápida conforme a situação climática que melhor favorece, para (ARAÚJO; UCHÔA; ALVES, 2019) mudanças climáticas poderão acelerar os ciclos de transmissão de doenças, assim aumentando os agentes infecciosos ao atingir um hospedeiro susceptível de maneira apressurado, estendendo as suas áreas de distribuição geográfica, tanto para latitudes quanto para altitudes maiores. Como é o caso do vetor transmissor *aedes aegypti*, um agente infeccioso que vem ganhando resistência nas condições climáticas que melhor propicia no seu crescimento.

As temperaturas, por exemplo, é um fator predominante em relação ao desenvolvimento do inseto *aedes aegypti*, uma vez que esses insetos são pecilotérmicos, mais conhecidos como "sangue frio", a temperatura do corpo do vetor variam de acordo com a temperatura ambiente, isso ocorre em virtude do procedimento das funções bioquímico e fisiológicos, tendo um efeito profundo na taxa metabólica e no crescimento do *aedes aegypti* (COURET; BENEDICT, 2014).

A umidade relativa do ar, também é um fator predominante na interferência do desempenho desses vetores transmissores do vírus da dengue, favorecendo principalmente ao mosquito jovem quando a umidade relativa do ar é elevada e desfavorecendo ao mosquito adulto (ARAÚJO; UCHÔA; ALVES, 2019). Alguns estudos mostraram que umidades relativas entre 70 e 80% são ideais para o desenvolvimento do mosquito, enquanto umidades abaixo de 50% são desfavoráveis, contudo o *Aedes aegypti* é mais ativo em áreas com alta umidade, pois esta condição ajuda manter a sua pele úmida e quando a umidade é muito baixa, o mosquito não consegue sobreviver (KAKARLA et al., 2019).

Já, na pesquisa de (RAMALHO, 2008), afirma que "em condição experimental temperatura mais alta (28°C) e mais baixa umidade (50-55%), foi mais favorável para os mosquitos, no entanto, procriaram maior atividade na busca de alimentação, comparando-se com mais baixa temperatura (25°C) e mais alta umidade (85-90%)".

Além disso, temperatura ambiente exerce um forte efeito na biologia do mosquito, quanto mais quente, mais rapidamente o ciclo de vida do mosquito se completara e mais numerosa a população poderá tornar-se, assim invadindo novas áreas e transmitindo potencialmente mais patógenos. Na opinião de (REINHOLD; LAZZARI; LAHONDÈRE,

2018) "entender melhor como a temperatura ambiental afeta a biologia do mosquito parece essencial para decifrar os fatores que impulsionam a capacidade dessas espécies de invadir novas áreas, onde poderiam potencialmente transmitir patógenos".

A temperatura ambiente afeta o desenvolvimento do mosquito, tendo suas atividades na busca por hospedeiros e ingestão de sangue, bem como o desenvolvimento e transmissão de patógenos. Consequentemente, afeta a repartição geográfica das espécies, distribuição espacial e dinâmica populacional (REINHOLD; LAZZARI; LAHONDÈRE, 2018).

(AZEVEDO, 2015) salienta que as "condições ambientais interferem de forma significativa nos imaturos e adultos, afetando a taxa de crescimento larval, tempo de desenvolvimento, tamanho corporal, longevidade, fecundidade e a alimentação sanguínea". Entretanto, a qualidade e quantidade de água, temperatura, umidade, qualidade da iluminação e outros fatores, também afetam diretamente o comportamento do mosquito, incluindo a sua movimentação, alimentação, reprodução, oviposição, sobrevivência e predisposição a ser portador de doenças.

Em parte, os níveis populacionais do *Aedes aegypti* são dinâmicos e variam bastante entre as regiões de acordo com as diferentes localizações geográficas e são atribuídas às mudanças climáticas, assim ocorrendo uma adaptação local de temperatura e outras variáveis ambientais, alterando o tempo médio de desenvolvimento deste mosquito, entre outros aspectos (AZEVEDO, 2015).

Desta forma, considerando os aspectos descritos acima, o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC), aproximadamente 1,5 a 3,5 bilhões de pessoas em todo o mundo estarão em risco de infecção por dengue até 2080 devido às mudanças climáticas e as suas influências que exercem sobre os vetores transmissores da dengue (KAKARLA et al., 2019).

3 Análise Estatística

No que se refere à análise de correlação entre duas séries temporais no ramo estatístico, através do processo de extrair conhecimento a partir dos dados, foram realizadas uma análise estatística descritiva da série bruta, figura 1, para identificar e quantificar o nível da relação entre duas séries temporais, nesse caso as variáveis climáticas e casos de dengue. Já que elementos climáticos desempenham um papel importante na ecologia do mosquito *Aedes aegypti* e na transmissão da sua doença.

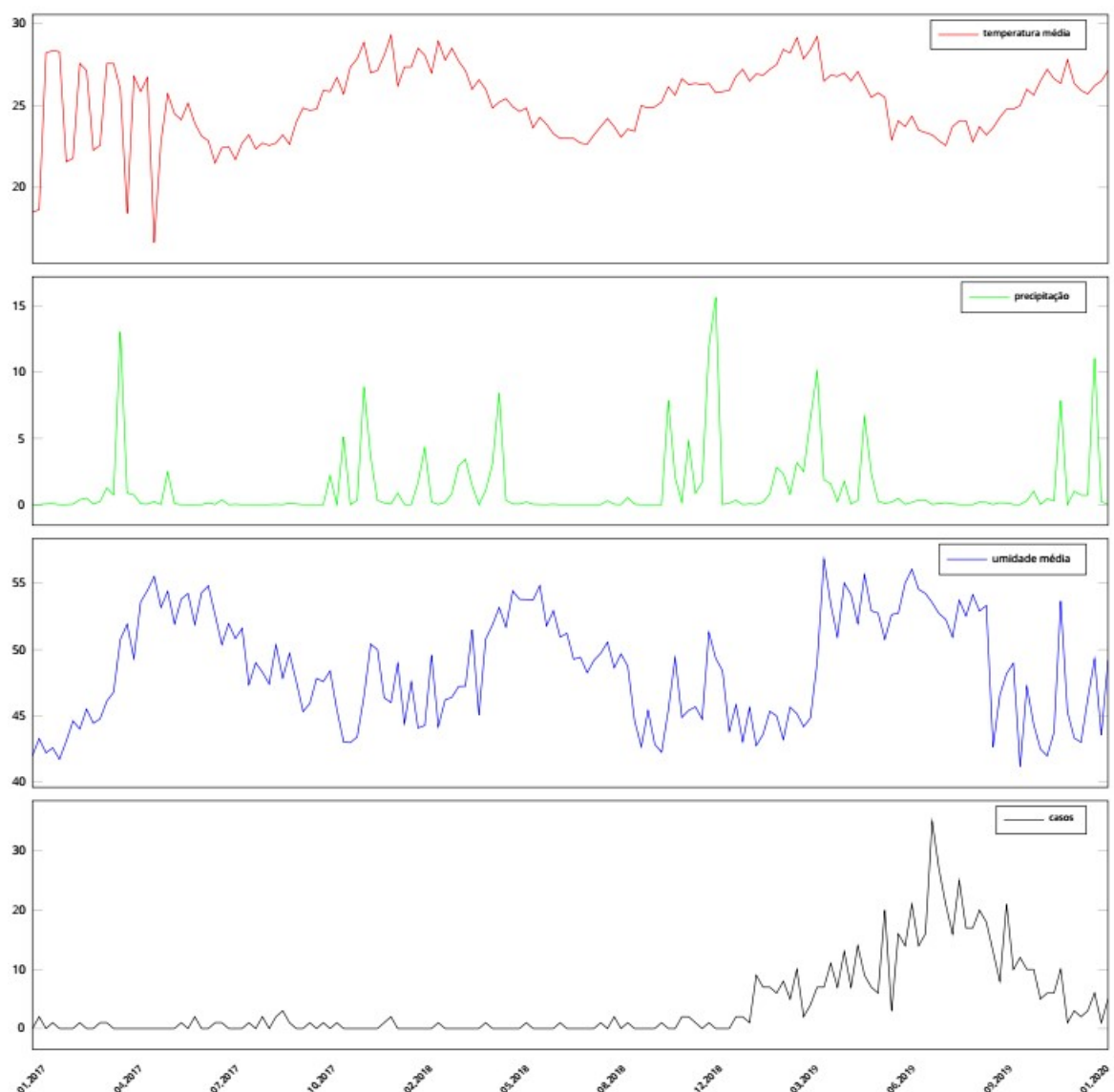


Figura 1 – Dados brutos que referem-se as variáveis climáticas e casos de dengue no município de Alagoinhas-BA, analisados ao longo do tempo de 2017 a 2021. Fonte: De autoria própria..

A análise de séries temporais desempenham um papel de suma importância, que

reside na capacidade de fornecer insights sobre o comportamento dinâmico de um fenômeno ao longo do tempo e especialmente, útil quando estamos lidando com dados sequenciais, em que a ordem dos valores é fundamental para entender a dinâmica do fenômeno em estudo. Por meio desta análise, é possível entender as flutuações, identificar padrões sazonais e capturar tendências de longo prazo que possam estar presentes nos dados.

Nesse contexto, as duas séries temporais em questão foram submetidas a uma análise abrangente para compreender o comportamento, as tendências e as sazonalidades que ocorreram ao longo dos períodos de 2017 a 2021 no Município de Alagoinhas. A dimensão da série, no caso, é representada por $N=5$.

Além da análise da série temporal, o método principal desta pesquisa é o coeficiente de correlação cruzada sem tendência ρ DCCA de (ZEBENDE, 2011), através do cálculo da razão DFA e DCCA. Esse método tem a importância de quantificar a correlação entre séries temporais, cuja as características mudam ao longo do tempo, ou seja, séries temporais não estacionárias.

Com o desenvolvimento do método de Zebende aplicado para verificar a magnitude da correlação das variáveis climáticas e casos de dengue, houve consecutivo a criação dos gráficos apresentados na análise descritiva dos dados, sendo os gráficos construídos e organizados através do software Maiastatistics e linguagem de programação python. Os dados adquirido através da plataforma InfoDengue (dados da dengue da cidade de Alagoinhas) e INMET (dados da meteorologia de Alagoinhas), foram organizados e analisados.

Para mais informações detalhadas e transparências e o método aplicado, é apresentado na seção seguinte a análise de série temporal e em seguida, matérias e métodos.

4 Análise das Séries Temporais

Uma série temporal é um conjunto de observações coletadas e ordenadas sequencialmente ao longo do tempo (MORETTIN; TOLOI, 2006), podendo ser registrada em intervalos regulares, como horas, dias, meses ou anos, e são usadas para estudar o comportamento de um fenômeno ao longo de uma dimensão temporal. Para (TIBULO et al., 2014) quando se refere um estudo da série, investiga todo mecanismo gerador da série temporal que envolve uma previsão do comportamento futuro com base nos dados históricos, avaliando os fatores que influenciam no seu comportamento, buscando relações de causa e efeito.

Os estudos em séries temporais têm uma ampla aplicação em diversos campos do conhecimento, alguns exemplos de campos nos quais a análise de série temporal é aplicada, incluem: na medicina e saúde (utilizada para analisar dados de saúde ao longo do tempo, como monitoramento de sinais de alerta, análise de registros médicos eletrônicos, previsão de epidemias e análise de dados epidemiológicos), em meteorologia e climatologia (usada para estudar o clima e a meteorologia, analisar dados históricos de temperatura, precipitação, umidade relativa do ar, vento e outros parâmetros meteorológicos, identificar padrões sazonais e tendências climáticas), na economia e finanças (amplamente utilizada para prever tendências de mercado, analisar dados financeiros, modelar séries de preços de ações, prever taxas de câmbio, taxa mensal de desemprego) e ciências sociais (analisar dados demográficos, tendências populacionais, séries de indicadores sociais, taxa de criminalidade, e estudar o comportamento humano ao longo do tempo).

Como um grupo de observações obtidas ao longo do tempo de maneira sequencial, as séries temporais pode ser definida por um conjunto de valores $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_N}$, onde Z_{t_i} se refere a série observada no instante de tempo t_i , N sendo o tamanho da série, com $i = 1, 2, 3, \dots, N$ (BRITO, 2021).

(PARMEZAN, 2016), conceitua que a relação dos dados entre as séries temporais - ST observadas no domínio do tempo é de suma importância, porque a relação entre as ST cronologicamente adjacentes abrange a dependência que uma possui com a outra. No entanto, as ST são caracterizadas de diferentes maneiras, dependendo das características e propriedades dos dados, tais como:

- Discretas, em que as observações são registradas em intervalos discretos e definidos no tempo, onde T é um conjunto de pontos específicos ao longo do tempo em intervalos fixos ou irregulares, igualmente espaçado $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$. Por exemplo, observações meteorológica e casos de dengue, que são registradas diariamente, por

dias, mês e ano;

- Contínua, em que as observações dos dados são registradas de forma contínua em um intervalo T de tempo específico, $T = \{t : t_1 < t < t_2\}$. Por exemplo, a temperatura em um determinado local ao longo de um período contínuo de tempo, com medições feitas a cada segundo, milissegundo ou até mesmo em intervalos menores;
- Multivariada, em que há mais de uma variável sendo observada simultaneamente ao longo do tempo, $Y_1(t), \dots, Y_k(t), t \in T$, por exemplo, desempenho de várias ações em bolsas de valores ao longo do tempo, nesse caso teríamos dados diários de várias ações de determinadas empresas;
- Determinísticos, em que o comportamento ou padrão dos dados pode ser completamente determinado por uma função matemática ou por um conjunto de regras pré-definidas;
- Estocástica, em que a componentes aleatórios envolvidos na geração dos dados com uma ou mais variáveis de entrada e saída ao longo do tempo por exemplo, variação diária do preço de uma ação negociada em uma bolsa de valores, os preços das ações podem ser influenciados por uma variedades de fatores aleatórios, como notícias econômicas, eventos políticos, desempenho da empresa, entre outros.

(MORETTIN; TOLOI, 2018), salienta que as séries temporais tem dois objetivos de entender o mecanismo gerador da série, prenunciando o comportamento futuro da série analisada e construir modelos para as séries, com o propósitos determinados. Assim, diante de uma série temporal representada por $Z_{(t_1)}, \dots, Z_{(t_n)}$, sendo observado no instante t_1, \dots, t_n , podemos ter o interesse em:

- Investigar o mecanismo gerador da série temporal, sendo um processo de análise e descoberta dos elementos, fatores e padrões subjacentes que explicam as variações e comportamentos observados nos dados ao longo do tempo, por exemplo, analisando uma série temporal climática e casos de dengue, podemos querer saber se existe alguma tendência ou padrão recorrente nas duas séries;
- Fazer previsões de valores futuros da série, sendo em estimar ou projetar os valores que a série irá assumir em momentos subsequentes, com base nos dados históricos e nos padrões identificados, além disso é uma etapa importante na análise de séries temporais, pois permite antecipar o comportamento futuro da variável em estudo, por exemplo, para séries de longo prazo, como variáveis climáticas, populacionais etc.;

- Descrever apenas o comportamento da série, tem o intuito de obter uma compreensão inicial da natureza dos dados e para embasar análises subsequentes, sem necessariamente envolver a previsão de valores futuros, sendo através da construção de gráficos para a identificação da existência de tendências crescente ou decrescente, ciclos, variações sazonais ou oscilações regulares, se existem picos ou quedas em pontos específicos do tempo.

Portanto, o estudo das séries temporais permite compreender os padrões, tendências e regularidades presentes nos dados, bem como realizar previsões, através de modelos matemáticos, análise espectral, suavização, forma e outras abordagens para entender e descrever o comportamento dos dados ao longo do tempo.

4.0.1 Tendência

Segundo (PARMEZAN, 2016) "a tendência pode ser definida como um movimento regular e lentamente desenvolvido ao longo da série. Em outras palavras, esse componente engloba um comportamento de extensa duração". Assim, podendo ser crescente, indicando um aumento nos valores ao longo do tempo da série ou decrescente, indicando uma diminuição nos valores ao longo do tempo.

Uma série temporal com tendência crescente pode ser causada por variedades de fatores específicos, oriundos de fenômenos interligados ao desenvolvimento demográfico, fatores econômicos, mudanças climáticas que influenciam no aumento gradual dos elementos climáticos. Por outro lado, uma série temporal com tendência decrescente, pode estar relativo às taxas de mortalidade, os avanços tecnológicos, por exemplo, desenvolvimento de tecnologias de energia renovável pode reduzir a demanda por combustíveis fósseis ao longo do tempo, levando a uma tendência decrescente na indústria de combustíveis fósseis, esgotamento de recursos, por exemplo, se a pesca excessiva leva a diminuição da quantidade de peixes em um determinado local, uma série temporal que registra a captura de peixes apresentará uma tendência decrescente ao longo do tempo, entre outros (PARMEZAN; BATISTA, 2016).

As tendências que mais ocorrem em uma ST são constantes: onde os valores das séries estão se mantendo estáveis ao longo do tempo, nesse caso não há um padrão de crescimento ou declínio contínuo; linear: onde os dados de uma série temporal seguem uma linha reta ao longo do tempo, essa linha reta pode ter uma inclinação positiva, indicando um aumento constante nos valores da série, ou uma inclinação negativa, indicando uma diminuição constante; quadrática: pode ser caracterizada por uma aceleração ou desaceleração na taxa de mudança dos valores da série ao longo do tempo, inicialmente,

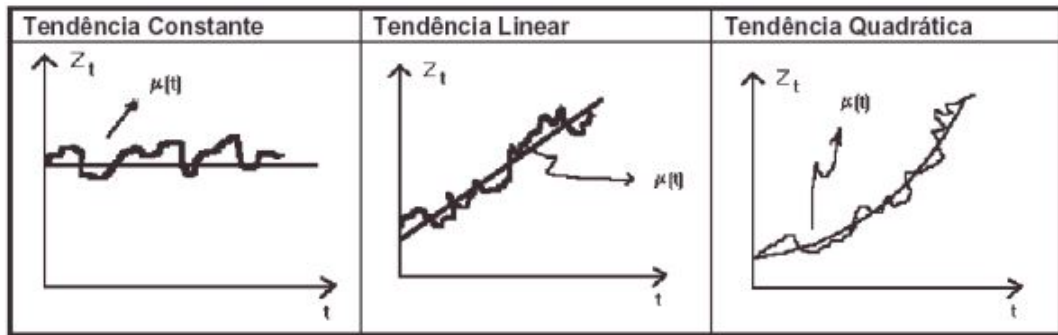


Figura 2 – Fonte: (GUTIÉRREZ, 2003)

a série pode aumentar ou diminuir rapidamente, sendo representada no gráfico por uma curva suave em forma de "U" ou "V", conforme mostra a figura 2.

Segundo (MORETTIN; TOLOI, 2022) "há vários métodos para estimar uma tendência T_t ", na qual depende das características específicas da série temporal, das suposições feitas sobre os dados e dos objetivos da análise. Os mais utilizados consistem em:

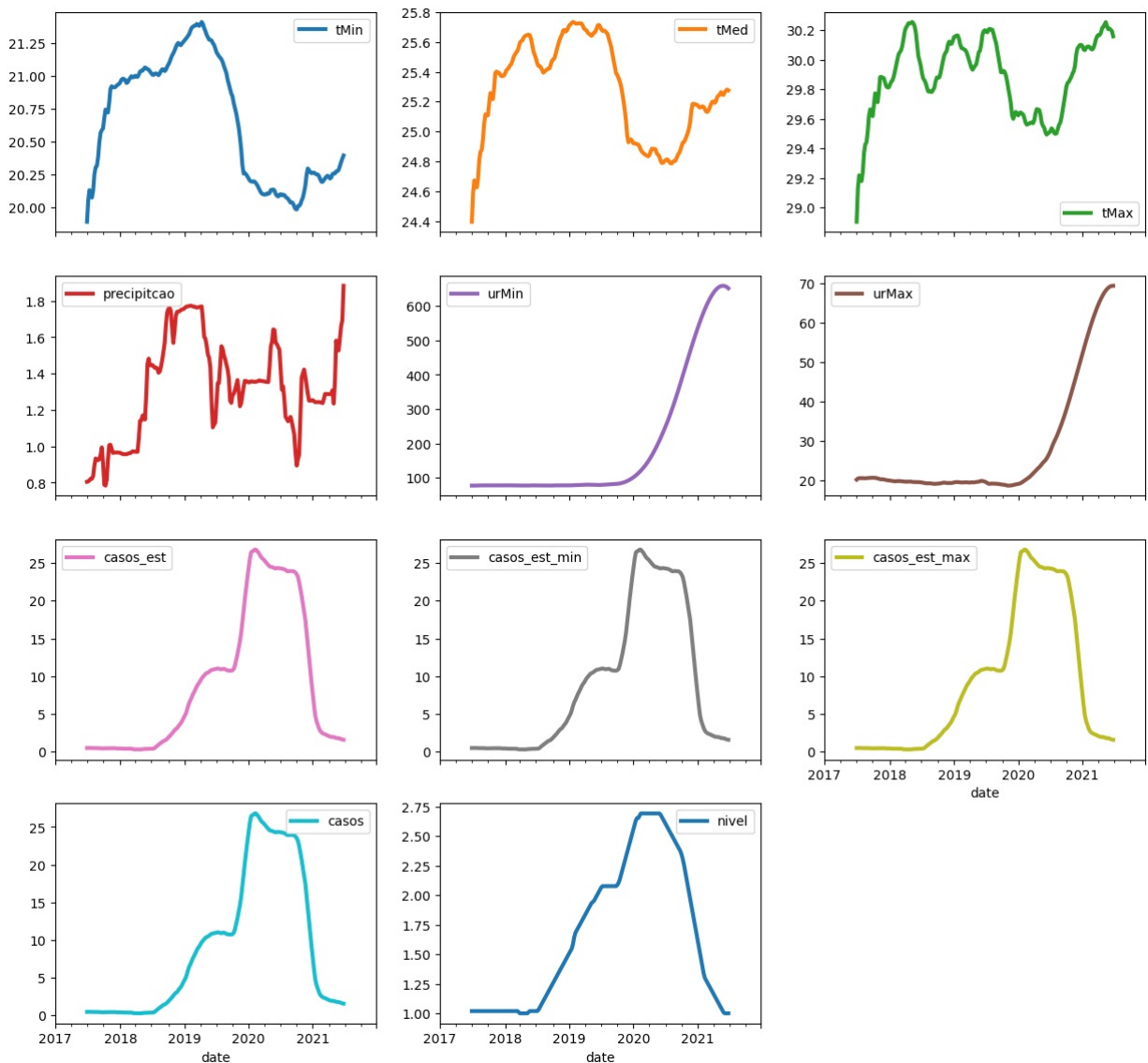
- i ajustar uma função do tempo, como um polinômio, uma exponencial ou outra função suave de t ;
- ii suavizar (ou filtrar) os valores da série ao redor de um ponto, para estimar a tendência daquele ponto;
- iii suavizar os valores da série através de sucessivos ajustes de retas de mínimos quadrados ponderados.

Assim, a tendência é estimada através \hat{T}_t , obtendo a série ajustada para tendência ou livre de tendência, $Y_t = Z_t - \hat{T}_t$ (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Além disso, traçamos a tendência neste trabalho, referente as séries temporais estudadas, variáveis climáticas e casos de dengue no município de Alagoinhas, esses gráficos oferecem uma representação visual clara das mudanças e padrões observadas. Por exemplo, o gráfico da figura 3, demonstra clara tendência de crescimento e decrescimento suave nos elementos climáticos (temperaturas máximas, mínimas e média, umidade máxima, mínima e precipitação) e casos de dengue, em um determinado período, sendo crescente entre 2017 a 2019 nos elementos climáticos, exceto a umidade relativa do ar que tem um decrescimento entre 2017 a 2019, só obtendo uma tendência crescente relativa a partir do início de 2020 a 2021.

Geralmente as tendências acontecem nos elementos climáticos, devido as alterações suaves do clima, levando a um acréscimo ou decréscimo nos valores médios no período

Figura 3 – Tendência das Temperaturas.



Fonte: De autoria própria.

de registro (RIBEIRO et al., 2014). Esses acréscimos na tendência que vem ocorrendo ao longo dos anos, tem as consequências do efeito estufa antropogênico, são resultantes da intensificação da ação humana sobre o ambiente.

Em contrapartida, os níveis de umidade relativa do ar tendem aumentar na mesma proporção que a temperatura diminui, a diversos fatores que possam contribuir para que a umidade do ar tendem aumentar na decorrência que a temperatura diminui. Segundo (FALCÃO et al., 2010) "a umidade está fortemente concentrada nas baixas camadas da atmosfera (nos primeiros 2.000 metros de altitude), geralmente ocorre uma diminuição da umidade com o aumento da altitude".

(ZANATTA et al., 2016), afirma que a diminuição da umidade está relacionada a

diluição do vapor d'água no ar quando a temperatura aumenta, mas a quantidade total de vapor d'água não permanece constante, assim a umidade relativa do ar diminui, isso ocorre porque a capacidade de retenção do ar aumenta com a temperatura e a quantidade de vapor d'água permanece a mesma. Entretanto, a umidade relativa que é a proporção entre a quantidade de vapor d'água presente e a capacidade máxima de manter a uma determinada temperatura, diminui.

Em síntese, a relação entre temperatura relativa do ar e umidade relativa do ar é complexa e varia de acordo com as condições atmosféricas de cada região, as mudanças persistentes e sazonais.

4.1 Sazonalidade

De acordo com (FILHO, 2019) "Sazonalidade é qualquer evento ou comportamento que acontece sempre em uma mesma época dentro de um intervalo de tempo específico, ou seja, um comportamento ou padrão que se repete de tempos em tempos". Essas variações de comportamentos podem ser observadas em diferentes escalas de tempo, como diariamente, mensalmente, trimestralmente, anualmente ou até a sazonalidade por conta de eventos especiais.

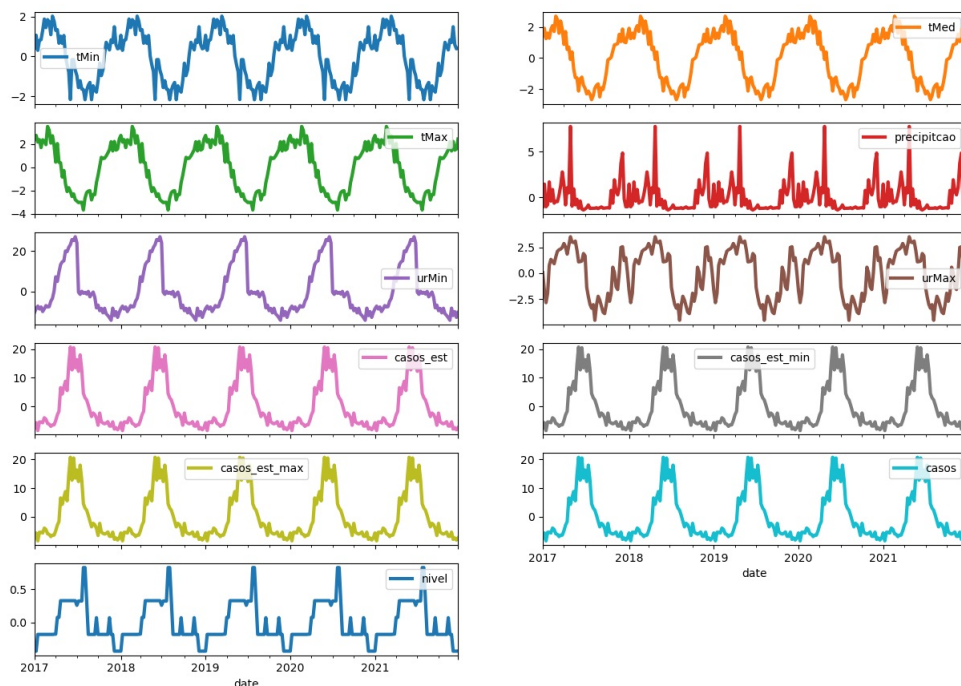
Para (MORETTIN; TOLOI, 2006) fenômenos que ocorrem regularmente em ano para ano (ou algum outro ciclo temporal), é considerado como sazonais, como aumento de passagens aéreas no verão, aumento de produção de leite no Brasil nos meses de novembro, dezembro e janeiro, aumento de vendas no comércio na época do natal e etc.

Existem outras características relacionadas ao componente sazonal em que pode ser categorizado, segundo a sua variação, em dois tipos, tais como, sazonalidade aditiva, onde a série apresenta flutuação sazonal estavel, sem levar em consideração o nível global da série e sazonalidade multiplicativa, ocorre quando o tamanho da flutuação sazonal varia de acordo com o nível global da série (PARMEZAN; BATISTA, 2016).

Já em sazonalidade de uma série temporal de variáveis climáticas, pode ser influenciada pelas características de cada região, onde a localização geográfica a latitude e a topografia de uma região podem desempenhar um papel importante na sazonalidade climática. Por exemplo: regiões tropicais, algumas regiões próximas a linha do equador, onde as variações de luz solar ao longo do ano são menos pronunciadas; a sazonalidade climática pode ser mais influenciada por fatores como a estação de chuvas e a presença de fenômenos climáticos específicos; regiões de montanha, a sazonalidade climática pode ser influenciada pelo salto e pela topografia local, as variações de temperatura, precipitação e neve podem ser mais pronunciadas em diferentes altitudes, representadas em padrões sazonais específicos.

Assim como ocorrem a sazonalidade nas séries temporais das variáveis climáticas e casos de dengue em Alagoinhas, podemos observar no gráfico 4 o padrão anual que se repetem a cada período de tempo, totalizando a cinco períodos, com intervalo fixo de tempo e uma conduta aleatória que justamente diferencia entre formato de uma onda e outra. Como Alagoinhas é próximo a linha do equador, faz com que a precipitação se torna um pouco maior, assim passando por algum tipo de oscilação na sazonalidade, mas vale ressaltar que ações humanas também provocam esse tipo de alterações na precipitação.

Figura 4 – Traçando a Sazonalidade.



Fonte: De autoria própria.

Em suma, analisar a sazonalidade em séries temporais é crucial para a compreensão dos padrões sazonais e identificação de eventos incomuns, entretanto, para obter uma análise mais abrangente de uma série que envolve os três componentes ao mesmo tempo, se faz necessário o uso de decomposição da série, isto é, tendência, sazonalidade e aleatoriedade ou ruído.

4.1.1 Decomposição

Analisar um conjunto de dados temporalmente variando para identificar tendências, sazonalidades e aleatoriedade em diferentes componentes de uma série, podem ter causas e consequências em diferentes âmbitos, são conhecidas como técnicas de decomposição de uma série temporal (COSTA et al., 2019).

(PARMEZAN, 2016) define a decomposição em uma série temporal, como útil para entender e modelar os diferentes elementos que criam padrões observados em ST e sendo utilizado no conceito de um conjunto finito de elementos independentes. Essa forma de decomposição é conveniente para entender a estrutura subjacente dos dados, podendo auxiliar na previsão e na identificação de padrões, permitindo isolar os diferentes componentes para uma análise mais detalhada e possibilitando a modelagem individual de cada componentes.

Existem duas abordagens comuns para a forma de séries temporoais aditiva e multiplicativa, que correspondem a Z_t , T_t , S_t , e E_t , sendo tendência, sazonalidade e ruído em um instante de t (SOARES, 2019):

- Z_t : Série temporal que está sendo observada em instante de tempo;
- T_t : Tendência em instante de tempo;
- S_t : Sazonalidade em instante de tempo;
- E_t : irregularidade(ruído) em instante de tempo.

A aditiva é um tipo de modelo de representação da série temporal em que os valores dos componentes são somados, para contemplar a mesma unidade de obsevação Z_t , é expressa por:

$$Z_t = T_t + S_t + E_t \quad (4.1)$$

No modelo multiplicativo é uma representação de uma série temporal, onde a tendência possui a mesma unidade da vaiável investigada e os outros componentes mostram valores que alteram a tendência, e expressa por:

$$Z_t = T_t \times S_t \times E_t. \quad (4.2)$$

Podemos ver na figura 5a e na figura 6b a decomposição de duas séries temporais aditivas, relacionada a umidade relativa do ar e casos de dengue no município de Alagoinhas, onde a decomposição se divide em três componentes (Tendência, Sazonalidade e ruído). Observa-se na figura 5a o componente tendência se mantém constante até um determinado período entre 2017 a 2019, após esse intervalo de tempo a um crescimento bem visível na tendência a partir de 2020, a sazonalidade contém oscilações com subidas e quedas que sucedem em repetições a cada período de tempo, as oscilações pode ser causada por algum tipo de anomalia climática.

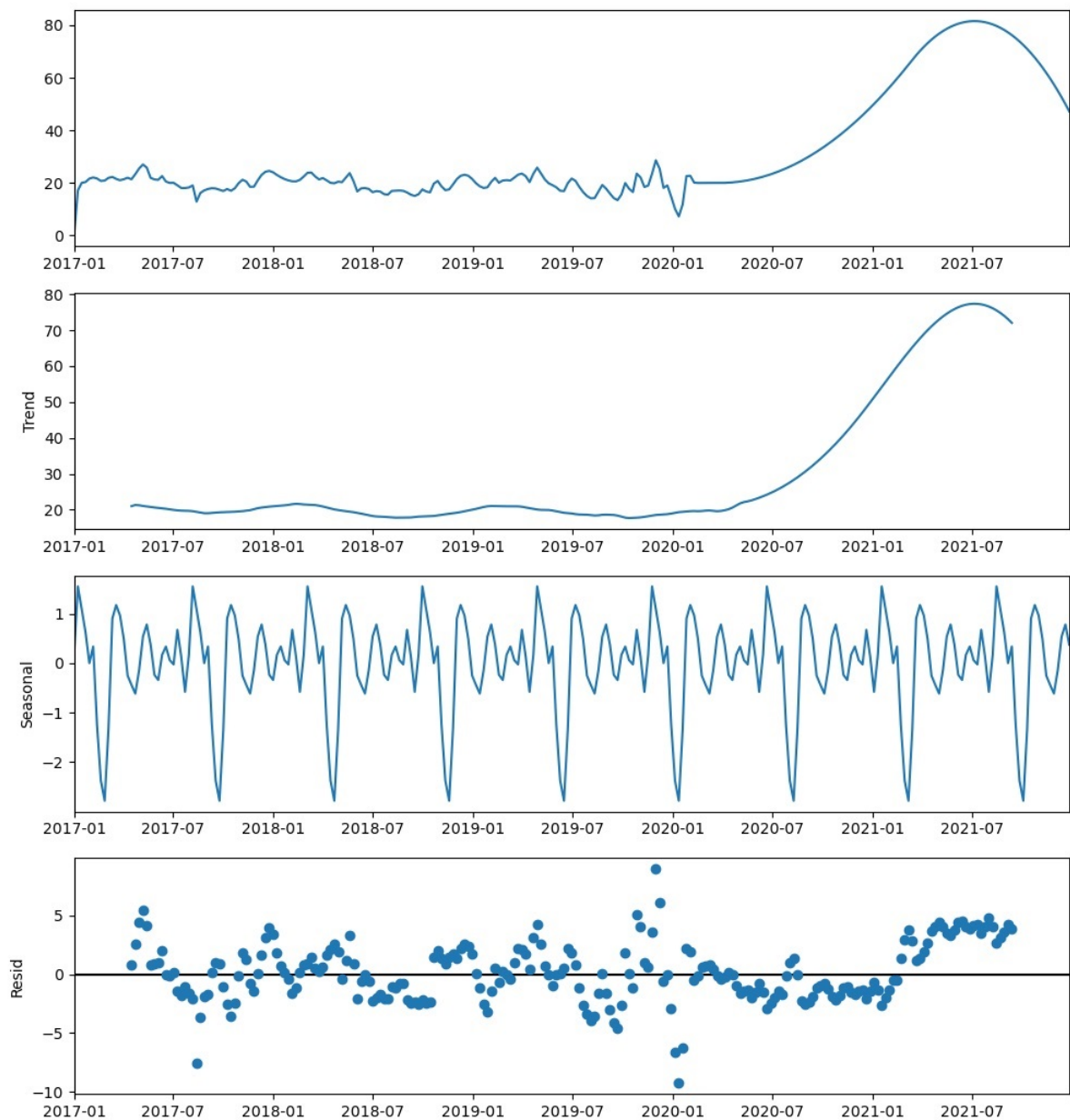


Figura 5 – (a) Umidade Relativa do ar, aditiva. Fonte: De autoria própria.

Na figura 6b é apresentada a decomposição da incidência de casos de dengue, considerando uma decomposição aditiva, obtendo uma tendência constante entre os períodos de 2017 ao início de 2018, a partir de 2019 a 2020 houve um ascendente significativo na série, já na sazonalidade, se mantém a repetição de frequência ao longo do período fixo de tempo.

Enquanto aos ruídos nesta decomposição, nas figuras 5a e 6b, foram limitados apenas para visualizar as flutuações aleatórias e irregularidades ou erros de previsão que não podem ser explicados pela tendência ou pela sazonalidade nesta série temporal.

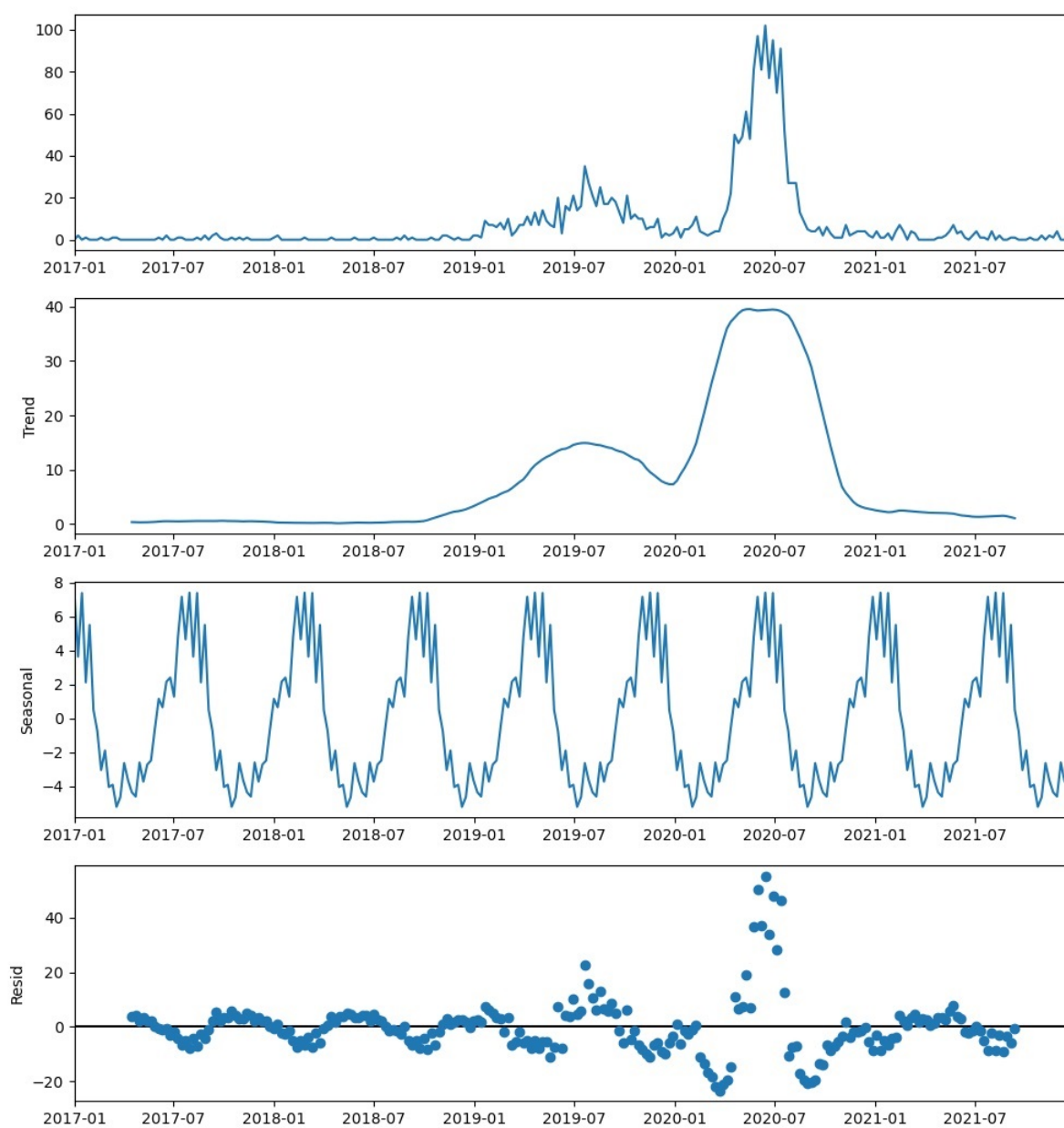


Figura 6 – (b) Casos de dengue, aditiva. Fonte: De autoria própria.

5 Materiais e Métodos

5.1 Introdução

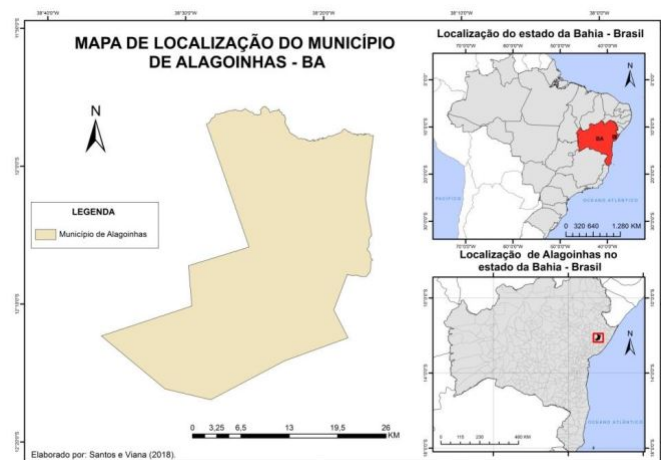
Neste capítulo apresenta-se os procedimentos que foram utilizados para conduzir a pesquisa e compreender a conceituação teórica do estudo, dentro desses procedimentos, estão o desenvolvimento das ferramentas para coleta de dados que foram separadas por ano, mês e dias, tanto para os dados meteorológicos de Alagoinhas, como para as notificações de causas de dengue na cidade.

5.2 Tipo e Local de Estudo

Este estudo enfoca na cidade de Alagoinhas que é um município brasileiro do estado da Bahia, localizado no território de identidade litoral norte e Agreste baiano, com área de 718.089 quilômetros quadrados e sua população em 2020 era de 153.023 habitantes, e tendo, as suas características do tipo climático úmido e subúmido, de acordo com o IBGE.

Obtendo uma densidade demográfica de 210.05 habitantes por quilômetro quadrado, limita-se ao norte com o município de Inhambupe, ao sul com o município de Catu, ao leste com o município de Araçás, ao oeste com o município de Aramari, ao nordeste com o município de Entre Rios e ao sudoeste com o município de Teodoro Sampaio. O município é cortado pela BR-101, que segue em direção ao Estado de Sergipe Figura 7.

Figura 7 – Localização do Município de Alagoinhas, Bahia



Fonte: Santos, Juliana (2018).

Além do mais, Alagoinhas está inserida na Bacia Sedimentar do Recôncavo Norte,

com os principais rios que o cercam: Rio Aramari, Rio Catu, Rio Sauípe e Rio Sumbaúma, entre as seguintes coordenadas geográficas: 12° 7' 13" e -12.1203 de latitude sul, 38° 24' 35" e -38.4098 de longitude oeste e altitude média de 212m ([NASCIMENTO et al., 2006](#)).

Em síntese, sendo um estudo realizado do tipo ecológico computacional baseado em series temporais com delineamento entre os anos de 2017 a 2021, este Município foi escolhido por apresentar um aumento significativo nos casos de dengue na região, com influência das variáveis climáticas.

5.3 Período de Estudo

A realização do desenvolvimento deste estudo seguiu de maneira cronológica com divisões de duas etapas afim de analisar a correlação cruzada entre as variáveis, a primeira etapa se diz respeito a coleta de dados da estação meteorológica da cidade de Alagoinhas Bahia, mantida no Instituto Nacional de Meteorologia - INMET, já a segunda etapa se refere aos dados epidemiológicos do observatório da dengue da FioCruz, relativo ao Município de Alagoinhas, sendo disponibilizados em arquivos csv.

Mediante dos dados obtidos durante o estudo, separamos as colunas de dados correspondentes aos casos de dengue, temperatura do ar, umidade relativa do ar e a precipitação médias semanais. Utilizamos estes dados para calcular os coeficientes de correlação cruzada sem tendência, ρ DCCA ([ZEBENDE et al., 2018](#)), para temperatura do ar, umidade relativa do ar e a precipitação em relação aos casos confirmados de dengue, de modo a estabelecer a influência dessas variáveis na ocorrência da doença.

Com isso, traçamos os gráficos dos ρ DCCA das variáveis coletadas, de modo a estudar a influência destas variáveis referente aos casos de dengue. As escalas foram determinadas automaticamente pelos software MaiaStatistics ([MONTEIRO,](#)) que segue o algoritmo definido por ([PENG et al., 1994](#)) e ([ZEBENDE, 2011](#)).

O período dessa análise dos casos de dengue no município foi de 4 anos, aos quais foram registrados 1483 casos confirmados o que indica uma incidência na população, no período descrito, a cerca de 35%. Conforme metodologia descrita na nota técnica da dengue do Conselho Nacional de Secretarias de Saúde sobre a Taxa de incidência de dengue.

Entretanto, para este estudo obtivemos uma duração de 209 dias para cada situação referente ao levantamento minucioso na coleta de dados, juntamente no desenvolvimento do coeficiente de correlação cruzada.

5.4 Dados Epidemiológicos

Como mencionado acima, foi necessário a aquisição dos dados epidemiológicos dos números de casos confirmados, foram levantadas através do InfoDengue ([CODECO et al., 2018](#)) sendo um sistema de alerta para arboviroses baseado em dados híbridos gerados por meio da análise integrada de dados minerados a partir da web social, ganhando uma amplitude nacional com o apoio do Ministério da Saúde realizando análises a nível estadual.

Os dados referentes à situação epidemiológica do município são divulgados semanalmente pelo sistema, e para a obtenção desses dados, é preciso da notificação obrigatória pelos profissionais de saúde da cidade que preencham uma ficha de notificação, na qual alimenta o banco de dados municipal, onde é consolidado a nível Estadual e a nível Federal pelo Ministério da Saúde. Então, a partir dos casos notificados, são calculados os indicadores de incidência que alimenta o sistema InfoDengue ([CODECO et al., 2018](#)).

Para a realização da busca dos dados no sistema InfoDengue, inserimos o nome do município desejado, nesse caso Alagoinhas-BA, a data e o ano (2017 a 2021) da incidência de dengue para ser analisado, o sistema automaticamente processou os dados solicitados em forma de arquivo csv, separados por ano, mês e dia. Porém, o arquivo contém informações que não são essenciais para a pesquisa, sendo necessário a retirada de algumas destas informações e só deixando as mais relevantes, acerca dos casos da dengue.

Para este estudo, as variáveis de registros diários (data) incluindo os anos de 2017 a 2020, casos estimados mínimo, casos estimados máximo, casos e nível, foram indispensáveis para construção da análise das correlações entre uma variável e outra, juntamente com os dados meteorológicos.

5.5 Dados Meteorológicos

Os dados meteorológicos obtidos, foram através do site Instituto Nacional de Meteorologia - INMET que tem o objetivo de assegurar informações confiáveis de meteorologia de todo território brasileiro, através do monitoramento, análise, previsão do tempo e informar sobre as condições do clima.

Dentro das principais atribuições do INMET estão em elaborar e divulgar diariamente a nível nacional previsão do tempo, avisos e boletins meteorológicos especiais, oferecendo um amplo processamento de dados em temperatura, umidade relativa do ar, direção e velocidade do vento, pressão atmosférica, precipitação, entre outras variáveis.

Consta na página inicial do site INMET a opção de dados meteorológicos e banco de dados meteorológico, na qual redireciona o usuário para a página de preenchimento dos dados do clima e a região desejada, conforme solicitado pelo usuário o arquivo é enviado

para o e-mail do solicitante. A figura 8 mostra os dados organizados e com as principais variáveis climáticas do município, separado por ano.

Figura 8 – Dados climáticos de Alagoinhas/BA 2017 a 2020.

	Temp. Min (°C)	Temp. Max (°C)	Temp. Med (°C)	Air humidity Max (%)	Air humidity Min (%)	Air humidity mean (%)	precipitation (mm)
Year 2017							
Mean	19.821429	28.785714	24.303571	76.895697	19.913402	48.404549	0.803516
Std	2.397123	3.393907	2.821127	7.577282	3.877057	4.015551	2.298717
Min	13.285714	19.428571	16.642857	61.857143	0.000000	41.740387	0.000000
Max	23.285714	34.714286	28.857143	89.571429	27.009996	55.504998	13.042857
Year 2018							
Mean	21.019231	29.934066	25.476648	77.218930	19.445824	48.332377	1.447473
Std	1.576648	2.271042	1.764026	7.281375	2.632054	3.408632	3.122513
Min	17.571429	26.428571	22.642857	65.000000	15.038893	42.266736	0.000000
Max	24.000000	35.285714	29.285714	91.714286	23.931910	54.809667	15.654286
Year 2019							
Mean	21.184066	30.203297	25.693681	78.599152	19.560227	49.079689	1.132912
Std	1.548298	2.358156	1.799100	9.793907	3.267813	4.752521	2.129416
Min	18.428571	26.000000	22.571429	64.000000	13.439754	41.184116	0.000000
Max	24.571429	34.571429	29.214286	92.428571	28.582917	56.791616	10.028571
Year 2020							
Mean	20.107143	29.508242	24.807692	43.260871	26.979886	35.120379	1.525330
Std	1.646385	2.231036	1.803166	26.108015	9.533392	13.130460	2.850252
Min	13.571429	25.571429	19.571429	10.170849	7.239520	15.094769	0.000000
Max	22.857143	33.285714	27.428571	93.728746	48.572965	56.858965	11.055714

5.6 Tratamento dos Dados

Os dados coletados em sua forma bruta, podem conter ruídos, inconsistências, valores ausentes e até mesmo anomalias, o que compromete a validade e a confiabilidade das transitórias. Dessa forma, o processo de tratamento adequado dos dados se mostra de suma importância para assegurar a qualidade dos resultados nesta pesquisa e robustez das análises realizadas.

Neste contexto, o presente estudo adotou uma abordagem rigorosa no tratamento dos dados coletados durante o período da pesquisa, as etapas de tratamento foram desenvolvidas em conformidade com as melhores práticas metodológicas, buscando abordar aspectos cruciais, como limpeza, padronização, normalização e seleção de variáveis relevantes. Na fase inicial, realizou-se a coleta e organização dos dados pertinentes ao escopo da pesquisa, conforme mencionado no capítulo 5.

Posteriormente, realizou-se a segregação das variáveis pertinentes para o tratamento dos dados, como as variáveis climáticas (temperatura máxima, média e mínima, umidade relativa do ar máxima, média e mínima, precipitação) e os casos de dengue, após essa etapa, identificaram-se dados faltantes, possivelmente devido as falhas técnicas ou problemas operacionais. Com a conclusão da limpeza dos dados, proceda-se a aplicação de técnicas de

regressão linear simples, é importante destacar que apenas os dados referentes ao período entre 2017 e o início de 2021 foram considerados, sendo que, nesse último período, houve a eclosão da pandemia do COVID-19, levando à interrupção das medidas automatizadas, o que impediu a realização manual das observações na estação.

Através deste trabalho, almeja-se que a descrição minuciosa do tratamento cuidadoso dos dados na pesquisa da dissertação proporcione uma visão clara e abrangente das etapas metodológicas empregadas. Essa transparência é essencial para garantir a validade, a replicabilidade e a confiabilidade dos resultados obtidos, além de contribuir significativamente para o avanço do conhecimento na área de estudo.

5.7 Coeficiente de Correlação Cruzada sem Tendência (ρ DCCA)

O coeficiente de correlação cruzada sem tendência - ρ DCCA, é um método com a capacidade de quantificar e detectar o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionária (ZEBENDE, 2011). Esse método desenvolvido por Zebende, tem como base na definição na Análise de flutuação sem tendência - DFA (PENG et al., 1994) e Análise de correlação cruzada sem tendência - DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008).

Embora, o DCCA é baseado no método DFA, que é extensivo as séries temporais não estacionária, ou seja, apresenta mudanças significativas ao longo do tempo, que os valores da série temporal não permanecem constantes, mas mudam ao longo do tempo. Conforme (VASSOLER, 2012) "o DCCA, estima a existência ou não correlação cruzada de longo alcance entre as duas séries temporais analisadas, por meio da função de covariância sem tendência".

O coeficiente de correlação cruzada sem tendência ρ DCCA, é definido pela relação do F_{DCCA}^2 que representa a função de covariância sem tendência e F_{DFA} que representa a função de variância sem tendência, onde as duas funções é causada principalmente pela tendência ou se as duas variáveis realmente variam juntas, independentemente da tendência. Contudo, sendo uma série em que os dados não mostram nenhuma tendência ascendente ou descendente ao longo do tempo. A equação do ρ DCCA é definida pela seguinte expressão:

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA-x(n)} F_{DFA-y(n)}} \quad (5.1)$$

Ao criar o ρ DCCA através da razão do DFA e DCCA, representada pela equação 5.1, onde ρ DCCA é um coeficiente adimensional que tem como intervalo de variação $-1 \leq \rho_{DCCA} \leq 1$. Sendo $\rho_{DCCA} = 0$, significa que não há correlação cruzada entre as séries temporais, para $\rho_{DCCA} = 1$ positivo, significa que há uma correlação cruzada perfeita,

ou seja, à medida que uma série temporal aumenta ou diminui, a outra série temporal também aumenta ou diminui na mesma proporção e para $\rho_{DCCA} = -1$, significa que é uma anti-correlação cruzada perfeita, ou seja, a primeira série temporal são aumentadas e a segunda série temporal são diminuídas na mesma proporção.

A tabela 1 mostra as condições de níveis de correlação com intervalo apresentadas por (ZEBENDE, 2011). Para fins de aplicação do método ρ_{DCCA} , Zebende fornece as seguintes instruções passo a passo para calcular o coeficiente de correlação cruzada sem tendência, para duas séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar:

Tabela 1 – Condição de correlação

ρ_{DCCA}	Condição
1	Correlação cruzada perfeita
0	Ausência de correlação cruzada
-1	Anti-correlação cruzada perfeita

Fonte: Zebende, 2011.

1. Calcular o valor da média de duas séries temporais (que podem ser chamadas de x e y);
2. Subtrai-se cada valor da série temporal pela média, por exemplo, os valores da temperatura do ar são subtraídos pelo valor médio da temperatura;
3. Para cada valor médio calculado (valores da série subtraído pela média), é obtida a diferença em relação a cada ponto calculado;
4. Após obter as diferenças, estas são elevadas ao quadrado, resultando assim em uma série integrada;
5. Divide-se o total de pontos que geraram o valor médio;
6. Defini o box em 5 com tamanho $n=4$ (tamanho da escala temporal);
7. Pega o valor médio de cada box da temperatura X umidade (F_{DCCA}^2), o valor médio de cada box da temperatura (F_{DFA}^2) e o valor médio de cada box da umidade (F_{DFA}^2), em seguida, calcula-se a raiz quadrada para obter os resultados do F_{DCCA}^2 , F_{DFA}^2 e F_{DFA}^2 ;
8. E, por fim, realiza-se o cálculo.

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA-x(n)} F_{DFA-y(n)}} \quad (5.2)$$

Atualmente o ρ DCCA vem sendo utilizado em diversos campos de pesquisa, como: análise de sinais biométricos (URSULEAN; LAZAR, 2009), aplicações nas áreas da física, economia e biologia (FILHO, 2018), nos fenômenos climáticos (VASSOLER, 2012), (SANTOS et al., 2010), (ZEBENDE et al., 2018), (BALOCCHI; VARANINI; MACERATA, 2013), (YUAN; FU, 2014), O efeito da crise do petróleo e estoque em 2008 (FERREIRA et al., 2019), na análise de séries temporais em homicídio e tentativas de homicídios (FILHO; SILVA; ZEBENDE, 2014), análise em séries temporais não estacionária (KRISTOUFEK, 2014), (QIAN et al., 2015), (PODOBNIK; STANLEY, 2008), (PALHINHAS, 2021), (COSTA, 2021), (KRISTOUFEK, 2014), análise da correlação entre variáveis climáticas e casos de Dengue (FIGUEREDO MARCOS BATISTA E MONTEIRO,).

Uma das vantagens proeminente do método ρ DCCA, é a sua capacidade mútua de medir o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionárias em diferentes escalas de tempo n , assim identificando quais séries temporais estão correlacionadas. Além disso, o desenvolvimento do ρ DCCA leva em consideração a ordem dos pares de valores das séries temporais o que não contraria o princípio básico a análise de séries temporais que é a dependência temporal entre os valores da série (FILHO; SILVA; ZEBENDE, 2014).

Na próxima subseção 5.8 é apresentado como foi feito o cálculo do coeficiente de correlação cruzada sem tendência, aplicado dentro da pesquisa.

5.8 Como Calcular o Coeficiente

O coeficiente de correlação cruzada sem tendência, ρ DCCA (Zenbende) é utilizado para determinar se duas séries temporais y e y' apresentam correlação negativa, nula ou positiva em escala n , apresentado valores na faixa $-1 \leq \rho\text{DCCA} \leq 1$. Calculamos o $\rho_{DCCA}(n)$, para uma escala n utilizando a Equação 5.3 .

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F_{DCCA(n)}^2}{F_{DFA_y(n)} \times F_{DFA_{y'}(n)}} \quad (5.3)$$

Onde $F_{DCCA(n)}^2$ é o DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008), para as séries temporais y e y' na escala n , onde $F_{DCCA_y(n)}$ é o DFA (PENG et al., 1994), para a série temporal y na escala n e $F_{DCCA_{y'}(n)}$ é o DFA para a série temporal y' na escala n .

Para calcular o valor do $F_{DCCA(n)}^2$ utilizamos a equação 5.4 onde N corresponde ao número de elementos em cada série temporal, n ao tamanho da escala(caixa) e $f_{DCCA(n,i)}^2$ corresponde ao valor da média dos produtos dos resíduos de cada série e cada faixa, dado pela equação 5.5.

$$F_{DCCA^{(n)}}^2 \equiv (N - n)^{-1} \times \sum_{i=1}^{N-n} f_{DCCA^{(n,i)}}^2 \quad (5.4)$$

$$F_{DCCA^{(n,i)}}^2 \equiv \frac{1}{n+1} \times \sum_{k=1}^{1+n} (R_k - \tilde{R}_{k,i}) \times (R'_k - \tilde{R}'_{k,i}) \quad (5.5)$$

Na equação 5.5 R_k é a série y integrada na caixa k dada pela equação 5.6 e $\tilde{R}_{k,i}$ é o valor do ajuste linear, utilizando o método dos mínimos quadrados, para a série y , no ponto i e R'_k e a série y' integrada na caixa k , dada pela equação 5.7, enquanto $\tilde{R}'_{k,i}$ é o valor do ajuste linear, por mínimos quadrados, para a série y' , no ponto i .

$$R_k \equiv \sum_{i=1}^K y_i \quad (5.6)$$

$$R'_k \equiv \sum_{i=1}^K y'_i \quad (5.7)$$

Para calcular o $F_{DFA}^{(n)}$ de cada série em cada escala (caixa 0) n utilizamos a equação 5.8, que corresponde ao valor da raiz quadrada dos resíduos ao quadrado, em cada caixa, onde $y^{(k)}$ é o valor da série no ponto k e $y_n(k)$ é o valor do ajuste linear, utilizando o método dos mínimos quadrados, para a série y , no ponto k .

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^k [y^{(k)} - y_n(k)]^2} \quad (5.8)$$

Utilizamos as equações 5.3, 5.4, 5.5, 5.6, 5.7, 5.8 e o software MaiaStatistics (MONTEIRO,) para calcular o valor do $\rho DCCA$.

5.8.1 Conclusão do Capítulo

Neste capítulo mostramos a influência das variáveis climáticas, o aquecimento global que intervem nas temperaturas, a temperatura ambiente que proporcionam ao *Aedes aegypti* condições favoráveis para a sua proliferação que consequentemente propaga patógenos, nesse caso na transmissão do vírus da dengue e sendo um desafio para a saúde pública. Discutimos os principais elementos climáticos que mais influência no desenvolvimento do vetor, como exerce um forte efeito na sua biologia e como se comporta em busca do seu hospedeiro de acordo com o ambiente favorável.

Utilizamos métodos que garantem a confiabilidade dos resultados, fornecendo uma base sólida para a compreensão da relação entre as variáveis climáticas e os casos de dengue em Alagoinhas, bem como o uso do método coeficiente de correlação cruzada sem

tendência - ρ DCCA, proporcionando uma abordagem mais robusto na análise da dinâmica entre duas séries temporais não estacionária.

Diversos trabalhos de pesquisas convergiram para um único ponto específico em relação ao clima que direciona as temperaturas e umidade relativa do ar, onde têm efeitos diretos sobre a oviposição, a taxa de desenvolvimento, a mobilidade e a saturação de larvas do mosquito *Aedes aegypti*, no entanto, o limite inferior de temperatura para o vetor se desenvolver é 16 °C, enquanto 34 °C é o limite superior (REINHOLD; LAZZARI; LAHONDÈRE, 2018). Sobretudo, os vetores adultos sofrem ainda mais influência das variações climáticas, pois o seu tamanho, a sua alimentação e a sua atividade são afetadas por vários fatores climáticas.

Em síntese, os níveis populacionais do *Aedes aegypti* são dinâmicos e variam bastante entre as regiões, dependendo principalmente das condições climáticas e de outros fatores, tais como a escolha da disponibilidade de alimentos que aquele ambiente irá lhe favorecer. Contudo, em algumas regiões com maior umidade, a população do *Aedes aegypti* tendem a ser maiores e mais longas, pois essas condições climáticas são propícias para o seu desenvolvimento.

6 Resultados

6.1 Introdução

Devido à sua ubiquidade na região, Alagoinhas tem sido particularmente vulnerável aos efeitos colaterais da dengue, que por sua vez, se associa com situações climáticas da localidade. Os resultados deste estudo mostram a relação entre as variáveis climáticas e casos de dengue na região de Alagoinhas, que através desses resultados obtidos, fornecerão caminhos estratégicos para a compreensão dos efeitos das condições climáticas no desenvolvimento e disseminação da dengue.

Neste capítulo são apresentados os resultados alcançados com esse estudo através de análise estatística com gráficos, para facilitar a compreensão, comparação e explorar informações obtidas através de dados, conforme estabelecido no capítulo 3 com matérias e métodos.

É importante destacar que a correlação encontrada não implica, por si só, em causalidade, outros fatores socioambientais e comportamentais também podem contribuir para a incidência de dengue em Alagoinhas. Portanto, os resultados serão interpretados com rigor científico, considerando suas limitações e a relevância de estudos adicionais para compreender de forma mais abrangente essa relação.

6.2 Características Climáticas da Área

A cidade de Alagoinhas está localizada próxima à linha do Equador ($12^{\circ}8'9''\text{S}$ $38^{\circ}25'8''\text{C}$), o que dificulta a caracterização das estações, apresentando um clima entre 2017 e 2021 com baixa precipitação anual. A notável variabilidade interanual das chuvas, associada a baixos valores pluviométricos totais anuais, é reflexo do macroclima da região Nordeste do Brasil e um dos principais fatores para a ocorrência de eventos de “seca”, caracterizados por uma redução acentuada no total de chuvas sazonais durante o período chuvoso.

A variabilidade interanual da precipitação na cidade está associada as variações nos padrões de temperatura da superfície do mar (SST) sobre os oceanos tropicais, que afetam a posição e a intensidade da Zona de Convergência Intertropical (ITCZ) sobre o Oceano Atlântico (BRITO et al., 2007).

Entretanto, a cidade de Alagoinhas tem uma precipitação medida descrita na Figura 9, o que demonstra que as chuvas ocorrem sazonalmente de forma abrupta e em curtos períodos de tempo, sendo influenciada pelo clima tropical e pelos padrões sazonais.

A maior parte das chuvas ocorrem durante a estação chuvosa, que geralmente se estende de abril a agosto, durante esse período, é comum observar um aumento nas precipitações.

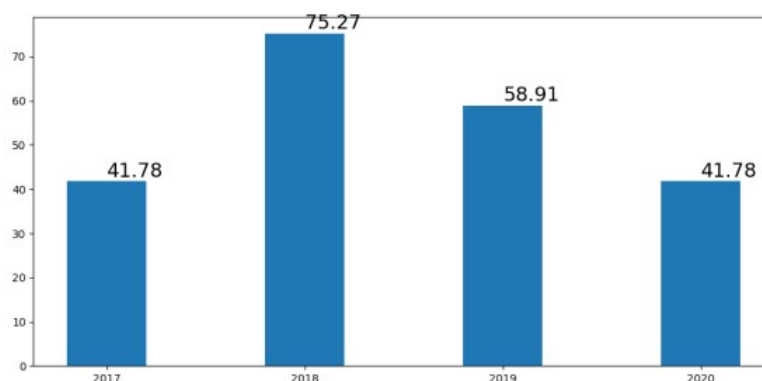


Figura 9 – Chuva Acumulada.

A associação dessas características climáticas com casos de dengue, é uma questão complexa e multifatorial, embora o clima possa influenciar diretamente a incidência de dengue, como é o caso da umidade relativa do ar na região de Alagoinhas que tem uma predominância na influência de casos de dengue, assim podendo afetar a sobrevivência do mosquito e a eclosão dos ovos.

Utilizando técnicas estatísticas adequadas, buscamos uma compreensão mais profunda da relação entre essas duas séries temporais usando o coeficiente de correlação cruzada sem tendência ρ DCCA, foi possível determinar a existência de uma correlação entre as variáveis climáticas e casos de dengue, a correlação média entre umidade relativa do ar e casos confirmados de dengue e baixa correlação entre as variáveis temperatura relativa do ar e precipitação. Embora vários autores ([ABDULLAH et al., 2022](#)) afirmam que as variáveis temperatura do ar e precipitação têm influência direta na incidência de dengue, na cidade de Alagoinhas essas variáveis são um pouco menos relevantes que a umidade.

A correlação entre as duas séries temporais, umidade relativa do ar e casos de dengue, pode ser claramente observada na figura 10, nessa representação gráfica, é possível visualizar o tamanho da escala $n=35$, em função do coeficiente que varia entre 1 e -1, evidenciando a relação entre as duas variáveis. Nota-se uma correlação positiva entre a umidade relativa do ar e casos de dengue, enquanto as demais variáveis climáticas apresentam uma anticorrelação.

Conforme os seis níveis descritos na Tabela 2 (três positivos e três negativos), podemos associar uma cor a um intervalo de ρ DCCA, no nosso caso, o valor de ρ DCCA foi positivo para a umidade e está na faixa amarela, enquanto essa percepção não é observada para as demais variáveis, que se encontram na faixa entre o azul e o verde claro. Além disso, podemos notar que a precipitação apresenta uma queda na escala de 28, e a temperatura

mostra uma queda na escala de 35.

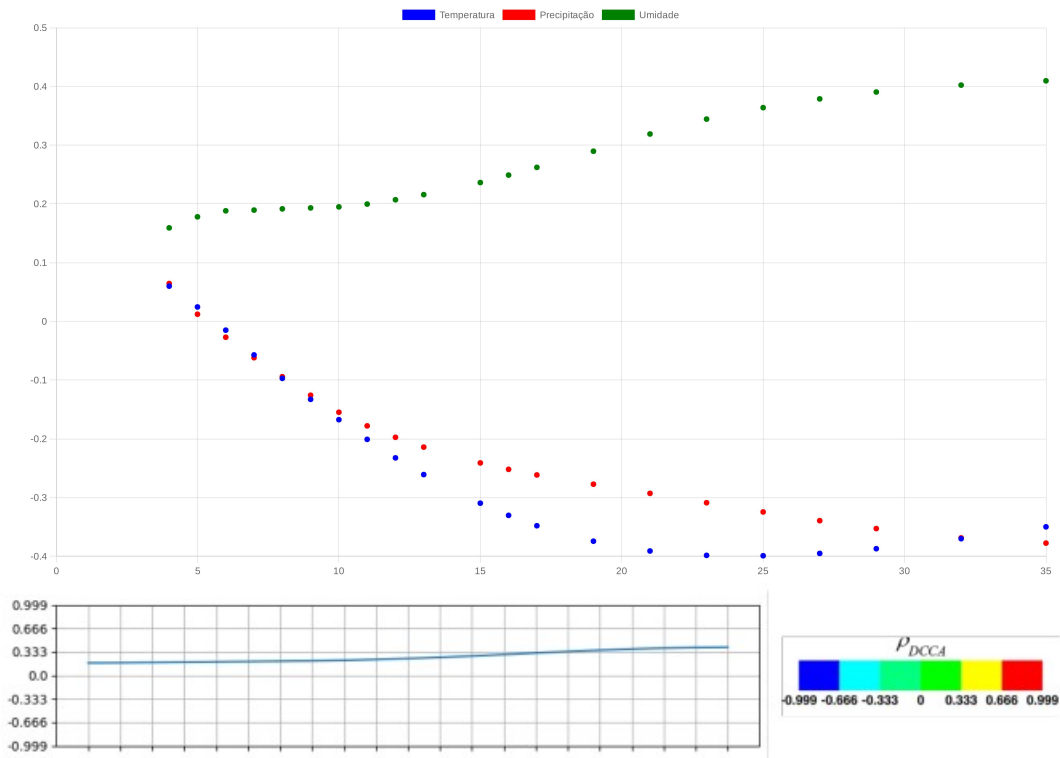


Figura 10 – Correlação entre umidade relativa do ar e casos de dengue.

Tabela 2 – Intervalos de correlação cruzada sem tendência.

Condição	ρ_{DCCA}
Fraco	$\pm 0,000 \mapsto \pm 0,333$
Médio	$\pm 0,333 \mapsto \pm 0,666$
Forte	$\pm 0,666 \mapsto \pm 0,999$

No contexto específico de Alagoinhas e com base nos dados obtidos, conforme apresentado na figura 10, identificamos um padrão de anticorrelação localizado (representado pela cor azul) com um valor aproximado de $n \approx 2$, nas janelas aproximado de $n \approx 32$, é possível observar uma correlação para a umidade, enquanto a dinâmica é mais fraca para as variáveis de temperatura e precipitação. Essas observações evidenciaram que a umidade exerce uma influência mais significativa nos casos de dengue na região de Alagoinhas em comparação com outras variáveis climáticas.

A importância de considerar a umidade como um fator-chave no entendimento da correlação com casos de dengue na localidade em questão, através do método ρ_{DCCA} , fornece informações que podem orientar a formulação de estratégias efetivas para a prevenção e controle da doença, buscando minimizar seu impacto na comunidade e promover uma saúde pública mais eficaz.

6.3 Conclusão

A convergência de várias pesquisas para um centro comum sobre a relação entre clima e incidência de dengue é motivada por evidências científicas convincentes que apontam para a influência de certos fatores climáticos na disseminação da doença. Nesse contexto, torna-se evidente que as ações humanas e o aquecimento global desempenham papéis cruciais nas mudanças dos habitats, impactando diretamente o comportamento do mosquito vetor, o desenvolvimento do vírus e a viabilidade da transmissão.

Neste capítulo aplicamos o coeficiente de correlação cruzada sem tendência, ρDCCA , para medir a correlação dois por dois dessas séries não estacionárias, o fato interessante observado durante a aplicação do método, é que, diferente do que afirma a literatura, o fator predominante na incidência de casos de dengue no município de Alagoinhas-BA, é uma correlação direta positiva com umidade relativa do ar - UR e a existência de uma correlação inversa entre a temperatura do ar e precipitação, sendo comparado através dos dados semanais. Além disso, buscou-se demonstrar a relevância da influência de um elemento climático específico no desenvolvimento do mosquito *Aedes aegypti* e suas principais implicações na transmissão da doença.

No entanto, é importante destacar que este é apenas o primeiro passo em um processo contínuo de pesquisa e investigação, estudos adicionais são necessários para aprofundar a compreensão das complexas interações entre as variáveis climáticas e a transmissão da dengue. Além disso, as considerações de outros fatores, como comportamentais e socioeconômicos, também é essencial para uma compreensão mais completa do cenário epidemiológico.

7 Considerações Finais

7.1 Introdução

A população do *Aedes aegypti* é altamente dinâmica, variando de ano para ano de acordo com as condições climáticas e outros fatores ambientais. A população desse vetor pode aumentar rapidamente em resposta as mudanças climáticas, como aumento da temperatura e principalmente a umidade relativa do ar ou em resposta ao aumento da disponibilidade de criadouros, que consequentemente é acompanhado por um aumento excessivo do vírus da dengue.

Além do mais, Municípios com mais de 50.000 habitantes proporcionam maiores indices de notificação de casos de dengue, cerca de 70%, devido a crescente densidade populacional pode aumentar as condições necessárias para o desenvolvimento do mosquito (CESAR; LABINAS, 2006). Hoje, Alagoinhas se encontra com uma densidade populacional de 153.023 habitantes, conforme mencionado no subcapítulo 5.2 e se encontra mais propensa pra maiores indices de disseminação da dengue.

Objetivo desta pesquisa não foi apenas analisar a correlação entre as variáveis climáticas temperatura do ar, umidade relativa do ar, precipitação médias semanais e casos de dengue no município de Alagoinhas, mas poder demonstrar a importância que um elemento climático influi no desenvolvimento do *Aedes aegypti* e suas principais implicações, bem como em poder analisar as duas séries temporais.

Não só aplicamos o ρ DCCA, como também utilizamos modelos de séries temporais para analisar os dados para determinar padrões recorrentes e tendências ao longo do tempo. Através da ferramenta python, geramos os gráficos para a comparação dos dados das séries temporais (variáveis climáticas e casos de dengue), e no decorrer observamos que a tendência evoluiu ao longo do tempo para ambas as séries, além disso, foram geradas a decomposição para entender a dinâmica de alterações do comportamento de uma série temporal.

Observou-se uma tendência crescente na UR, com os valores elevados nos períodos de 2019 no mês de agosto a dezembro e com valores reduzidos de janeiro a julho, em 2020 houve também uma tendência crescente com os valores elevados no mês de junho a dezembro e no mês de janeiro a maio com redução de valores na umidade relativa. Enquanto a sazonalidade se manteve em repetição no comportamento no período de tempo.

No entanto, quando existe um aumento na tendência da umidade relativa do ar, significa que a quantidade de água no ar está aumentando, fazendo com que haja mais

vapor de água na atmosfera, nestes casos, é possível notar que o ar fica mais denso e quente. Além disso, o alto nível de umidade podem desempenhar uma chance de ocorrência de novos casos na propagação da dengue e podem ser fundamentais para o desenvolvimento de medidas de prevenção eficazes.

O modelo aplicado através do ρ DCCA e python, para o desenvolvimento dos gráficos na comparação dos dados referente as duas séries temporais, demostram um desempenho satisfatório ao exibir as duas séries que evoluíram ao longo do tempo com a tendência e o elemento climático que influência na incidência da arbovirose. Embora, se faz necessário um olhar mais profundo na compreensão do impacto direto das condições climáticas e casos de dengue, para validar a existência direta dessa correlação, o que traz uma visão para trabalhos futuros.

7.2 Trabalhos futuros

Outros estudos podem ser realizados futuramente para dar continuidade a pesquisa e estimular o crescimento no âmbito científico de forma holística no contexto real. Serão apresentados abaixo, algumas propostas que poderão ser discutidos em estudos futuros:

- Estudar a dinâmica do comportamento da população do *Aedes aegypti* em relação às mudanças climáticas e como podem afetar a transmissão da dengue ao longo do tempo;
- Investigar a associação entre fatores climáticos e a incidência de dengue ao longo do tempo, indo além dos dados mais recentes, para abranger tendências a longo prazo;
- Investigar dados climáticos para prever variações sazonais nos casos de dengue;
- Desenvolver um algoritmo Machine Learning (ML) que analise os padrões climáticos e possíveis casos de dengue, que prediga os bairros mais vulneráveis ao surgimento de casos, os quais nunca foram observados antes, essa ferramenta pode ser usada para prevenir surtos de dengue e tratar a doença de maneira mais eficaz;
- Desenvolver robôs autônomos para catalogação de áreas propícias para a reprodução do vetor da dengue nos locais de risco, estes robôs poderiam detectar e indicar locais fora das áreas monitoradas com maior risco de casos e, assim, evitar possíveis surtos;
- Executar uma análise mais aprofundada dos dados da incidência de dengue em relação aos dados climáticos, a fim de obter respostas mais específicas para a correlação entre as variáveis;

- Formalizar um modelo estatístico de regressão que defina parâmetros de como a variável dependente (número de casos de dengue) é influenciada por covariáveis (variáveis climáticas);
- Desenvolver um trabalho com a prefeitura de Alagoinhas para aplicar um modelo padronizado em um banco de dados que só envolve as informações casos de dengue e situações climáticas da cidade, a fim de obter estratégias no combate e medidas preventivas na proliferação de dengue.

7.3 Conclusão

Cada vez mais, a ciência tem se voltado para a compreensão do impacto das condições climáticas sobre a incidência, prevalência e características da doença causada pelo *Aedes aegypti* em diversos locais, sendo um problema de Saúde Pública há muito tempo, devido ao grande número de casos que vem ocorrendo no Brasil, e principalmente, em cidades que tem problemas relacionados a infraestrutura. Não só fatores climáticos e infraestrutura que desempenham um papel relevante no desenvolvimento do *Aedes aegypti*, como outros fatores que excede na propagação desse vetor, comportamento humano e fatores ambientais.

Considerando os resultados obtidos na correlação entre as variáveis climáticas e os casos de dengue no Município de Alagoinhas, foi possível estabelecer a relação entre as duas séries temporais dentro do modelo proposto. Os resultados apontaram uma correlação positiva para a Umidade Relativa do Ar (UR) com os casos de dengue, situando-se na faixa média entre 0,333 e 0,666, representada pela cor amarela na escala de correlação, conforme discutido no capítulo 6. É importante destacar que, quando a umidade relativa do ar apresenta uma média acima de 70% a 100%, ela se configura como um dos fatores favoráveis para todas as etapas do desenvolvimento do ciclo de vida do mosquito *Aedes aegypti*, aumentando significativamente o risco de transmissão da dengue.

Como ocorreu no segundo semestre de 2021 que registrou o nível elevado na UR, porém as notificações de casos de dengue nesse ano foram baixos devido a pandemia COVID-19, acredita-se que houve um aumento excessivo de pessoas que contrairão a dengue, no entanto, ficou impossibilitado de fazer algum tipo de análise entre a UR e casos de dengue em 2021. De acordo com os dados e resultados apresentados durante a pesquisa, as variáveis climáticas tiveram uma certa influência na incidência de casos de dengue, e em 2019 e 2020 houve uma maior concentração na proliferação de dengue.

Outro ponto importante na abordagem da análise da série temporal no que diz respeito a sazonalidade e tendência, forneceram uma ampla avaliação no comportamento das duas séries temporais, onde a tendência se fez presente nas temperaturas com um leve

crescimento, a precipitação não obteve um crescimento significativo, porém houve oscilações ao longo do tempo, enquanto a umidade relativa do ar teve um crescimento favorável durante um determinado período de tempo. O mais interessante é que a tendência da UR aumentou quando as temperaturas foram diminuindo e a tendência das temperaturas foram aumentando quando a UR se encontrava baixa, já na sazonalidade manteve um comportamento com repetições e oscilações ao longo do tempo nas variáveis climáticas.

A compreensão e análise detalhada de todos esses elementos climáticos são de extrema importância para melhorar as estratégias de prevenção e controle eficaz da dengue, especialmente, compreender como o mosquito *Aedes aegypti* se comporta diante das variações climáticas, sendo essencial para mitigar os impactos causados pelo vetor.

Em suma, a pesquisa demonstrou que a umidade relativa do ar é um dos fatores mais influentes na expansão do vírus da dengue na região de Alagoinhas, revelando também o comportamento do *Ae. aegypti* diante das condições climáticas. No entanto, para alcançar resultados mais robustos e comparar a evolução da doença ao longo do tempo no Município, é necessário obter dados mais antigos de casos notificados de dengue, Infelizmente a cidade de Alagoinhas carece de uma base de dados completa referente às arboviroses, o que dificulta uma análise mais abrangente.

A continuidade das pesquisas nesse campo é de extrema importância para o avanço do conhecimento e o desenvolvimento de políticas mais abrangentes e fundamentadas em evidências. Essa abordagem é essencial para promover uma saúde coletiva mais segura e resiliente diante das doenças transmitidas por vetores, como a dengue.

Referências

- ABDULLAH, N. A. M. H. et al. The association between dengue case and climate: A systematic review and meta-analysis. *One Health*, Elsevier, p. 100452, 2022. Citado na página 44.
- ANDRADE, J.; BASCH, G. Clima e estado do tempo. factores e elementos do clima. classificação do clima. ICAAM-ECT Universidade de Évora, 2012. Citado na página 19.
- ARAÚJO, R. A. F.; UCHÔA, N. M.; ALVES, J. M. B. Influência de variáveis meteorológicas na prevalência das doenças transmitidas pelo mosquito aedes aegypti. *Revista Brasileira de Meteorologia*, SciELO Brasil, v. 34, p. 439–447, 2019. Citado na página 20.
- AZEVEDO, J. B. Análise do ciclo biológico do aedes aegypti (diptera: Culicidae) exposto a cenários de mudanças climáticas previstas pelo ipcc (intergovernmental panel on climate change). Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia-INPA, 2015. Citado na página 21.
- BALOCCHI, R.; VARANINI, M.; MACERATA, A. Quantifying different degrees of coupling in detrended cross-correlation analysis. *Europhysics Letters*, IOP Publishing, v. 101, n. 2, p. 20011, 2013. Citado na página 40.
- BORGES, A. C. P. Effects of climate change on aedes aegypti. Fundação Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, 2021. Citado na página 15.
- BRITO, A. d. A. Modelagem computacional de auto-correlação e correlações cruzadas aplicada em variáveis meteorológicas e simuladas. *Tese (Doutorado em Modelagem Computacional)-Senai Cimatec Programa de Pós-Graduação, Centro Universitário*, 2021. Citado na página 24.
- BRITO, L. d. L. et al. *Potencialidades da água de chuva no Semi-árido brasileiro*. [S.l.]: Petrolina: Embrapa Semi-Árido, 2007., 2007. Citado na página 43.
- CESAR, F. d. P. B.; LABINAS, A. A influência da temperatura na frequência e sazonalidade do mosquito aedes aegypti no município de ubatuba-sp. *Anais do XI Encontro Latino Americano de Iniciação Científica e VII Encontro Latino Americano de Pós-Graduação Universidade de Taubaté. Universidade do Vale do Paraíba*, p. 3043–3046, 2006. Citado na página 47.
- CODECO, C. et al. Infodengue: A nowcasting system for the surveillance of arboviruses in brazil. *Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique*, v. 66, p. S386, 2018. ISSN 0398-7620. European Congress of Epidemiology “Crises, epidemiological transitions and the role of epidemiologists”. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0398762018311088>>. Citado na página 36.
- COSTA, A. M. G. da et al. Análise da dinâmica de longo prazo do recurso solar no território brasileiro utilizando decomposição de séries temporais e técnicas de estatística multivariada. Universidade Federal de Minas Gerais, 2019. Citado na página 30.

- COSTA, R. C. d. Modelagem de baterias de chumbo-ácido utilizando séries temporais dfa, dcca e pdcca no contexto automotivo. Centro Universitário SENAI CIMATEC, 2021. Citado na página 40.
- COURET, J.; BENEDICT, M. Q. A meta-analysis of the factors influencing development rate variation in *aedes aegypti* (diptera: Culicidae). *BMC ecology*, Springer, v. 14, p. 1–15, 2014. Citado na página 20.
- COUTINHO, H. S. et al. Temporal trend, space risk and factors associated with the occurrence of dengue in northeast brazil, 2009–2018. *Transactions of The Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, Oxford Academic, v. 116, n. 9, p. 853–867, 2022. Citado na página 14.
- FALCÃO, R. M. et al. Análise da variação da umidade relativa do ar do pico dabandeira, parque nacional alto caparaó, brasil. *VI Seminário Latino-Americano de Geografia Física, II Seminário Ibero-Americano de Geografia Física*, 2010. Citado na página 28.
- FERREIRA, P. et al. Detrended correlation coefficients between oil and stock markets: The effect of the 2008 crisis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 517, p. 86–96, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 40.
- FIGUEREDO MARCOS BATISTA E MONTEIRO, R. L. S. e. d. N. S. A. e. d. A. F. J. R. e. d. S. A. R. e. A. C. A. P. Análise da correlação entre variáveis climáticas e casos de dengue no município de alagoinhas/ba. Nature Publishing Group, v. 13. Citado na página 40.
- FILHO, A. M.; SILVA, M. D.; ZEBENDE, G. Autocorrelation and cross-correlation in time series of homicide and attempted homicide. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 400, p. 12–19, 2014. Citado na página 40.
- FILHO, A. S. N. Sistemas dinâmicos complexos: teorias e aplicações nas áreas da física, economia e biologia. Centro Universitário SENAI CIMATEC, 2018. Citado na página 40.
- FILHO, F. M. O. Amplitude da flutuação e correlação cruzada em sinais eletroencefalográficos: uma modelagem com a função de flutuação rms e o coeficiente de correlação cruzada ρ_{dcca} . Centro Universitário SENAI CIMATEC, 2019. Citado na página 29.
- FREITAS, A. F. d. et al. Clima urbano e sua relação com as arboviroses em João Pessoa. Universidade Federal da Paraíba, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.
- GUEDES, E.; FILHO, A. da S.; ZEBENDE, G. Detrended multiple cross-correlation coefficient with sliding windows approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 574, p. 125990, 2021. Citado na página 15.
- GUTIÉRREZ, J. L. Monitoramento da instrumentação da barragem de corumbá-i por redes neurais e modelos de box & jenkins. *Rio de Janeiro*, v. 146, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 27.
- JÁCOME, G.; VILELA, P.; YOO, C. Social-ecological modelling of the spatial distribution of dengue fever and its temporal dynamics in guayaquil, ecuador for climate change adaption. *Ecological Informatics*, Elsevier, v. 49, p. 1–12, 2019. Citado na página 15.

- KAKARLA, S. G. et al. Lag effect of climatic variables on dengue burden in india. *Epidemiology & Infection*, Cambridge University Press, v. 147, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.
- KRISTOUFEK, L. Measuring correlations between non-stationary series with dcca coefficient. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 402, p. 291–298, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 40.
- MARENGO, J. A.; BERNASCONI, M. Regional differences in aridity/drought conditions over northeast brazil: present state and future projections. *Climatic Change*, Springer, v. 129, n. 1-2, p. 103–115, 2015. Citado na página 14.
- MINISTÉRIO, d. S.; SAÚDE, S. de Vigilância em; EPIDEMIOLÓGICA, D. de V. Diretrizes nacionais para prevenção e controle de epidemias de dengue. *Ebook, Ministério da Saúde.*, 2009. Citado na página 14.
- MONTEIRO, R. L. S. Maiastatistics. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 41.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. *Análise de séries temporais: modelos lineares univariados*. [S.l.]: Editora Blucher, 2018. Citado na página 25.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de séries temporais*. *ebook*, 2006. Citado 3 vezes nas páginas 24, 27 e 29.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. d. C. *Análise de séries temporais*. [S.l.]: Blucher, 2022. Citado na página 27.
- NASCIMENTO, S. A. de M. et al. Estudo quali-quantitativo das águas subterrâneas no município de alagoinhas-bahia como componente do plano municipal de saneamento ambiental. *Águas Subterrâneas*, 2006. Citado na página 35.
- NOBRE, C. A.; MARENGO, J. A. Mudanças climáticas em rede: um olhar interdisciplinar. *e-book*, 2017. Citado na página 19.
- OLIVEIRA, M. F. d. et al. Estudo do comportamento antropofílico de mosquitos selvagens e transgênicos baseado em um modelo de reação-difusão-quimiotaxia. Universidade Federal da Paraíba, 2017. Citado na página 16.
- PALHINHAS, B. d. S. *Correlação entre Séries Temporais: Método DCCA*. Dissertação (Mestrado), 2021. Citado na página 40.
- PARMEZAN, A. R. S. Predição de séries temporais por similaridade. *Dissertação de Mestrado, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo*, 2016. Citado 3 vezes nas páginas 24, 26 e 31.
- PARMEZAN, A. R. S.; BATISTA, G. E. d. A. P. A. Descrição de modelos estatísticos e de aprendizado máquina para predição de séries temporais. 2016. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 29.
- PENG, C.-K. et al. Mosaic organization of dna nucleotides. *Physical review e, APS*, v. 49, n. 2, p. 1685, 1994. Citado 3 vezes nas páginas 35, 38 e 40.

- PIOVEZAN-BORGES, A. C. et al. Global trends in research on the effects of climate change on *aedes aegypti*: international collaboration has increased, but some critical countries lag behind. *Parasites & Vectors*, BioMed Central, v. 15, n. 1, p. 1–12, 2022. Citado na página 14.
- PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. *Physical review letters*, APS, v. 100, n. 8, p. 084102, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 40.
- QIAN, X.-Y. et al. Detrended partial cross-correlation analysis of two nonstationary time series influenced by common external forces. *Physical Review E*, APS, v. 91, n. 6, p. 062816, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 40.
- RAMALHO, W. M. Influencia do regime de chuvas na ocorrência do dengue em municípios brasileiros, 2002 a 2006. Programa de pós-graduação em saúde coletiva, 2008. Citado na página 20.
- RAMSFIELD, T. et al. Forest health in a changing world: effects of globalization and climate change on forest insect and pathogen impacts. *Forestry*, Oxford University Press, v. 89, n. 3, p. 245–252, 2016. Citado na página 14.
- REINHOLD, J. M.; LAZZARI, C. R.; LAHONDÈRE, C. Effects of the environmental temperature on *aedes aegypti* and *aedes albopictus* mosquitoes: a review. *Insects*, MDPI, v. 9, n. 4, p. 158, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 42.
- RIBEIRO, R. E. P. et al. Análise da tendência climática nas séries temporais de temperatura e precipitação de tucuruí-pará. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 7, n. 5, p. 798–807, 2014. Citado na página 28.
- SANTOS, M. d. O. et al. Correlações de longo alcance em séries temporais da velocidade e da direção do vento. Universidade Federal Rural de Pernambuco, 2010. Citado na página 40.
- SILVA, R. S. d. *A hipótese de eficiência nos mercados financeiros ASEAN-5*. Tese (Doutorado), 2021. Citado na página 15.
- SOARES, T. R. M. Análise de séries temporais para previsão do faturamento mensal de uma empresa. Universidade Federal de Uberlândia, 2019. Citado na página 31.
- SOUZA, C. et al. Predicting dengue outbreaks in brazil with manifold learning on climate data. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 192, p. 116324, 2022. Citado na página 14.
- TIBULO, C. et al. Modelos de séries temporais aplicados a dados de umidade relativa do ar. Universidade Federal de Santa Maria, 2014. Citado na página 24.
- URSULEAN, R.; LAZAR, A.-M. Detrended cross-correlation analysis of biometric signals used in a. *Elektronika ir Elektrotechnika*, v. 89, n. 1, p. 55–58, 2009. Citado na página 40.
- VASSOLER, R. T. Coeficiente dcca de correlação cruzada aplicado a séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar. Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 40.

- XU, C. et al. Understanding uncertainties in model-based predictions of aedes aegypti population dynamics. *PLoS neglected tropical diseases*, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 4, n. 9, p. e830, 2010. Citado na página 15.
- 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*, Elsevier, v. 400, p. 71–79, 2014. Citado na página 40.
- ZANATTA, I. F. S. et al. Climatologia. *Editora e Distribuidora Educacional S.A - ebook*, 2016. Citado na página 28.
- ZEBENDE, G. et al. ρ dcca applied between air temperature and relative humidity: An hour/hour view. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 494, p. 17–26, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 40.
- ZEBENDE, G. F. Dcca cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 390, n. 4, p. 614–618, 2011. Citado 5 vezes nas páginas 17, 23, 35, 38 e 39.
- ZHANG, Z.; ZHANG, K.; KHELIFI, A. *Multivariate time series analysis in climate and environmental research*. [S.l.]: Springer, 2018. Citado na página 19.