



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA



SILVANIA DONATO DA SILVA

**IMPACTO AMBIENTAL DA COVID-19 NAS DOENÇAS NEGLIGENCIADAS
(DENGUE, TUBERCULOSE, LEISHMANIOSE E HANSENÍASE) EXISTENTES NO
ESTADO DE ALAGOAS**

Maceió, AL

2024

SILVANIA DONATO DA SILVA

**IMPACTO AMBIENTAL DA COVID-19 NAS DOENÇAS NEGLIGENCIADAS
(DENGUE, TUBERCULOSE, LEISHMANIOSE E HANSENÍASE) EXISTENTES NO
ESTADO DE ALAGOAS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Alagoas, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Meteorologia.

Orientador: Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior

Maceió, AL

2024

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico

Bibliotecária: Taciana Sousa dos Santos – CRB-4 – 2062

S586i Silva, Sylvania Donato da.

Impacto ambiental da covid-19 nas doenças negligenciadas (dengue, tuberculose, leishmaniose e hanseníase) existentes no estado de Alagoas / Sylvania Donato da Silva. – 2024.

72 f. : il. color.

Orientador: José Francisco de Oliveira Júnior.

Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Alagoas. Instituto de Ciências Atmosféricas. Programa de Pós-Graduação em Meteorologia. Maceió, 202.

Bibliografia: f. 53-62.

Apêndices: f. 63-72.

1. Impacto ambiental. 2. Covid-19 (Pandemia). 3. Doenças negligenciadas - Alagoas. 4. Doenças endêmicas. I. Título.

CDU: 551.5 : 616-036.21



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS
COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

CERTIFICADO DE APRESENTAÇÃO

Nº de ordem: MET-UFAL-MS-202.

“IMPACTO AMBIENTAL DA COVID-19 NAS DOENÇAS NEGLIGENCIADAS (DENGUE, TUBERCULOSE, LEISHMANIOSE E HANSENÍASE) EXISTENTES NO ESTADO DE ALAGOAS.”

SILVANIA DONATO DA SILVA

Dissertação submetida ao colegiado do Curso de Pós-Graduação em Meteorologia da Universidade Federal de Alagoas – UFAL, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Meteorologia.

Aprovado pela Banca Examinadora composta por:

Documento assinado digitalmente
gov.br JOSE FRANCISCO DE OLIVEIRA JUNIOR
Data: 17/02/2024 11:52:54-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior
(Orientador)

Documento assinado digitalmente
gov.br HELIOFABIO BARROS GOMES
Data: 16/02/2024 20:39:53-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Heliofabio Barros Gomes
(Membro Interno)

Documento assinado digitalmente
gov.br WASHINGTON LUIZ FELIX CORREIA FILHO
Data: 16/02/2024 19:01:21-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Washington Luiz Félix Correia Filho
(Membro Externo)

Documento assinado digitalmente
gov.br DIMAS DE BARROS SANTIAGO
Data: 16/02/2024 16:31:51-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Dimas de Barros Santiago
(Membro Externo)

FEVEREIRO/2024

DEDICATÓRIA

Dedico, primeiramente, a Deus pela graça de mais uma conquista em minha vida, a minha família por todo apoio ao longo dessa caminhada, ao meu orientador, Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior, pelo incentivo e sabedoria e a todos os professores do ICAT/UFAL pelos conhecimentos ministrados, os quais foram muito valiosos para a minha formação acadêmica.

AGRADECIMENTOS

Ao Bom Deus pelo dom da vida e por me guiar em todos os momentos difíceis ao longo da caminhada e a Nossa Senhora por toda proteção.

Aos meus Santos de devoção: São Miguel Arcanjo, São padre Pio de Pietrelcina e São Donato, por suas intercessões.

A minha mãe, Valdira Pacheco, por suas orações, amor e cuidado.

Ao meu pai, João Donato, pelo exemplo de coragem.

Aos meus irmãos, Jessiane Donato e Sidney Donato, por todo apoio e pelas palavras de incentivo.

Ao meu esposo, José Erisnaldo, pela paciência.

A minha madrinha, Maria Margarida, por sua generosidade.

Aos meus gatos: Monza, Imola, Johnny e WoodMax, por preencherem meu coração com muito amor.

Ao meu orientador, Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior, pela orientação, paciência, compreensão, ensinamentos, confiança, sinceridade e bom humor.

Aos membros da banca examinadora: Prof. Dr. Hélio Fabio Gomes Barros, Prof. Dr. Washington Luiz Félix Correia Filho e Prof. Dr. Dimas de Barros Santiago, por dedicarem seu tempo.

A Universidade Federal de Alagoas, pela oportunidade de fazer o curso de Pós-Graduação e proporcionar suportes para esta conclusão.

A todos os professores do ICAT/UFAL, pelos ensinamentos e inspiração.

Ao DATASUS, SVS e SINAM por cederem gentilmente os dados.

A CLIMANALISE por ceder gentilmente os boletins climáticos mensais.

Ao IBGE por ceder gentilmente os dados socioeconômicos.

Se eu vi mais longe, foi por está sobre ombros de gigantes

(Isaac Newton)

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1. Localização das mesorregiões climáticas do Estado de Alagoas e sua respectiva altitude (m).....	21
Figura 2. Distribuição espacial do número total de casos Dengue nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.....	28
Figura 3. Distribuição espacial do número total de casos de Dengue nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.....	29
Figura 4. Distribuição espacial do número total de casos de Tuberculose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.....	30
Figura 5. Distribuição espacial do número total de casos de Tuberculose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.....	31
Figura 6. Distribuição espacial do número total de casos de Leishmaniose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.....	32
Figura 7. Distribuição espacial do número total de casos de Leishmaniose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.....	33
Figura 8. Distribuição espacial do número total de casos de Hanseníase nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.....	34
Figura 9. Distribuição espacial do número total de casos de Hanseníase nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.....	35
Figura 10. Dendrograma dos casos de COVID-19 na mesorregião Leste de Alagoas e o valor do CCC e o método de ligação (Centróide), respectivamente.....	37

Figura 11. Distribuição espacial dos grupos formados (G1 e G2) de casos de COVID-19 no Leste de Alagoas.....	38
Figura 12. Dendrograma dos casos de COVID-19 na mesorregião Agreste de Alagoas e o valor do CCC e o método de ligação (Média), respectivamente.....	39
Figura 13. Distribuição espacial dos grupos formados (G1, G2 e G3) de casos de COVID-19 no Agreste de Alagoas.....	40
Figura 14. Dendrograma dos casos de COVID-19 na mesorregião Sertão de Alagoas e o valor do CCC e o método de ligação (Média), respectivamente.....	41
Figura 15. Distribuição espacial dos grupos formados (G1, G2 e G3) de casos de COVID-19 no Sertão de Alagoas.....	42
Figura 16. Matriz de correlação entre o Total de COVID-19 no Estado de Alagoas e as variáveis sociodemográficas: população, IDH, GINI, densidade demográfica (hab./km ²) e área da unidade territorial (km ²) no período em estudo.....	43
Figura 17. Matriz de correlação (a) e o gráfico (b) entre os casos de COVID-19 na 1ª Onda e os dados climáticos: precipitação, umidade, pressão, velocidade do vento e temperatura no período em estudo.....	45
Figura 18. Matriz de correlação (a) e o gráfico (b) entre os casos de COVID-19 na 2ª Onda e os dados climáticos: precipitação, umidade, pressão, velocidade do vento e temperatura no período em estudo.....	46

LISTA DE TABELAS

	pág.
Tabela 1. Métodos de Ligação e os valores de CCC aplicados aos casos de COVID-19 obtidos das mesorregiões climáticas de Alagoas.....	36

RESUMO

O estudo avaliou o impacto ambiental da COVID-19 nas doenças negligenciadas existentes no Estado de Alagoas. Os dados das doenças negligenciadas (dengue, tuberculose, leishmaniose e hanseníase) e de COVID-19 foram obtidos do sistema DATASUS entre 03/2020 a 01/2023. Ambos os conjuntos de dados de saúde juntamente com dados censitários (IBGE - 2010) e climáticos (TerraClimate) foram submetidos às técnicas estatísticas descritiva e multivariada (análise de agrupamento - AA). No estudo foram confeccionados mapas no Quantum GIS (QGIS) versão 3.16. Os resultados da técnica de AA aplicada aos municípios das mesorregiões do Estado mostrou que o Leste formou dois grupos homogêneos (G_1 e G_2). As mesorregiões Agreste e Sertão formaram três grupos homogêneos (G_1 , G_2 e G_3) de casos de COVID-19. A doença mais impactada no cenário antes e durante a COVID-19 em Alagoas foi a dengue. No Leste, a dengue impactou Maceió, Penedo e Maragogi. No Agreste, apenas Arapiraca. A tuberculose, no leste impactou Maceió, seguido de Arapiraca no Agreste e no Sertão, apenas Santana do Ipanema e Delmiro Gouveia. A Leishmaniose apenas impactou Maceió. A Hanseníase impactou Maceió e União dos Palmares (Leste), seguido de Arapiraca no Agreste e no Sertão, Delmiro Gouveia e Santana do Ipanema. A correlação de Pearson mostrou que entre o Total de COVID-19 e as variáveis sociodemográficas foram positivas e com alta correlação ($r > 0.90$), a exceção foi índice de Gini ($r = 0.61$). As correlações entre o Total de COVID-19 por mesorregião e as variáveis sociodemográficas foram positivas, exceto o índice de Gini ($r = 0.47$). A correlação entre os casos de COVID-19 na 1ª onda e a precipitação ($r = -0.7$), umidade ($r = -0.63$) e temperatura ($r = -0.57$) foram negativas, exceto a pressão atmosférica ($r = 0.64$). Já na segunda onda a correlação entre COVID-19 e Pressão atmosférica permaneceu positiva ($r = 0.84$). Os resultados obtidos do Modelo de Regressão Linear Múltipla (MRLM) mostraram que Maceió, obteve correlação significativa entre os casos e a velocidade do vento (1ª onda) e a pressão de vapor d'água (2ª onda), seguido de Mata Grande entre a precipitação e os casos, apenas na 1ª onda e Palestina, com correlação significativa entre a precipitação, pressão de vapor e casos na 2ª onda. As exceções foram Penedo, Arapiraca e Palmeira dos Índios, sem correlação. Em suma, a COVID-19 impactou em Alagoas e ações são necessárias pós-pandemia para resguardar a população, principalmente a mais vulnerável socialmente.

Palavras-Chave: pandemia, COVID-19, impacto ambiental, doenças endêmicas, SIG.

ABSTRACT

The study evaluated the environmental impact of COVID-19 on neglected diseases in the State of Alagoas. Data on neglected diseases (dengue, tuberculosis, leishmaniasis and leprosy) and COVID-19 were obtained from the DATASUS system between 03/2020 and 01/2023. Both sets of health data along with census data (IBGE - 2010) and climate data (TerraClimate) were subjected to descriptive and multivariate statistical techniques (cluster analysis - AA). In the study, the maps were created using Quantum GIS (QGIS) version 3.16. The results of the AA technique applied to municipalities in the mesoregions of the State showed that the East formed two homogeneous groups (G1 and G2). The Hinterland and Arid Zone mesoregions formed three homogeneous groups (G1, G2 and G3) of COVID-19 cases. The disease most impacted in the scenario before and during COVID-19 in Alagoas was dengue. In the East, dengue impacted Maceió, Penedo and Maragogi. In Agreste, only Arapiraca. Tuberculosis in the east impacted Maceió, followed by Arapiraca in the Hinterland and Arid Zone, only Santana do Ipanema and Delmiro Gouveia. Leishmaniasis only impacted Maceió. Leprosy impacted Maceió and União dos Palmares (East), followed by Arapiraca in the Hinterland and Arid Zone, Delmiro Gouveia and Santana do Ipanema. The Pearson correlation (r) showed that between the Total COVID-19 and the sociodemographic variables were positive and with a high correlation ($r > 0.90$), the exception was the Gini index ($r = 0.61$). The correlations between Total COVID-19 by mesoregion and sociodemographic variables were positive, except for the Gini index ($r = 0.47$). The correlation between COVID-19 cases in the 1st wave and precipitation ($r = -0.7$), humidity ($r = -0.63$) and temperature ($r = -0.57$) were negative, except for atmospheric pressure ($r = 0.64$). In the second wave, the correlation between COVID-19 and atmospheric pressure remained positive ($r = 0.84$). The results obtained from Multiple Linear Regression Model (MRLM) showed that Maceió had a significant correlation between cases and wind speed (1st wave) and water vapor pressure (2nd wave), followed by Mata Grande between precipitation and cases, only in 1st wave and Palestine, with a significant correlation between precipitation, vapor pressure and cases in the 2nd wave. The exceptions were Penedo, Arapiraca and Palmeira dos Índios, with no correlation. In short, COVID-19 had an impact on Alagoas and actions are necessary post-pandemic to protect the population, especially the most socially vulnerable.

Keywords: pandemic, COVID-19, environmental impact, endemic diseases, GIS.

Sumário

	pág.
1. INTRODUÇÃO	12
2. OBJETIVOS	14
2.1 Geral.....	14
2.2 Específicos	14
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
3.1 - Impacto da COVID-19 no meio ambiente	15
3.2 - Modelagens matemática e estatística da COVID-19	17
3.3 – COVID-19 e as doenças negligenciadas	18
4. MATERIAIS E MÉTODOS	21
4.1. Localização e Caracterização da Área de Estudo	21
4.2 – Dados da COVID-19 e das Doenças Negligenciadas.....	22
4.3 – Dados do <i>TerraClimate</i>	22
4.4 – Metodologia ou Métodos.....	23
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
5.1 Impactos da COVID-19 nas Doenças Negligenciadas em Alagoas	27
5.2 Análise de Agrupamento aplicada as Mesorregiões de Alagoas	35
5.3 Padrões relacionais entre a COVID-19 e os dados sócio-demográficos e climáticos.....	42
6 – CONCLUSÕES	50
7 – RECOMENDAÇÕES	52
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	53
APÊNDICE	63

1. INTRODUÇÃO

Ao final de 2019, a COVID-19 tem seus primeiros casos relatados na cidade de Wuhan, província Hubei na China e, depois de alguns meses atingiu o mundo inteiro. O vírus SARS-CoV-2 (*Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2*) é responsável pela COVID-19 (LIMA e PEDROSO, 2020). A COVID-19 é de fácil transmissão e surpreendeu o mundo em 2020, onde todas as nações tiveram que lidar com a pandemia. A COVID-19 causou o fechamento do comércio, impactou no turismo e nas mais diversas instituições públicas e privadas do mundo, e ainda colocou todas as pessoas em condição de quarentena, isolamento e distanciamento social (lockdown) - (SILVA e TEIXEIRA, 2020).

A pandemia de COVID-19 agravou os problemas cotidianos da sociedade em diversos países, principalmente no Brasil (FALUME e RAMÍREZ-SÁNCHEZ, 2022). A disseminação do vírus da COVID-19 no ambiente pode ter sido agravada pela falta de saneamento básico e o simples hábito de lavar as mãos (VILARINHO et al., 2022). Vale ressaltar que fatores ambientais e climáticos, tais como, temperatura e umidade do ar, aerossóis, velocidade do vento e poluição atmosférica também influenciaram na disseminação da COVID-19 no mundo (CHATKIN e GODOY, 2020).

É sabido que para estudar os mecanismos pelos quais as doenças se espalham se faz necessário o uso de modelos matemáticos e estatísticos com viés epidemiológicos, que ajudam no entendimento da dinâmica de transmissão e da dispersão espacial, assim como nas projeções em curto e longo prazo (ALMEIDA, 2022). No caso da COVID-19, alguns estudos se basearam em estatísticas descritiva e exploratória (distribuição de frequências, médias, máximo, percentual, desvio padrão e boxplot), multivariada (análise de agrupamento - AA e modelos de regressão linear múltipla - MRLM) e tendências (média, mediana, moda e Mann-Kendall e Curvatura *Sen*) e no uso de inteligência artificial (redes neurais artificiais - RNA, *machine learning* - ML e *deep learning* - DL), principalmente nos centros urbanos, sendo as populações urbanas vulneráveis (KRONBAUER, 2020; NASCIMENTO et al., 2020; MAIRINQUE, 2021; FURLETTI et al., 2022).

Com a COVID-19 no Brasil, algumas doenças endêmicas foram “negligenciadas”. Tais doenças afetam diretamente as populações vulneráveis socialmente, principalmente as que residem nas áreas urbanas, onde sofrem com diversos tipos de carência, por exemplo, saneamento básico, água potável, acesso aos serviços de saúde, educação e moradia (CONCEIÇÃO, 2021). Geralmente, essas doenças são subnotificadas, devido à redução na capacidade de testagem, na menor procura dos serviços de saúde, na suspensão de atividades educativas e de promoção em saúde, entre outros (SANTOS et al., 2021b). De acordo com o DATASUS (2022), as doenças negligenciadas encontradas no Estado de Alagoas são: i) dengue, ii) leishmaniose, iii) tuberculose e iv) hanseníase.

Estudo anterior sobre a tuberculose em Alagoas apontou que a maior concentração da tuberculose ocorreu no Leste Alagoano, na Região Metropolitana de Maceió (RMM), devido o crescimento desordenado, habitacionais insalubres, maior aglomeração de pessoas, que contribuem para o aumento da transmissão da tuberculose (SANTOS et al., 2019a). A dengue é uma doença negligenciada que persiste como um grave problema de saúde pública no Brasil (Lira et al., 2021) e, principalmente em Alagoas (Silva et al., 2021c), sendo uma enfermidade endêmica cujo agente transmissor consegue infestar 100% dos municípios (OLIVEIRA-JÚNIOR et al., 2023).

O estado de Alagoas é caracterizado como uma área endêmica de leishmaniose, que também é uma doença negligenciada, visto que distorcem o quadro epidemiológico, além dos diagnósticos incorretos, alterações de resposta do hospedeiro e pluralidade de agentes etiológicos envolvidos (SILVA et al., 2021a). Já, os estudos sobre hanseníase em Alagoas mostraram que houve uma redução significativa no número de casos notificados, devido ao diagnóstico precoce e as estratégias de prevenção (MELO et al., 2022).

Portanto, esse estudo tem como relevância, analisar com base em ferramentas estatísticas e SIG (Sistema de Informação Geográfica), se a COVID-19 teve impacto ambiental nas doenças negligenciadas existentes no Estado de Alagoas, quais doenças foram impactadas e quais os municípios do Estado obtiveram os maiores indicativos de casos da COVID-19, e se a COVID-19 tem padrão relacional com os indicativos sociodemográficos, climáticos e geoambiental.

2. OBJETIVOS

2.1 Geral

AVALIAR o impacto ambiental no número de registros de notificações de doenças negligenciadas durante a COVID-19 no Estado de Alagoas.

2.2 Específicos

- **IDENTIFICAR** os grupos homogêneos dos casos de COVID-19 e das doença(s) negligenciada(s) nas mesorregiões do Estado de Alagoas.
- **DETECTAR** qual(is) municípios foram mais impactado(s) por cada mesorregião na notificação de doença(s) negligenciada(s) durante a COVID-19 no Estado de Alagoas.
- **AVALIAR** a partir da matriz de correlação e da Regressão Múltipla qual(is) indicadores sociodemográficos, climáticos e geoambientais agravaram a COVID-19 durante a 1ª e 2ª onda no Estado de Alagoas.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 - Impacto da COVID-19 no meio ambiente

No final de 2019, o vírus SARS-CoV-2 , que causa a COVID-19, causou uma pandemia no mundo, sendo um dos grandes desafios do século XXI (BARROSO e BORGES, 2020; SOUZA et al., 2021). A COVID-19 acometeu mais de 100 países nos cinco continentes e seus impactos ainda são inestimáveis, pois afetou direta e/ou indiretamente a saúde e a economia da população mundial sem precedente (BRITO et al., 2020; LIMA, 2021).

Vale destacar que alguns fatores sociodemográficos, geoambientais e climáticos, influenciaram no agravamento da COVID-19 no Brasil, tais como, ações antropogênicas, o clima da região, o tamanho e o comportamento da população com relação à circulação, o meio ambiente, a cultura de cada região, o nível de conhecimento das pessoas sobre o agente etiológico e a doença (ALMEIDA e LIMA, 2021; LINDEMANN et al., 2021; CRUZ, 2022). A COVID-19 gerou impactos ambientais positivos, como a melhoria da qualidade do ar e dos recursos naturais, mas também provocou impactos negativos, por exemplo, as pessoas passaram mais tempo em casa, com isso, houve maior consumo de comida, água, energia, serviços como comunicação, e assim gerou muitos resíduos. Sendo que, o lixo gerado, figura-se entre um dos impactos mais significativos ao meio ambiente (CONJO et al., 2021).

Este cenário de pandemia agravou ainda mais problemas já existentes no cotidiano da sociedade relacionados à poluição ambiental tais como, poluição dos solos, a lixiviação de poluentes para águas superficiais e subterrâneas, perda da biodiversidade, poluição visual, e proliferação de doenças (TARDIM e ALMADA, 2022). Vale ressaltar o descarte de máscaras descartáveis e respiradores pela população em geral, que não possui treinamento de uso e descarte desses equipamentos de proteção individual (EPI's), que por sua vez são descartadas em aterros sanitários e podem ser transportadas pelo vento para outros ambientes (ROCHA, 2021). Outro fator que contribuiu para a disseminação do vírus da COVID-19 no ambiente foi à falta de tratamento do esgoto, que por sua vez infectou a população altamente vulnerável (AFFONSO et al., 2021).

De acordo com Miranda (2021), fatores ambientais e climáticos, tais como temperatura da superfície, umidade do ar, aerossóis, alta velocidade do vento e poluição do ar, também podem ter influenciado na disseminação da COVID-19, visto que baixas temperaturas se relacionam com a rápida propagação do vírus, a alta velocidade do vento contribui para o aumento de casos do COVID-19, e a poluição do ar impulsiona o aumento da disseminação viral (GONZAGA e FREITAS, 2020).

A primeira fase (1ª onda) da pandemia no Brasil aconteceu de fevereiro a novembro de 2020 e foi caracterizada pela expansão da transmissão do COVID-19 nas capitais e, principalmente nas áreas metropolitanas em direção a áreas periféricas, seguido de pequenas cidades e zonas rurais, com um movimento gradual de interiorização com evidente subnotificação de casos (BARCELLOS e XAVIER, 2022). Nesse primeiro momento, governos estaduais adotaram políticas de distanciamento social relativamente rígidas acompanhado de medidas adicionais de prevenção, principalmente, a utilização de máscaras, adoção de protocolos de higienização, proibição de eventos, suspensão total de atividades de ensino presencial e regras para o funcionamento de vários tipos de estabelecimento (SILVA et al., 2020).

A segunda fase (2ª onda) aconteceu de novembro de 2020 a dezembro de 2021, ela foi caracterizada pela transmissão local, ou seja, pessoas sem histórico recente de viagens internacionais ficaram doentes. Esta fase foi caracterizada por resultados aumentados de letalidade e mortalidade com altas taxas de ocupação de leitos de Unidade de Terapia Intensiva (UTI) e falta de equipamentos e insumos. Com medidas isoladas de distanciamento físico e social e o uso de máscaras adotadas pelos governos estaduais e municipais, no final desse período da 2ª onda, houve uma redução relativa do número de casos e de óbitos (SOUSA al., 2021b).

A terceira fase (3ª onda) aconteceu de dezembro de 2021 a maio de 2022, foi uma consequência da diminuição ou eliminação dos cuidados de proteção individuais e coletivos, em função do estresse que a pandemia da COVID-19 causou no sistema de atenção à saúde (MENDES, 2020), sendo assim, a terceira onda atingiu pessoas portadoras de condições crônicas como doenças cardiovasculares, diabetes, doenças respiratórias, doenças oncológicas, obesidade, doenças renais crônicas e fragilidade dos idosos (EMAMI et al., 2020).

A rápida contaminação mundial da COVID-19 enfatizou a necessidade de desenvolver uma vacina eficaz para prevenir e controlar a transmissão da doença. A vacinação contra COVID-19, independente do imunizante utilizado, contribuiu para redução do número de casos graves, internações e óbitos causados pela doença (BEE et al., 2022). O rápido desenvolvimento de vacinas contra a COVID-19 representou um importante avanço da ciência e da saúde pública mundial (SOUZA e BUSS, 2021). A vacina foi uma ferramenta eficaz para mitigar os impactos da pandemia e prevenir o desenvolvimento da doença em grandes populações a um custo relativamente baixo (SENHORAS, 2021).

No Brasil, a cobertura vacinal se iniciou em fevereiro de 2021 e começou por dois grupos prioritários: profissionais da saúde por estarem na linha de frente e população idosa, pelo maior risco de morte por COVID-19, especialmente entre os portadores de doenças crônicas (FILHO et al., 2021).

3.2 - Modelagens matemática e estatística da COVID-19

A modelagem de doenças infecciosas é uma ferramenta que tem sido utilizada para estudar os mecanismos pelos quais as doenças se espalham, o que torna importante o estudo de modelos matemáticos de epidemias, pois estes se tornarão ferramentas que ajudarão no entendimento e desenvolvimento de estratégias no avanço da epidemia e tomada de decisões que afetarão a população em geral (KURZ et al., 2021). Na literatura científica, são encontrados diversos modelos matemáticos não lineares e lineares que podem ser utilizados para descrever dados epidemiológicos, tais modelos são adequados para modelar, por exemplo, os números de casos confirmados de COVID-19 (SANTOS, et al., 2020).

Esses modelos resultantes no acompanhamento e previsões do desenvolvimento da pandemia permitem análise do impacto e do avanço da COVID-19 e suas consequências na saúde da população e na economia (cidades, estados e países) e áreas da sociedade (comércio, escolas, indústrias e governo) - (COUTO et al., 2021; DIAS et al., 2020; VALLE, 2021). Assim, a modelagem matemática ajuda na compreensão e interpretação dos dados a ser modelados, e comparar esses resultados com os observados (LEDO et al., 2020). Dessa forma, durante esse cenário de pandemia, a matemática, acompanhada com seus gráficos, modelos de

previsão e estatísticas, entrou nos noticiários mostrando a média, a taxa de transmissibilidade e taxa de letalidade da COVID-19 (VALERIO, 2021). Com esses modelos é possível determinar parâmetros e projetar a evolução da pandemia da COVID-19, tendo assim um melhor conhecimento de seu desenvolvimento em locais diferentes (FRANCO e DUTRA, 2020).

Diante do cenário da pandemia da COVID-19, foi usados estudos como a estatística descritiva para entender a maior concentração de casos nos centros urbanos, as características das cidades, das populações urbanas e quais populações são mais vulneráveis (LEIVA et al., 2020). A estatística é um conjunto de técnicas usadas para: coletar, organizar, classificar, determinar, agregar, analisar dados e tabelas, gráficos e fazer cálculos e interpretações de coeficientes, facilitando assim a descrição e os resultados para uma melhor compreensão dos casos estudados de COVID-19 (WATZECK, 2022).

Para se analisar semelhança entre o número de casos de uma doença, é usado a Análise de Agrupamento (AA) ou Análise de Cluster (AC), sendo uma técnica multivariada que tem como objetivo repartir os indivíduos em grupos homogêneos que possuem características semelhantes, de forma que, os elementos incluídos no mesmo grupo sejam similares entre si em relação às variáveis, e os elementos em grupos diferentes sejam heterogêneos em relação a estas mesmas variáveis (PEREIRA et al., 2019).

3.3 – COVID-19 e as doenças negligenciadas

Com a COVID-19 no Brasil, algumas doenças endêmicas se tornaram “negligenciadas”. Tais doenças afetam diretamente as populações mais vulneráveis socialmente, principalmente as populações residentes nas áreas urbanas, que sofrem com diversos tipos de carência, por exemplo, escolaridade, saneamento básico, água potável, acesso aos serviços de saúde e moradia (YAMASHITA, 2021). Geralmente, essas doenças são subnotificadas, devido à redução na capacidade de testagem, na menor procura dos serviços de saúde, na suspensão de atividades educativas e de promoção em saúde, entre outros (CAPPELARI e MENEGHEL, 2021).

As doenças emergentes e negligenciadas são um dos principais problemas de saúde pública nos países em desenvolvimento, principalmente na América Latina e na África, devido à gravidade dos sintomas e à letalidade (SILVA et al., 2021b). Na América Latina, principalmente, o Brasil foi gravemente afetado por elas, particularmente pelas doenças ligadas as arboviroses, tais como, zika, dengue, febre amarela e *chikungunya*. Nas duas últimas décadas, a rápida disseminação dessas doenças no Brasil e o risco da reurbanização da febre amarela no país, com destaque nas Regiões Metropolitanas (RM), tornou-se uma preocupação importante para os formuladores de políticas públicas (HOMMA, et al., 2020).

O cenário da pandemia da COVID-19 pode ter contribuído para agravar de forma considerável a invisibilidade de pessoas com doenças negligenciadas. A pandemia aumentou significativamente as barreiras para pessoas que antes já eram vulneráveis (MOROSINI, 2020). Essas doenças também apresentam indicadores inaceitáveis e investimentos reduzidos em pesquisas, produção de medicamentos, testes diagnósticos, vacinas e outras tecnologias para sua prevenção e controle (NASCIMENTO et al., 2021a).

A pandemia da COVID-19 causou impactos nas notificações das doenças negligenciadas em todo o país, e assim um aumento dos casos no pós-pandemia, diminuição do número de internações e aumento na mortalidade (NETO et al., 2023). Neste período de pandemia uma grande parte dos serviços de saúde, tanto na atenção primária em saúde quanto a nível hospitalar, passaram por mudanças no perfil de atendimento dos serviços de modo a contemplar além das atividades básicas, também os pacientes acometidos pela COVID-19 e suas complicações (JARDIMET al, 2021).

Sallas et al., (2022) mostraram que houve significativa diferença no número de notificações compulsórias de doenças, agravo e eventos de saúde pública (DAEs) registradas pela Rede Nacional de Vigilância Epidemiológica Hospitalar (Renaveh) do Brasil entre o período pré-pandêmico, de 2017 a 2019, e no decorrer da pandemia, em 2020, com um decréscimo de aproximadamente 150 mil notificações. A hipótese da associação entre a pandemia e o decréscimo das notificações foi reforçada pela redução em mais de mil registros por semana epidemiológica a partir do momento em que a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou a pandemia pelo SARS-CoV2.

A pandemia COVID-19 afetou diretamente as ações de vigilância e controle das doenças negligenciadas. As medidas preconizadas pelo Ministério da Saúde e efetivadas no Brasil, com o intuito de diminuir a transmissão do novo Coronavírus, podem ter interferido na subnotificação das arboviroses (PAULA et al., 2023). Dentre tais medidas, destacam-se as ações de vigilância e controle de zoonoses, pois a fiscalização nas residências para inspeção, além do período de isolamento populacional e o receio da população na busca por auxílio médico em meio à pandemia (LISBOA, et al., 2022). No período em que foram intensificadas as ações de combate da COVID-19, percebeu-se uma redução nas notificações de dengue no Brasil, especialmente num período em que historicamente é verificado um aumento de casos devido a sazonalidade da dengue no Brasil (SOUSA et al., 2022).

No caso das leishmanioses, deve-se destacar o impacto da pandemia nas ações de busca ativa, detecção precoce e tratamento de casos, bem como em outras atividades de campo (MARQUES et al., 2022). Estudo feito por Mendonça et al., (2022), observaram que a COVID-19 criou dificuldades para o atendimento e tratamento dos pacientes com hanseníase nas unidades de saúde da atenção primária, com atrasos em agendamentos, remarcações de consultas, prorrogações de tratamento devido à falta de medicação, dificuldades na avaliação de contatos e busca ativa de novos casos, contribuindo para gerar um impacto negativo no programa, e conseqüentemente no sistema de saúde.

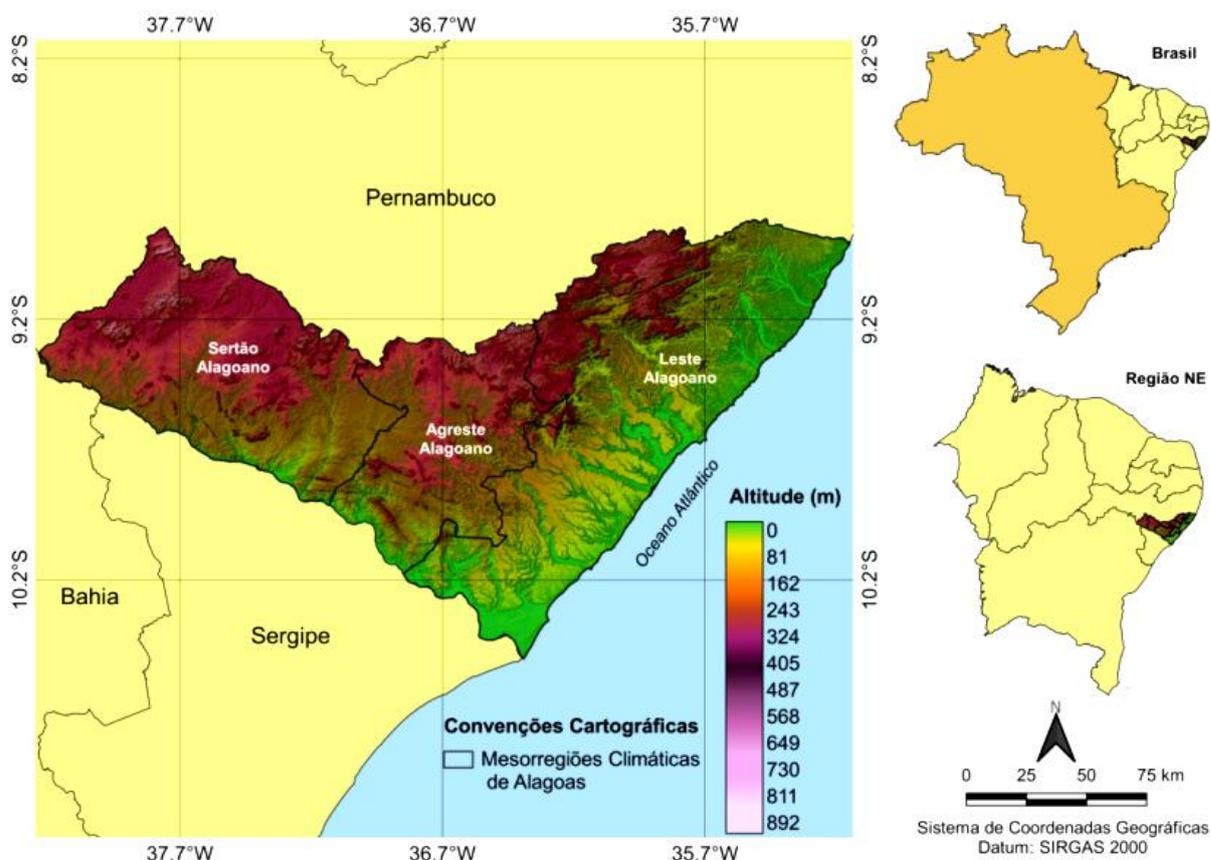
Estudo realizado por Silva et al., (2022), no período de 2020 e 2021, identificaram uma diminuição das notificações da tuberculose no Brasil, sendo consequência da COVID-19, com subnotificação dos casos, com isso, o planejamento das ações de prevenção e controle epidemiológicos são diretamente impactadas pela subnotificação.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Localização e Caracterização da Área de Estudo

O Estado de Alagoas é localizado entre as latitudes 8°48'54" e 10°30'09" S, e as longitudes de 35°09'09" e 38°15'54" W, com altitudes inferiores a 850 m. Alagoas pertence à região Nordeste do Brasil (NEB), sendo o segundo menor estado do país com uma área de 27.993 km², correspondente à cerca de 0,32% do território do Brasil. Limita-se ao Norte (N) e a Oeste (W) com o Estado de Pernambuco; ao Sul (S), com os Estados de Sergipe e Bahia; a Leste (E), com o Oceano Atlântico, e, a Sudoeste (SW), com o Estado da Bahia e o Rio São Francisco (SILVA, 2022) - (Figura 1). Atualmente, o Estado está dividido geopoliticamente em 102 municípios em três mesorregiões climáticas (Leste, Agreste e Sertão Alagoano) e com uma população estimada de 3.127.683 pessoas (IBGE, 2022).

Figura 1 - Localização das mesorregiões climáticas do Estado de Alagoas e sua respectiva altitude (m).



Fonte: Autora, 2023.

O clima de Alagoas é classificado como Tropical Atlântico, por causa de sua localização entre os trópicos e proximidade do Oceano Atlântico. O clima de Alagoas é dividido como: úmido (Maceió e extremo norte), subúmido (Leste) e semiárido (Centro e Oeste). A amplitude térmica média é 6°C com temperaturas entre 21°C e 27°C (LIMA et al., 2018; MADEIROS, 2019).

4.2 – Dados da COVID-19 e das Doenças Negligenciadas

Os dados das doenças negligenciadas (dengue, tuberculose, leishmaniose e hanseníase) existentes no Estado de Alagoas foram obtidos a partir do DATASUS e do Sistema de Informação de Agravos de Notificação – (SINAM via Secretária) de Vigilância em Saúde (SVS) e os dados de COVID-19, foram tirados do site do Ministério da Saúde, no seguinte endereço eletrônico: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>. Os dados das doenças negligenciadas compreendem o período de janeiro de 2018 a dezembro de 2021 (período máximo de dados notificados) e são dados mensais. Os dados da COVID-19 compreendem o período de março de 2020 a janeiro de 2023 e são dados diários.

4.3 – Dados do *TerraClimate*

O *TerraClimate* fornece um conjunto de dados global, abrangente, de alta resolução e em grade de variáveis de clima mensal e balanço hídrico climático (BHC) que abrange o período de 1958 a 2021. Esse conjunto de dados permite análises em escala de alta resolução das interações complexas entre o clima e os ecossistemas, com resolução espacial de aproximadamente 4 km (1/24°) (ABATZOGLOU et al., 2018). O conjunto de dados *TerraClimate* é dividido em variáveis climáticas primárias e secundárias. As variáveis climáticas primárias são temperatura máxima (T_{max} , °C), temperatura mínima (T_{min} , °C), pressão de vapor (e , hPa), precipitação total (P , mm), radiação de ondas curtas (R_s) de superfície descendente (R_s , $W.m^{-2}$) e velocidade do vento (U , $m.s^{-1}$).

Já as variáveis climáticas secundárias são a evapotranspiração de referência (ET_o) (modelo padronizado ASCE Penman-Monteith), escoamento, evapotranspiração real (ET_r), deficiência hídrica climática (CWD, mm), umidade do

solo (us, cm), e déficit de pressão de vapor (VPD, hPa). O site para acesso a plataforma de dados é no seguinte endereço eletrônico: <https://climatetoolbox.org/tool/Data-Download>. No estudo foi usado o período similar aos dos dados de COVID-19 no Estado de Alagoas.

4.4 – Metodologia ou Métodos

Ambos os conjuntos de dados foram submetidos à estatística descritiva (média e desvio padrão), Análise de Agrupamento (AA), matriz de correlação juntamente com os dados climáticos do *TerraClimate*, e o modelo de regressão linear múltipla (MRLM). No estudo os dados sociodemográficos e geoambientais foram obtidos do IBGE (IBGE, 2022), no seguinte endereço eletrônico: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/al/panorama>.

A média de um conjunto de dados é a medida de tendência central encontrada pela soma de todos os valores, e esta soma é dividida pelo número total de valores. A média é considerada o ponto de equilíbrio no conjunto de dados. Se as observações em uma amostra de tamanho n são $x_1 + x_2 + \dots + x_n$, a média amostral é calculada pela seguinte expressão (PINTO e SILVA, 2020). Conforme a Eq. (1):

$$\bar{X} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (1)$$

O desvio-padrão (DP) é definido como a raiz quadrada da média aritmética dos quadrados dos desvios, ou seja, a raiz quadrada da variância. Se o DP é calculado usando todos os elementos da população é simbolizado por σ (Eq. 2); o desvio-padrão populacional é um parâmetro. Se o DP é calculado a partir de uma amostra, este é representado pelo símbolo s , chamado desvio-padrão amostral, e é considerado um estimador (PINTO e SILVA, 2020). É representado por Eq. (3):

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N}} \quad \text{Desvio-padrão populacional} \quad (2)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad \text{Desvio-padrão amostral} \quad (3)$$

Para analisar a aglomeração dos casos notificados de COVID-19 no Estado de Alagoas, foi usado a técnica de AA, que é um método de análise multivariada, aplicado para identificar estruturas de classificação ou reconhecimento de grupos (WARD, 1963). Para a classificação dos grupos, o método Euclidiano foi utilizado como medida de distância (CORREIA FILHO e ARAGÃO, 2014; LYRA et al. 2014; BRITO et al. 2016), segundo a Eq.(4):

$$d_{ab} = \left[\frac{1}{N_{ab}} \sum_{j=1}^{N_{ab}} (X_{aj} - X_{bj})^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

Em que, X_{aj} é a j-ésima característica da i-ésima observação; X_{bj} é a j-ésima característica da enésima observação; e N_{ab} é o número de municípios com casos notificados de COVID-19 no Estado de Alagoas.

Em relação às técnicas hierárquicas e aglomerativas, existem vários métodos ou critérios de agrupamento:

Ward - a similaridade é baseada na soma dos desvios quadráticos em relação à média do grupo - (WARD, 1963), dado pela Eq. (5).

$$W = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{N_k} (X_{ijk} - X_{jk})^2 \quad (5)$$

em que, X_{ijk} é o valor da j-ésima variável para o i-ésimo das observações, N_k dos grupos K e X_{jk} é o valor médio.

Simples - consiste em considerar que a distância entre dois grupos é a menor distância entre um objeto de um grupo e um objeto do outro grupo (OLIVEIRA, 2016), dado pela Eq. (6).

$$D_{UV} = \min_{\substack{i \in U \\ j \in V}} d_{ij} \quad (6)$$

Completo - consiste em considerar que a distância entre dois grupos é a maior distância entre um objeto de um grupo e um objeto do outro grupo (OLIVEIRA, 2016), dado pela Eq. (7).

$$D_{UV} = \max_{\substack{i \in U \\ j \in V}} d_{ij} \quad (7)$$

Média - consiste em considerar que a distância entre dois grupos é a média de todas as distâncias entre pares de observações (um em cada grupo) (OLIVEIRA, 2016), dado pela Eq. (8).

$$D_{UV} = \frac{1}{n_U n_V} \sum_{i=1}^{n_U} \sum_{j=1}^{n_V} d_{ij} \quad (8)$$

McQuitty, é dado pela Eq. (9).

$$D_{(UV)W} = \frac{D_{UW} + D_{VW}}{2} \quad (9)$$

em que, $D_{(UV)W}$ é a distância entre o agrupamento (UV) e o agrupamento W, D_{UW} e D_{VW} são as distâncias entre a maior distância dos elementos dos agrupamentos U e W e os elementos dos agrupamentos V e W (OLIVEIRA, 2016).

Mediana - é semelhante ao método do *Centróide*, porém, a atualização dos centróides é feita pela média aritmética, sem a ponderação pelo tamanho dos grupos, ou seja, um novo cluster (UV)W, dado pela Eq. (10).

$$\bar{D}_{(UV)W} = \frac{\bar{D}_{UV} + \bar{D}_W}{2} \quad (10)$$

em que, D_{UV} e D_W são as distâncias médias entre os elementos do grupo UW e do grupo W, respectivamente (OLIVEIRA, 2016).

Centróide - toma-se a distância entre dois grupos como sendo a distância entre as médias, ou outros pontos considerados “representativos” (centróides) dos grupos (OLIVEIRA, 2016), dado pela Eq. (11).

$$D_{UV} = \|\bar{x}_U - \bar{x}_V\| \quad (11)$$

Para a validação do método e verificação da qualidade do agrupamento foi aplicado o Coeficiente de Correlação Cofonética (CCC), dado pela Eq. (12).

$$CCC = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (c_{ij} - cm)(d_{ij} - dm)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (c_{ij} - cm)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (d_{ij} - dm)^2}} \quad (12)$$

em que, c_{ij} é o valor de dissimilaridade entre as amostras obtidas via matriz cofonética; d_{ij} é o valor de dissimilaridade entre amostras obtidas a partir da matriz

de dissimilaridade. O cm e o dm são obtidos por meio das Eqs. (13) e (14), respectivamente.

$$cm = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n c_{ij} \quad (13)$$

$$dm = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n d_{ij} \quad (14)$$

Conforme Carvalho (2018), o CCC equivale à correlação de Pearson entre a matriz de dissimilaridade original e a gerada após a construção do dendograma. Desse modo, quanto mais próximo de 1 maior será a homogeneidade do grupo e, conseqüentemente, melhor será a qualidade do agrupamento.

Para a análise da correlação entre os casos de COVID-19 (1ª e 2ª onda) e os dados do *TerraClimate*, foi feita a matriz de correlação. A matriz de correlação é uma tabela mostrando coeficientes de correlação entre duas ou mais variáveis que assumem valores de -1 até +1, passando pelo zero (ausência de correlação). Coeficientes positivos ($r > 0$) indicam correlação direta entre as variáveis, já os coeficientes negativos ($r < 0$) significam uma correlação inversa. A matriz de correlação é classificada em 5 classes: 1) desprezíveis (0 a 0,3), 2) fracas (0,31 a 0,5), 3) moderadas (0,51 a 0,7), 4) fortes (0,71 a 0,9) e 5) muito fortes ($> 0,9$) (MIOT, 2018).

É representado pela Eq (15):

$$r = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2}} \quad (15)$$

O modelo de regressão linear múltipla (MRLM), foi usado para os municípios onde teve os maiores registros das doenças negligenciadas, sendo analisado os casos de COVID-19 com as variáveis climáticas nos períodos da 1ª e 2ª onda da COVID-19. O MRLM é uma técnica da estatística experimental que envolve três ou mais variáveis, das quais apenas uma é considerada como dependente das demais (casos de COVID-19), chamadas de independentes, explanatórias, covariáveis ou regressoras (variáveis climáticas). Por utilizar mais de uma variável independente, a capacidade de predição da regressão linear múltipla é maior que a linear simples. Os MRLM's têm sido utilizados para estudar os índices de incidência e de mortalidade relativos à COVID-19 (AQUINO, 2020).

Assim, um modelo geral de regressão linear pode ser representado pela Eq (16):

$$Y_i = a + b_1 \cdot X_{1i} + b_2 \cdot X_{2i} + \dots + b_k \cdot X_{ki} + u_i \quad (16)$$

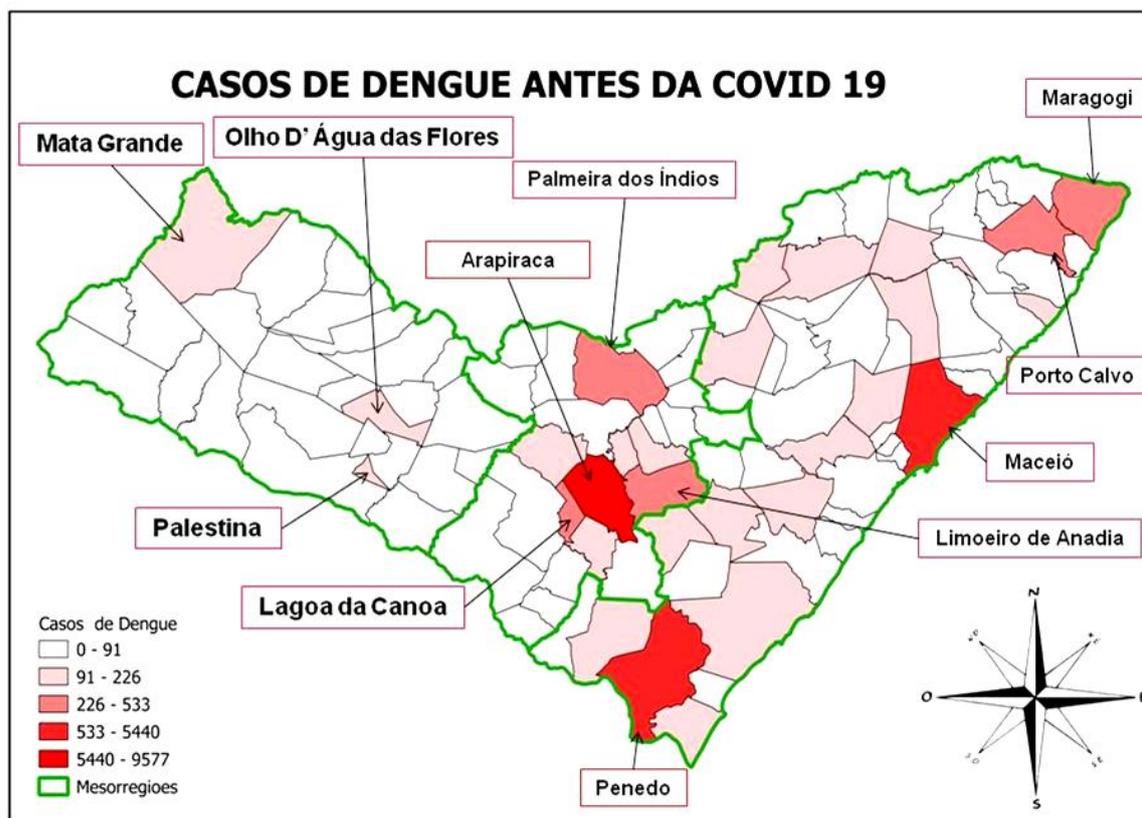
Em que Y representa o fenômeno em estudo (variável dependente quantitativa), a representa o intercepto (constante ou coeficiente linear), b_j ($j= 1,2,\dots,k$) são os coeficientes de cada variável (coeficiente angulares), X_j são as variáveis explicativas (métricas ou dummies) e u é o termo de erro (diferença entre o valor real de Y e o valor previsto de Y por meio do modelo para cada observação). Os subscritos i representam cada uma das observações da amostra em análise ($i = 1,2,\dots,n$, em que n é o tamanho da amostra) (FÁVERO e BELFIORE, 2017).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Impactos da COVID-19 nas Doenças Negligenciadas em Alagoas

Para o cenário antes da COVID-19 (Figura 2), os maiores casos de dengue no Leste, ocorreram em Maceió (5.440 casos), Penedo (917 casos), Maragogi (266 casos) e Porto Calvo (289 casos). No Agreste, os maiores casos ocorreram em Arapiraca (9.577 casos), Lagoa da Canoa (533 casos), Limoeiro de Anadia (503 casos) e Palmeira dos Índios (311 casos). No Sertão, os maiores casos ocorreram em Mata Grande (180 casos), Palestina (174 casos) e Olho D' Água das Flores (100 casos). Maceió e Arapiraca registraram os maiores casos, vale ressaltar que possuem a maior população do Estado e as maiores taxas de mudanças de uso e ocupação de solo (CORREIA FILHO, 2017; OLIVEIRA JÚNIOR et al., 2021; SANTOS et al., 2021a; CORREIA FILHO et al., 2022), interferindo assim nas mudanças ambientais e associado ao aumento da temperatura do ar, da chuva e da umidade do ar, gerando condições que favorecem o aumento do número de criadouros disponíveis e influenciando assim no aumento dos casos do vetor da dengue (SILVA et al., 2021c).

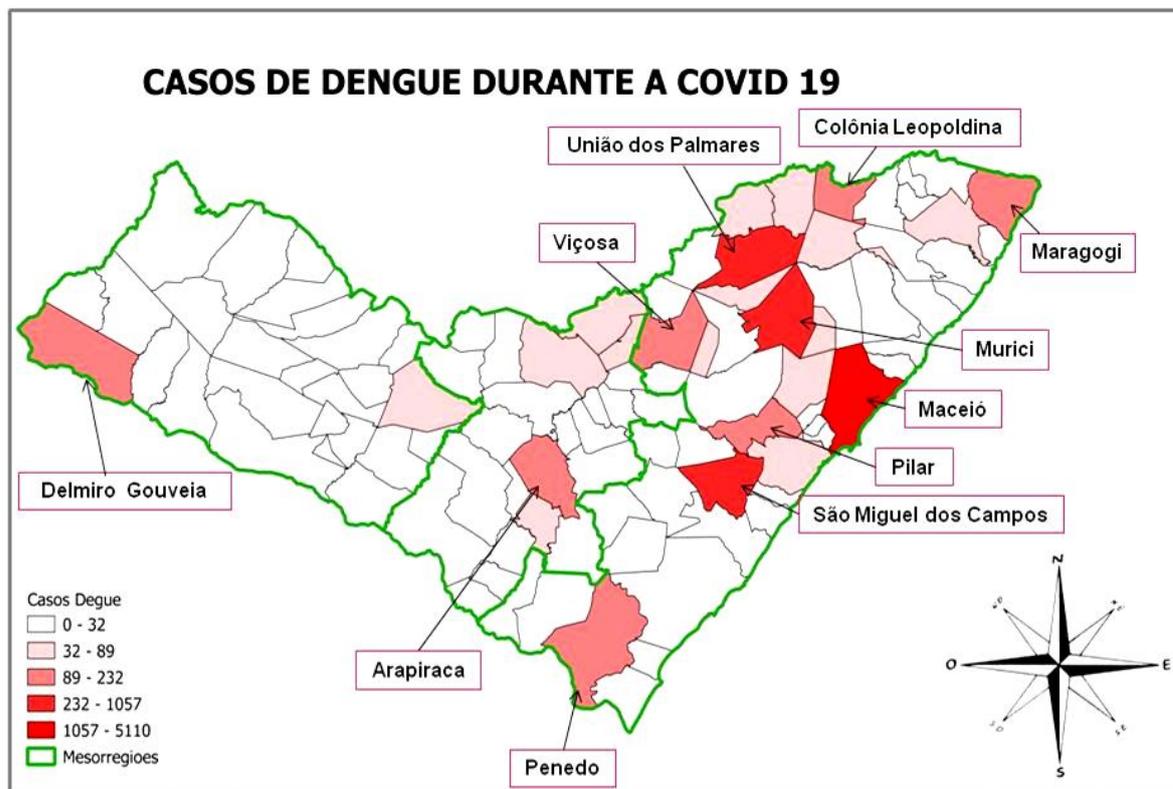
Figura 2 - Distribuição espacial do número total de casos Dengue nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.



Fonte: Autora, 2023.

E no cenário durante a COVID-19 (Figura 3), no Leste, os maiores casos de dengue ocorreram em Maceió (5.110 casos), São Miguel dos Campos (360 casos), Murici (500 casos), União dos Palmares (1.057 casos), Pilar (176 casos), Penedo (227 casos), Viçosa (223 casos), Colônia Leopoldina (217 casos) e Maragogi (212 casos). No percentual antes e durante a COVID-19, houve um aumento no número de casos de dengue nas cidades de São Miguel dos Campos (169%), Murici (16.567%), União dos Palmares (403%), Pilar (49%), Viçosa (5%) e Colônia Leopoldina (234%). Houve uma diminuição no número de casos de dengue nas cidades de Maceió (6%), Penedo (75%) e Maragogi (20%). No Agreste, os maiores casos ocorreram em Arapiraca (232 casos) e no percentual antes e durante a COVID-19, houve uma diminuição de 98% nos casos de dengue. No Sertão, os maiores casos ocorreram em Delmiro Gouveia (224 casos) e no percentual antes e durante a COVID-19, houve um aumento de 170% no número de casos. O maior impacto da COVID-19 na dengue foi na cidade de Arapiraca.

Figura 3 - Distribuição espacial do número total de casos de Dengue nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.

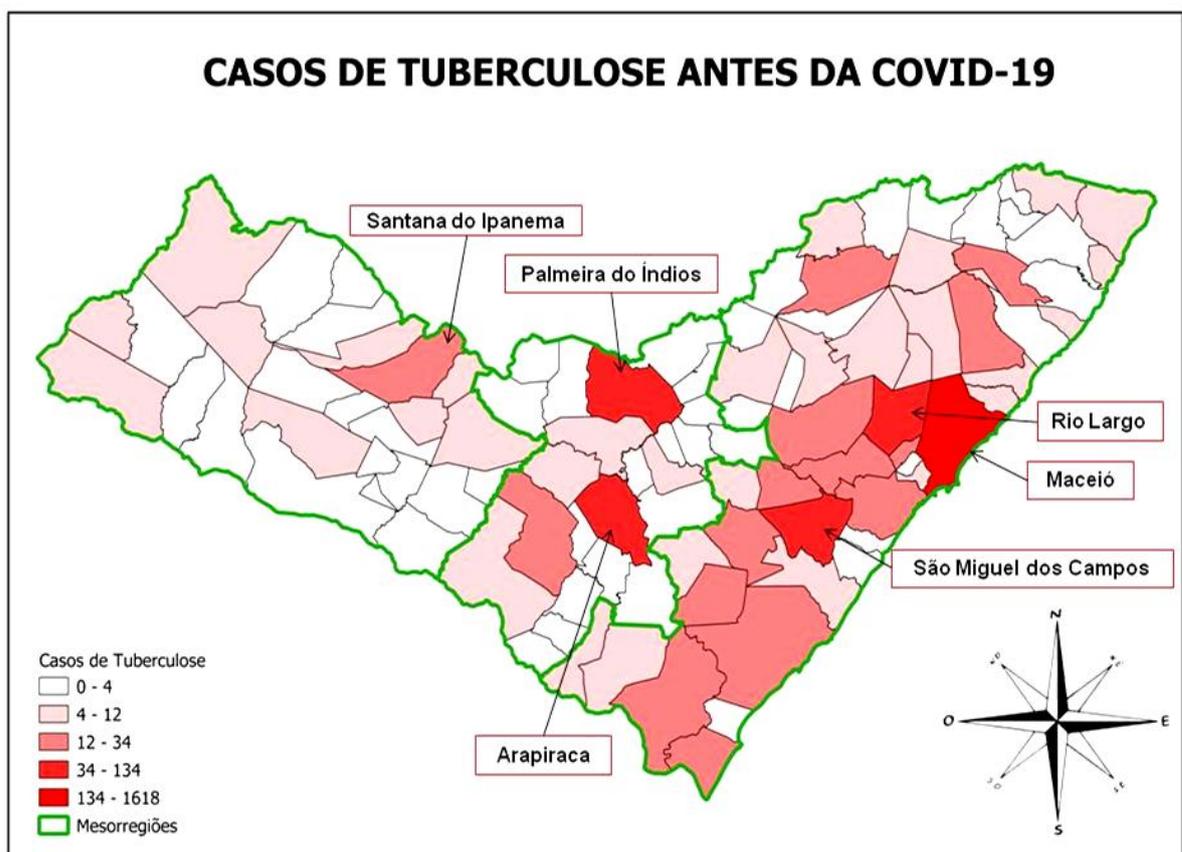


Fonte: Autora, 2023.

Andrade et al. (2022) avaliaram os casos de dengue no NEB no período de 2012 a 2021 e constataram que a partir de 2020 houve uma redução dos casos notificados de dengue. Tal redução foi um reflexo de subnotificação, uma vez que a OMS declarou em 11 de março de 2020 a COVID-19 como uma pandemia, e assim gerou transtornos hospitalares e prejuízos socioeconômicos, sendo refletido em uma redução da procura de ajuda profissional em casos suspeitos de dengue, e como os esforços estavam voltados para a pandemia, impossibilitaram assim os agentes de endemias de realizarem as fiscalizações dos criadouros do mosquito nas casas da população (NASCIMENTO et al., 2021a).

Para o cenário antes da COVID-19 (Figura 4), no Leste, os maiores casos de tuberculose ocorreram em Maceió (1.618 casos), São Miguel dos Campos (47 casos) e Rio Largo (46 casos), sendo Maceió os maiores casos, onde a tuberculose está associada à consequência da urbanização acelerada e o contexto de vulnerabilidade social e econômica, ocorrendo com mais frequência em áreas de grande concentração populacional (SANTOS et al., 2019b). No Agreste, os maiores casos foram em Arapiraca (134 casos) e Palmeira dos Índios (52 casos).

Figura 4 - Distribuição espacial do número total de casos de Tuberculose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.

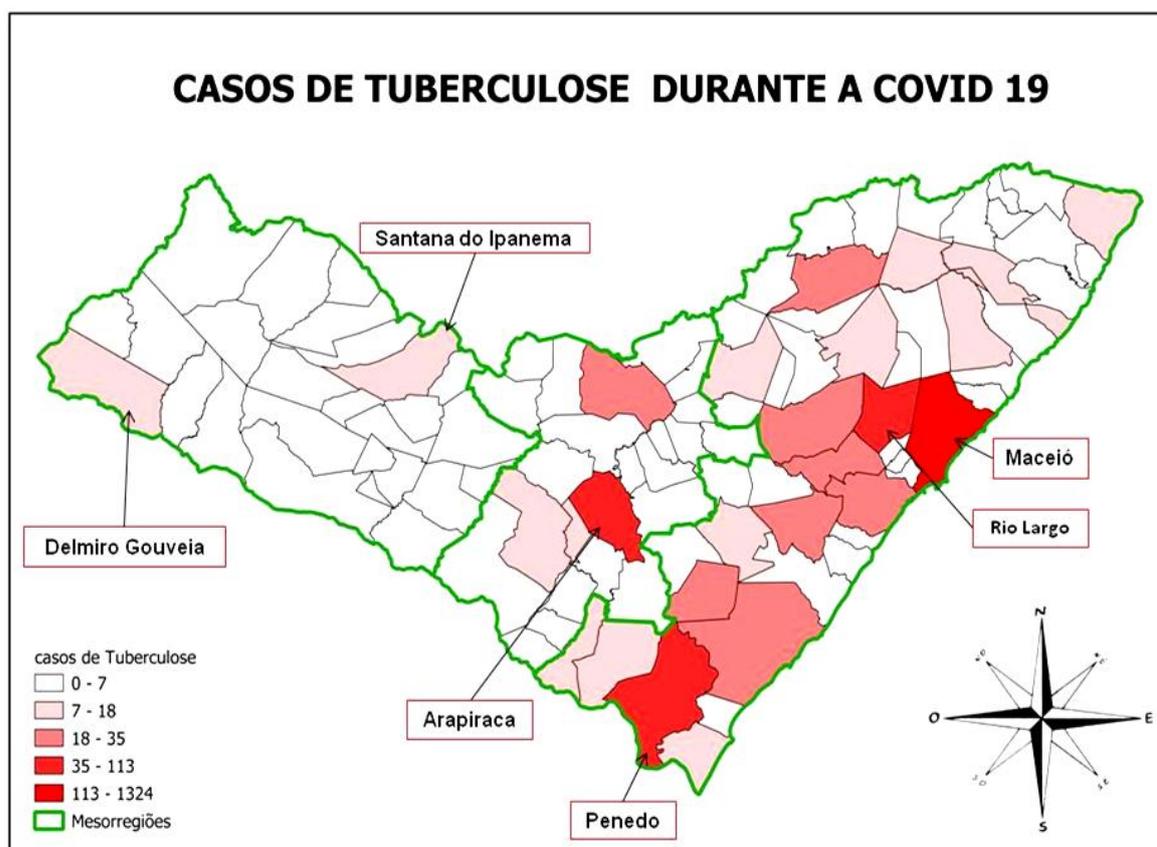


Fonte: Autora, 2023.

Para o cenário durante a COVID-19 (Figura 5), no Leste, os maiores casos de tuberculose ocorreram em Maceió (1.324 casos), Rio Largo (49 casos) e Penedo (40 casos). No percentual antes e durante a COVID-19, houve uma diminuição no número de casos em Maceió (18%) e houve aumento no número de casos em Rio Largo (6%) e Penedo (43%). No Agreste, os maiores casos ocorreram em Arapiraca (113 casos), e no percentual antes e durante a COVID-19, houve uma diminuição de

16% no número de casos. No Sertão, Santana do Ipanema e Delmiro Gouveia apresentaram 18 e 12 casos respectivamente, e no percentual antes e durante a COVID-19, houve uma diminuição de 49% nos casos em Santana do Ipanema e 68% em Delmiro Gouveia. O maior impacto da COVID-19 na tuberculose foi na cidade de Delmiro Gouveia.

Figura 5 - Distribuição espacial do número total de casos de Tuberculose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.

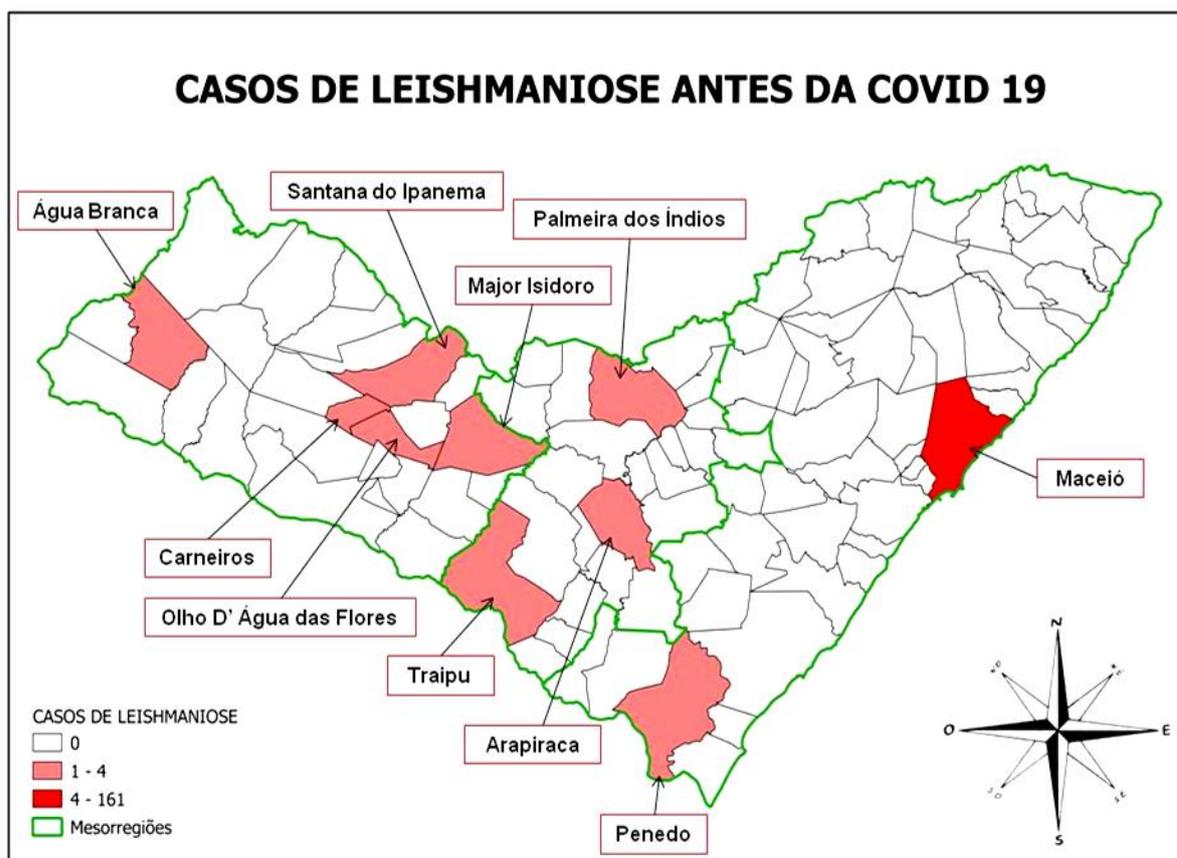


Fonte: Autora, 2023.

Souza et al., (2022) identificaram casos notificados de tuberculose antes e durante a COVID-19 para região do NEB, observaram que houve uma diminuição no total de notificações em comparação aos dois períodos. Segundo os autores, isso se deve ao baixo rastreamento da doença, pela falta de notificação dos municípios e principalmente pela baixa procura do indivíduo pelo serviço público de saúde, particularmente a priorização da atenção a COVID-19.

Para o cenário antes da COVID-19 (Figura 6), no Leste, os maiores casos de leishmaniose ocorreram em Maceió (161 casos) e Penedo (1 caso). Em estudos realizados por Rocha et al., (2018), em relação aos bairros de Maceió com os maiores registros de casos de leishmaniose, foram os mais populosos e periféricos da cidade, sem saneamento, com problemas no abastecimento de água, coleta de lixo ineficiente, presença de entulhos e baixo poder socioeconômico. Assim, estes ambientes são adequados para a proliferação do vetor da leishmaniose (LIRA et al., 2020). No Agreste, os maiores casos ocorreram em Arapiraca (2 casos), Palmeira dos Índios (2 casos) e Traipu (1 caso). No Sertão, os maiores casos ocorreram em Santana do Ipanema (4 casos), Major Isidoro (2 casos), Olho D'Água das Flores (2 casos), Carneiros (1 caso), Água Branca (1 caso).

Figura 6 - Distribuição espacial do número total de casos de Leishmaniose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.

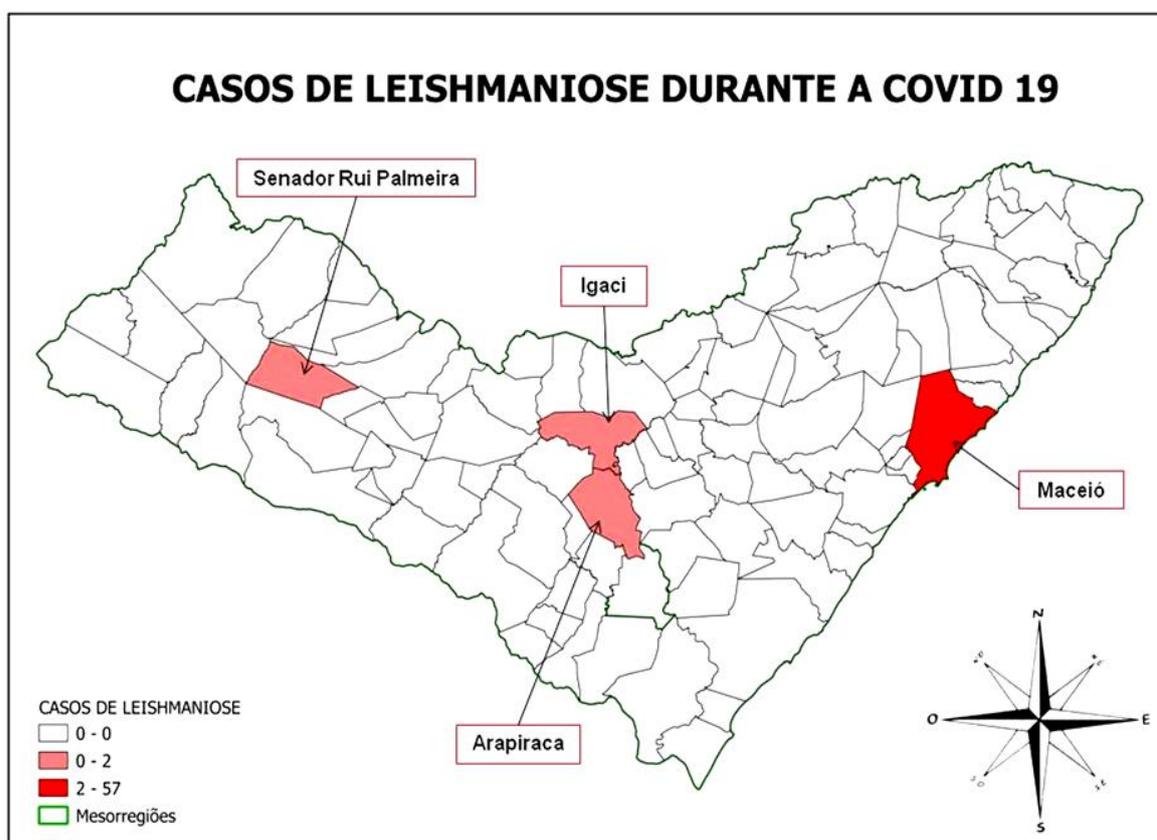


Fonte: Autora, 2023.

Para o cenário durante a COVID-19 (Figura 7), no Leste, os maiores casos de leishmaniose ocorreram em Maceió (57 casos) e no percentual antes e durante a

COVID-19, houve uma diminuição de 65% nos casos. No Agreste, os maiores casos ocorreram em Arapiraca (2 casos) e Igaci (1 caso), sendo que no percentual antes e durante a COVID-19, houve aumento de 0% nos casos em Arapiraca e 100% em Igaci. No Sertão, os maiores casos ocorreram em Senador Rui Palmeira (1 caso) e teve aumento de 100% no número de casos. O maior impacto da COVID-19 na leishmaniose foi na cidade de Maceió.

Figura 7 - Distribuição espacial do número total de casos de Leishmaniose nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.

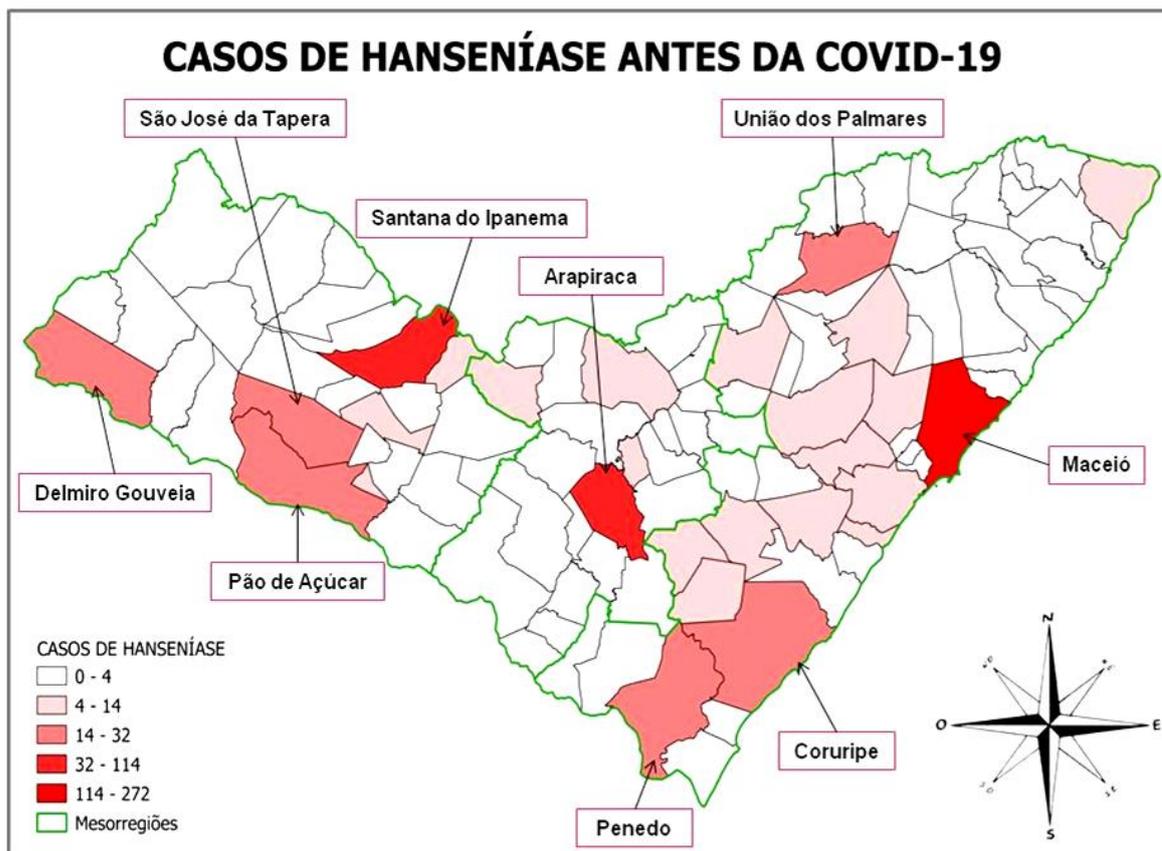


Fonte: Autora, 2023.

Para o cenário antes da COVID-19 (Figura 8), no Leste, os maiores casos de hanseníase, ocorreram em Maceió (272 casos), onde possuem a maior população do Estado, com isso um número maior de pessoas com baixa renda, com más condições de habitação, baixos índices de escolaridade, aglomeração de pessoas e o contato prolongado com doentes multibacilares não tratados, que são condições que facilitam a disseminação da doença (MELO et al., 2022), seguido de União dos Palmares (32 casos), Coruripe (19 casos) e Penedo (27 casos). No Agreste, os

maiores casos ocorreram em Arapiraca (114 casos). No Sertão, os maiores casos ocorreram em Santana do Ipanema (42 casos), Pão de Açúcar (31 casos), Delmiro Gouveia (24 casos) e São José da Tapera (17 casos).

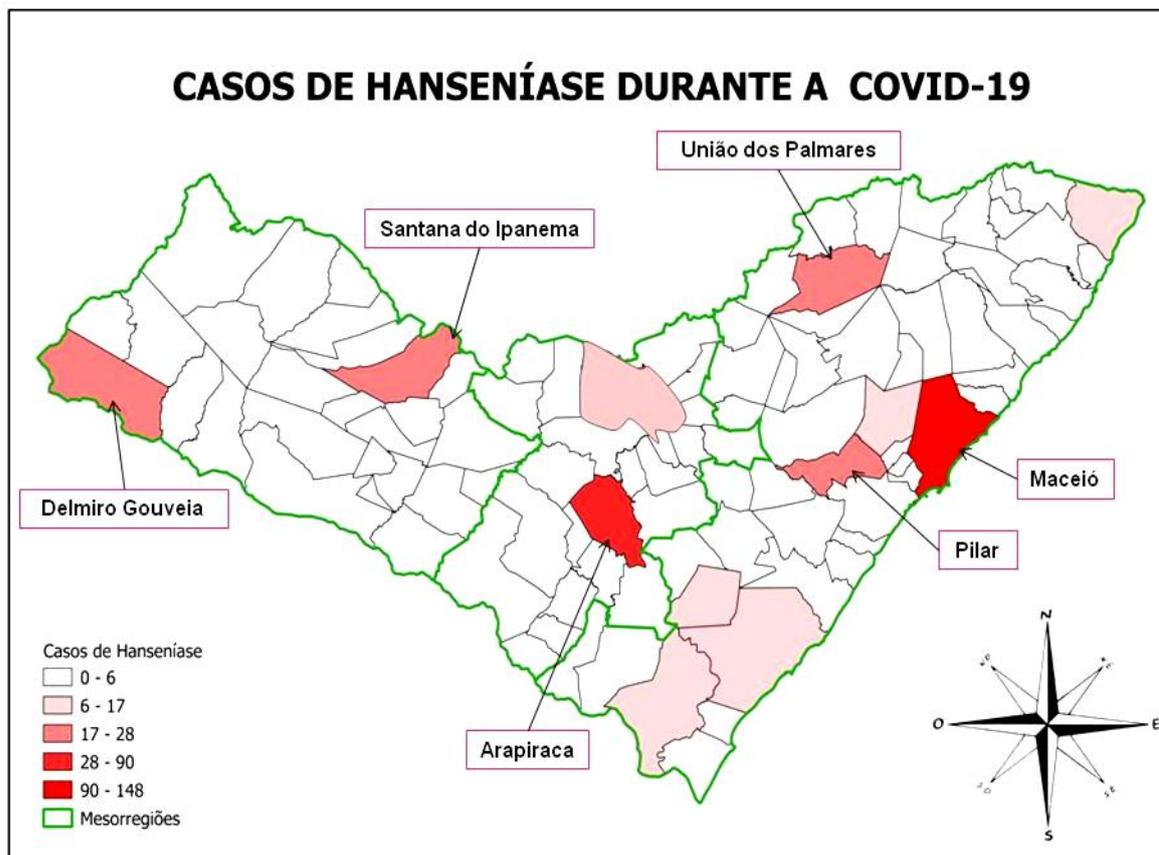
Figura 8 - Distribuição espacial do número total de casos de Hanseníase nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019.



Fonte: Autora, 2023.

Para o cenário durante a COVID-19 (Figura 9), no Leste, os maiores casos de hanseníase ocorreram na cidade de Maceió (148 casos) e União dos Palmares (23 casos). No percentual antes e durante a COVID-19, houve diminuição nos casos em Maceió de 46% e União dos Palmares de 28%. No Agreste, os maiores casos ocorreram na cidade de Arapiraca (65 casos) e no percentual antes e durante a COVID-19, houve uma diminuição de 43% nos casos. No Sertão, os maiores casos ocorreram em Santana do Ipanema (26 casos) e Delmiro Gouveia (23 casos). No percentual antes e durante a COVID-19, houve diminuição de 38% em Santana do Ipanema e 4% em Delmiro Gouveia. O maior impacto da COVID-19 na hanseníase foi na cidade de Maceió.

Figura 9 - Distribuição espacial do número total de casos de Hanseníase nas mesorregiões do Estado de Alagoas no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021.



Fonte: Autora, 2023.

Oliveira et al., (2022) estudaram a hanseníase no NEB durante 2017 a 2021. Eles identificaram que houve uma redução significativa dos casos no biênio 2020-2021, devido a menor taxa de detecção e do menor número de diagnósticos em função da COVID-19, na qual houve uma sobrecarga do sistema de saúde para contenção da doença e, assim gerou um déficit no suporte às outras doenças, principalmente aquelas que compõem o grupo das Doenças Tropicais Negligenciadas (DTN).

5.2 Análise de Agrupamento aplicada as Mesorregiões de Alagoas

Para a validação dos métodos e verificação da qualidade do agrupamento foi aplicado o CCC para medir o ajuste entre a matriz de dissimilaridade (matriz fenética) e a matriz originada depois das aplicações dos métodos que é denominada como

matriz cofenética, ou seja, o dendrograma. Assim, quando o CCC é maior que 0,7 conclui-se que o método de agrupamento foi adequado (OLIVEIRA, 2022).

Na Tabela 1, mostra os métodos de ligação aplicadas aos casos de COVID-19 nas mesorregiões de Alagoas e os valores de CCC. Na região Leste, o CCC variou entre 0,9469 e 0,9994, sendo escolhido o método Centróide (0,9994), com valor próximo de 1 e, portanto, houve maior homogeneidade dos dados, seguido da melhor qualidade do agrupamento e apresentação do dendrograma de casos notificados de COVID-19 (CARVALHO, 2018; GOES et al., 2020). No Agreste, o CCC variou entre 0,9731 e 0,9986, destaque para Média (0,9986). No Sertão, o CCC variou entre 0,9637 e 0,9842, novamente Média (0,9842).

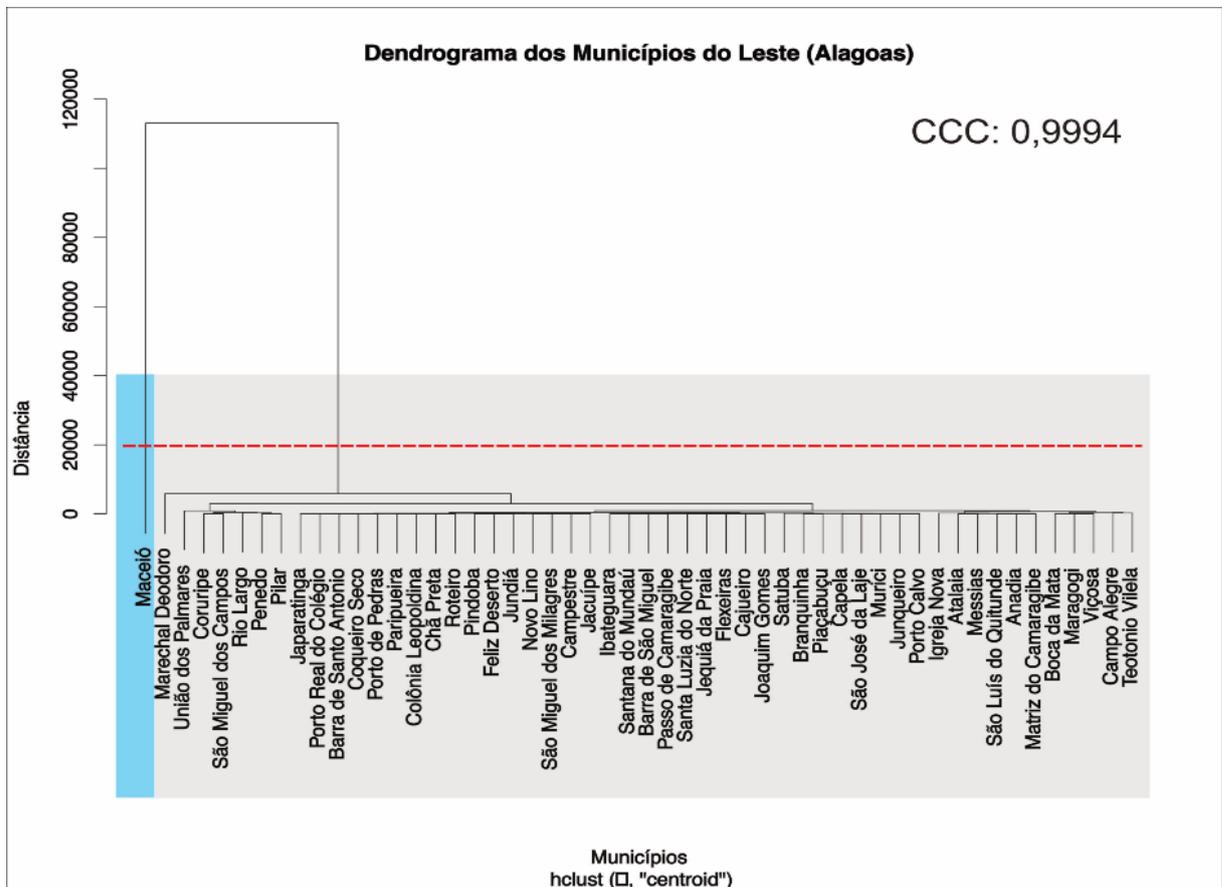
Tabela 1 - Métodos de Ligação e os valores de CCC aplicados aos casos de COVID-19 obtidos das mesorregiões climáticas de Alagoas.

Métodos/Mesorregião	Leste	Agreste	Sertão
Completo	0,9986	0,9982	0,9742
Média	0,9992	0,9986	0,9842
McQuitty	0,9992	0,9985	0,9835
Mediana	0,9990	0,9984	0,9839
Centróide	0,9994	0,9985	0,9831

Fonte: Autora, 2023.

Com base na técnica de AA foram agrupados os municípios do Leste Alagoano com maior similaridade em relação aos casos notificados de COVID-19, sendo identificado dois grupos homogêneos (G_1 e G_2). O grupo G_1 ($3.756,31 \pm 3.318,17$ casos) se restringe ao município de Maceió, que apresentou a maior média de casos e o maior desvio padrão, ou seja, apresentou maior dispersão dos dados em relação ao grupo G_2 ($53,70 \pm 60,18$ casos) que foi composto pelos demais 51 municípios do Leste alagoano (Figura 10), onde teve a média e o desvio padrão menor, com menor dispersão dos dados.

Figura 10 - Dendrograma dos casos de COVID-19 na mesorregião Leste de Alagoas e o valor do CCC e o método de ligação (Centróide), respectivamente.



Fonte: Autora, 2023.

Na Figura 11, mostra o mapeamento dos grupos formados por casos de COVID-19 na região Leste. De acordo com dados do IBGE (2022), Maceió se destaca por possuir a maior população do Estado, com 957.916 pessoas residentes e uma densidade demográfica de 1.880,77 hab./Km², e assim explica a rápida disseminação da COVID-19 e a concentração de casos na capital e ainda por ser uma cidade litorânea, concentram todos os anos um fluxo alto de visitantes tanto nacionais como internacional para atividades turísticas e festas tradicionais, por exemplo, Carnaval, Juninas e Fim de Ano (VASCONCELOS et al., 2019). Vale destacar que Maceió possui a maior rede de hospitais no Estado, que por sua vez atende toda a RMM (Atalaia, Barra de Santo Antonio, Barra de São Miguel, Coqueiro Seco, Maceió, Marechal Deodoro, Messias, Murici, Paripueira, Pilar, Rio Largo, Santa Luzia do Norte e Satuba) e, portanto, é fato a ser considerado na maior

ocorrência de casos notificados de COVID-19. De acordo com o DATASUS (2023), Maceió possui 19 Hospitais (público e privado) e 92 postos de saúde. O G2 possui uma média de 1 hospital por região, sendo distribuídos no municípios de Marechal Deodoro (1), Rio Largo (1), União dos Palmares (2), São Miguel dos Campos (1), Coruripe (1), Teotonio Vilela (1), Atalaia (1), Pilar (1), Campo Alegre (1), São Luiz do Quintude (1), Murici (1), Satuba (1), Viçosa (1), Porto Calvo (2), Junqueiro (1), Matriz do Camaragibe (1), São José da Laje (1), Joaquim Gomes (1), Cajueiro (1) e Capela (1) (DATASUS, 2023).

Figura 11 - Distribuição espacial dos grupos formados (G1 e G2) de casos de COVID-19 no Leste de Alagoas.

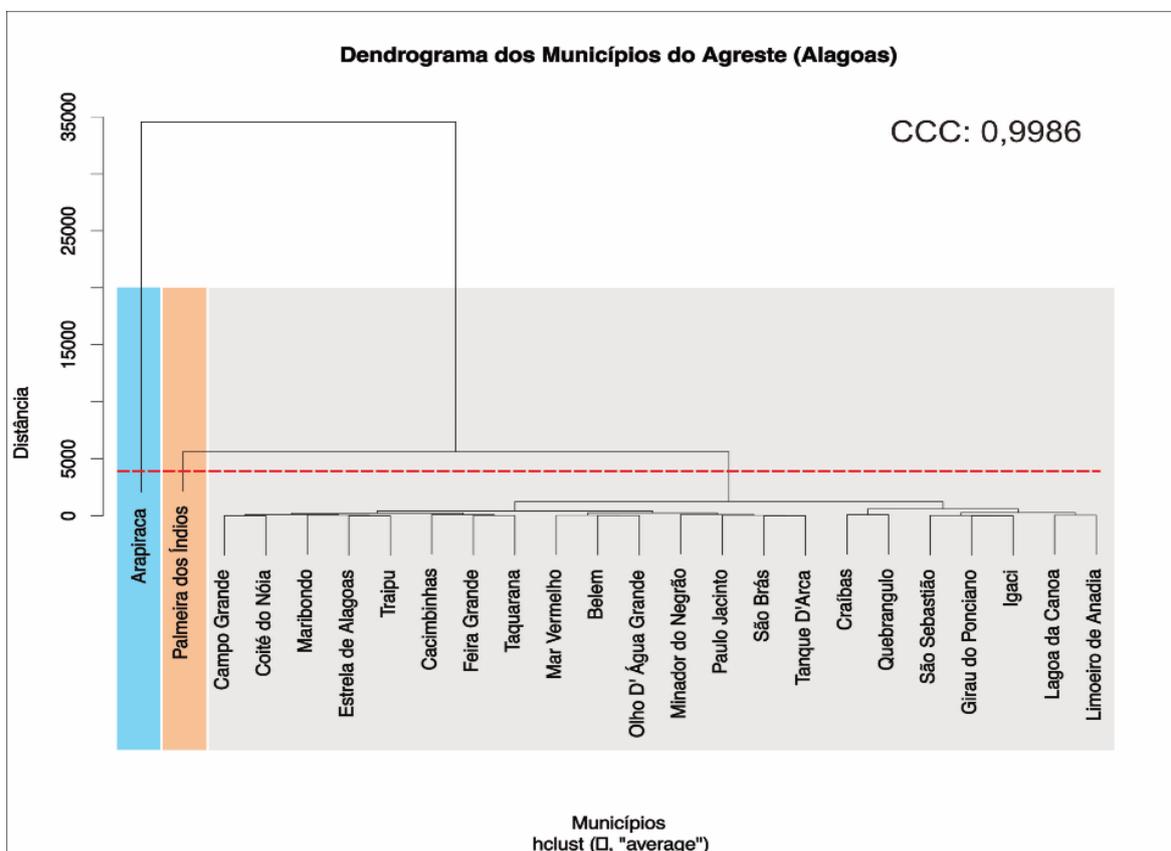


Fonte: Autora, 2023.

Na Figura 12 foram agrupados os municípios do Agreste Alagoano com similaridade em relação aos casos notificados de COVID-19 no período de estudo, sendo identificado três grupos homogêneos (G_1 , G_2 e G_3) de casos notificados de COVID-19, com um CCC = 0,9986, sendo próximo de 1. Vale destacar a diferença no método de ligação entre as mesorregiões climáticas, onde no Leste foi método

Centróide e no Agreste foi o da Média (Tabela 1). O grupo G₁ (1.193,83 ± 1.385,21 casos) foi formado pelo município de Arapiraca, onde apresentou uma média alta de casos e o maior desvio padrão do Agreste, ou seja, apresentou maior dispersão dos dados seguido do grupo G₂ formado pelo município de Palmeira dos Índios (217,40 ± 196,22 casos), que apresentou também valor alto da média e do desvio padrão, porem menor que no grupo G₁, e o grupo G₃ (32,64 ± 29,53 casos) composto pelos demais 22 municípios do Agreste alagoano, com uma média e desvio padrão menor e, assim uma menor dispersão dos dados.

Figura 12 - Dendrograma dos casos de COVID-19 na mesorregião Agreste de Alagoas e o valor do CCC e o método de ligação (Média), respectivamente.



Fonte: Autora, 2023.

Na Figura 13 exibe a distribuição espacial dos grupos formados pelos casos de COVID-19 na região do Agreste. De acordo com o IBGE (2022), Arapiraca se destaca por ser a cidade que concentra a maior população do Agreste, com 234.696 de pessoas residentes e densidade demográfica de 678,99 hab./Km², possui 6 hospitais ao todo (estado e particular) que atende toda a mesorregião e 36 postos de saúde (DATASUS, 2023). Vale ressaltar a expansão urbana e socioeconômica de

Arapiraca, que a tornou a capital do Agreste (CORREIA FILHO et al., 2022) por causa do grande fluxo de transportes e pessoas vindas das cidades circunvizinhas, por ser um importante polo de serviços comerciais, industriais, públicos e privados no Agreste (SANTOS, 2019). Palmeira dos Índios é a segunda cidade mais populosa do Agreste alagoano com uma população de 71.574 de pessoas residentes e densidade demográfica de 158.70 hab./Km² (IBGE, 2022), possui apenas 1 hospital regional e 35 posto de saúde (DATASUS, 2023). O G3 possui uma média de 1 hospital por região, sendo concentrados nos municípios de Quebrangulo (1) e São Brás (1) (DATASUS, 2023).

Figura 13 - Distribuição espacial dos grupos formados (G1, G2 e G3) de casos de COVID-19 no Agreste de Alagoas.

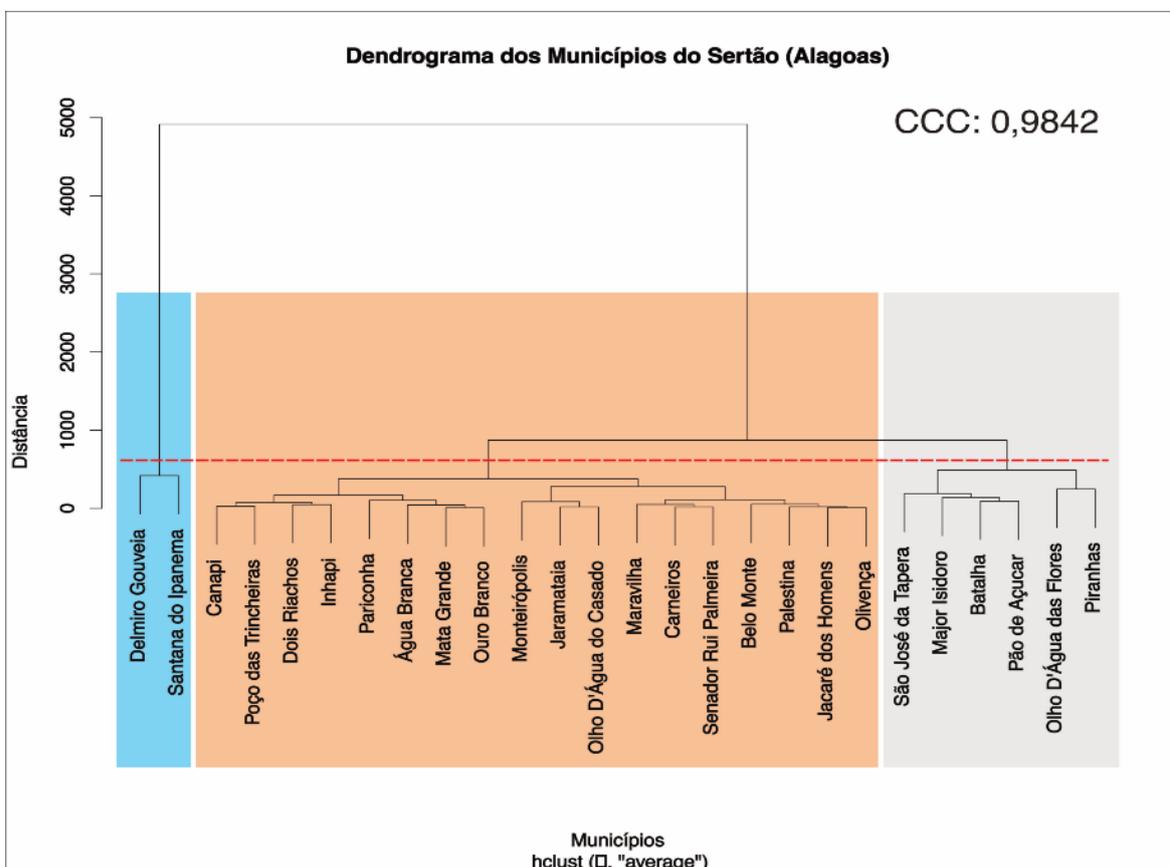


Fonte: Autora, 2023.

Na Figura 14 foram agrupados os municípios do Sertão Alagoano com similaridade em relação aos casos notificados de COVID-19, sendo novamente identificado três grupos homogêneos (G₁, G₂ e G₃) de casos notificados de COVID-19, com um CCC = 0,9842. Similar ao Agreste, o método de ligação Média foi usado

no Sertão de Alagoas (Tabela 1). O grupo G_1 (média = 186,67 \pm desvio padrão = 12,91) foi formado pelos municípios de Delmiro Gouveia e Santana do Ipanema por apresentarem a maior média de casos e menor desvio, apresentando assim uma menor dispersão dos dados. O G_2 (19,44 \pm 10,82 casos) foi composto por 18 municípios do Sertão alagoano, apresentaram uma média e desvio padrão baixo, com menor dispersão dos dados. O grupo G_3 (46,79 \pm 16,04 casos) foi formado pelos 6 municípios restantes do Sertão, com uma média e desvio maior que o grupo G_2 .

Figura 14 - Dendrograma dos casos de COVID-19 na mesorregião Sertão de Alagoas e o valor do CCC e o método de ligação (Média), respectivamente.



Fonte: Autora, 2023.

Na Figura 15, mostra a distribuição espacial dos grupos formados por casos de Covid-19 no Sertão. Os municípios de Delmiro Gouveia e Santana do Ipanema são as mais populosas do sertão (OLIVEIRA-JÚNIOR et al., 2022). Delmiro Gouveia com uma população de 51.318 pessoas residentes e densidade demográfica de 81,65 hab./Km², possui 1 hospital e 16 postos de saúde. Santana do Ipanema tem uma população de 46.220 pessoas residentes e densidade demográfica de 105,97

hab./Km², possui 1 hospital e 16 postos de saúde. Os municípios que compõe o G2 não possuem hospitais. O G3 possui uma média de 1 hospital por região, sendo concentrados nos municípios de São José da Tapera (1) e Piranhas (1) (DATASUS, 2023).

Figura 15 - Distribuição espacial dos grupos formados (G1, G2 e G3) de casos de COVID-19 no Sertão de Alagoas.



Fonte: Autora, 2023.

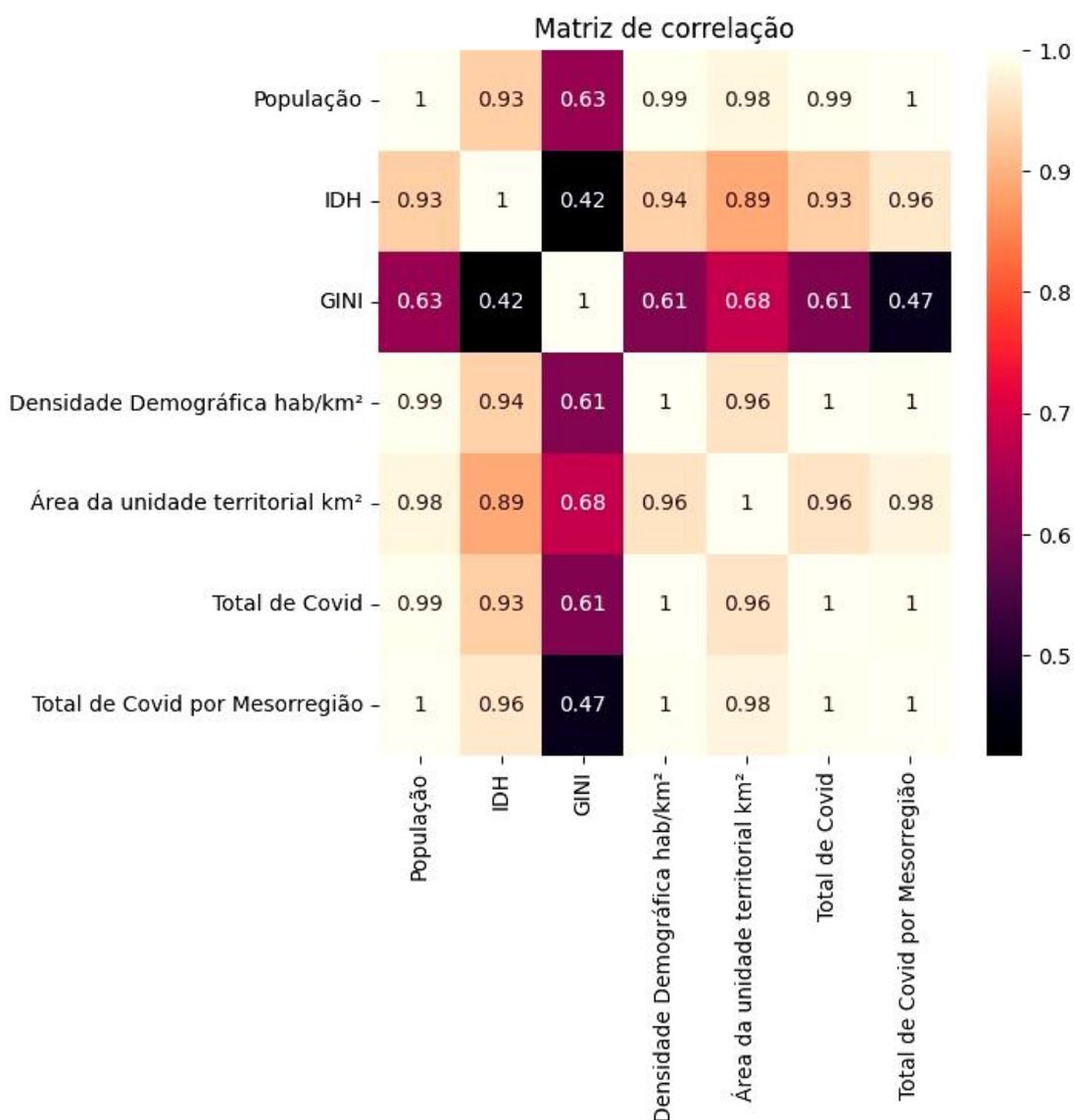
5.3 Padrões relacionais entre a COVID-19 e os dados sócio-demográficos e climáticos

- **Sócio-demográficos**

A Figura 16 mostra a matriz de correlação entre Total de COVID-19 e as variáveis: população, IDH, GINI, Densidade Demográfica e Área de Unidade Territorial. As correlações entre o Total de COVID-19 e as variáveis: população ($r = 0,99$), IDH ($r = 0,93$), Densidade Demográfica ($r = 1$) e Área de Unidade Territorial ($r = 0,96$) foram positivas e com alta correlação ($r > 0,90$), a exceção foi Índice de GINI

($r = 0,61$), com correlação fraca, segundo classificação de MIOT (2018). Em relação, as correlações entre o Total de COVID-19 por mesorregião e as variáveis sociodemográficas foram positivas e com maior correlação entre as variáveis: população ($r = 1$), IDH ($r = 0,96$), Densidade Demográfica ($r = 1$) e Área de Unidade territorial ($r = 0,98$) e uma diminuição do índice de GINI ($r = 0,47$).

Figura 16 - Matriz de correlação entre o Total de COVID-19 no Estado de Alagoas e as variáveis sociodemográficas: população, IDH, GINI, densidade demográfica (hab./km²) e área da unidade territorial (km²) no período em estudo.



Fonte: Autora, 2023.

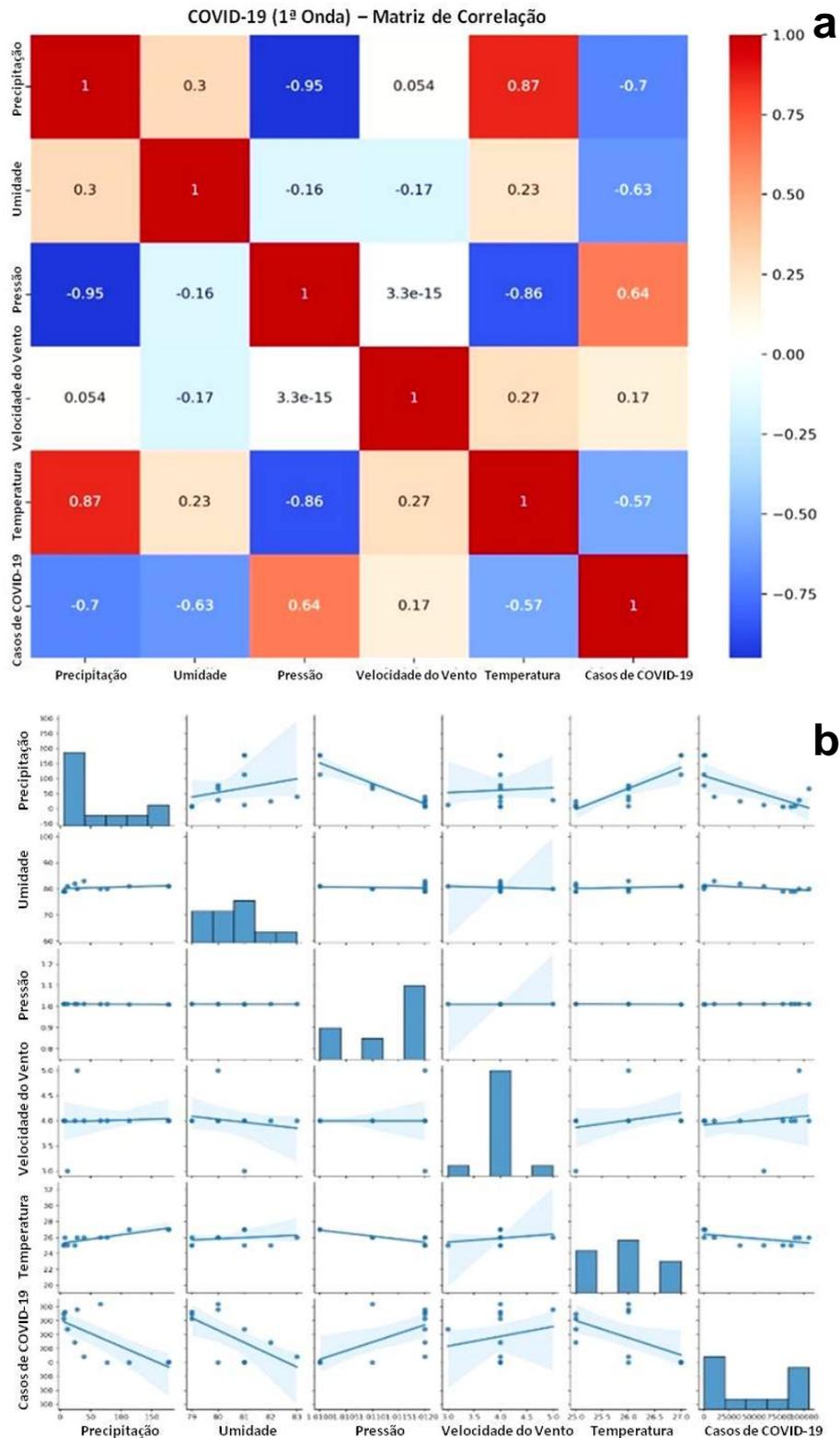
As condições socioeconômicas estão correlacionadas com a incidência dos casos confirmados de COVID-19, embora não sejam seu único fator. Estudo feito por Romero e Silva (2020) para os municípios do Ceará, apontaram que, os

municípios com os piores IDH, apresentaram uma correlação moderada com a incidência dos casos de Covid-19. Alberti et al., (2021), em estudo feito para os municípios com maiores e o piores IDH de Santa Catarina, apontou que houve uma relação maior entre os municípios com os piores IDH e o número de mortes por COVID-19, do que aqueles municípios com o IDH bom. De acordo com Quinino et al., (2021), em seu estudo para os municípios de Pernambuco, na análise de correlação, mostrou que quanto maior a população e a densidade demográfica e quanto menor o IDH, a taxa de Urbanização e a área, maior é a incidência de casos por COVID-19. De acordo com o IBGE (2022), o estado de Alagoas, apresenta um dos mais baixos IDH do país.

- **Climáticos**

A Figura 17 mostra a matriz de correlação entre os casos de COVID-19 na 1ª Onda e as variáveis climáticas: precipitação, umidade, pressão, velocidade do vento e temperatura. As correlações entre os casos de COVID-19 na 1ª Onda e a variável precipitação ($r = -0,7$) foi negativa e com correlação moderada. A correlação com as variáveis: pressão ($r = 0,64$) foi positiva, umidade ($r = -0,63$) e temperatura ($r = -0,57$), foram negativas e com correlação fraca. Com a variável velocidade do vento ($r = 0,17$) não teve correlação.

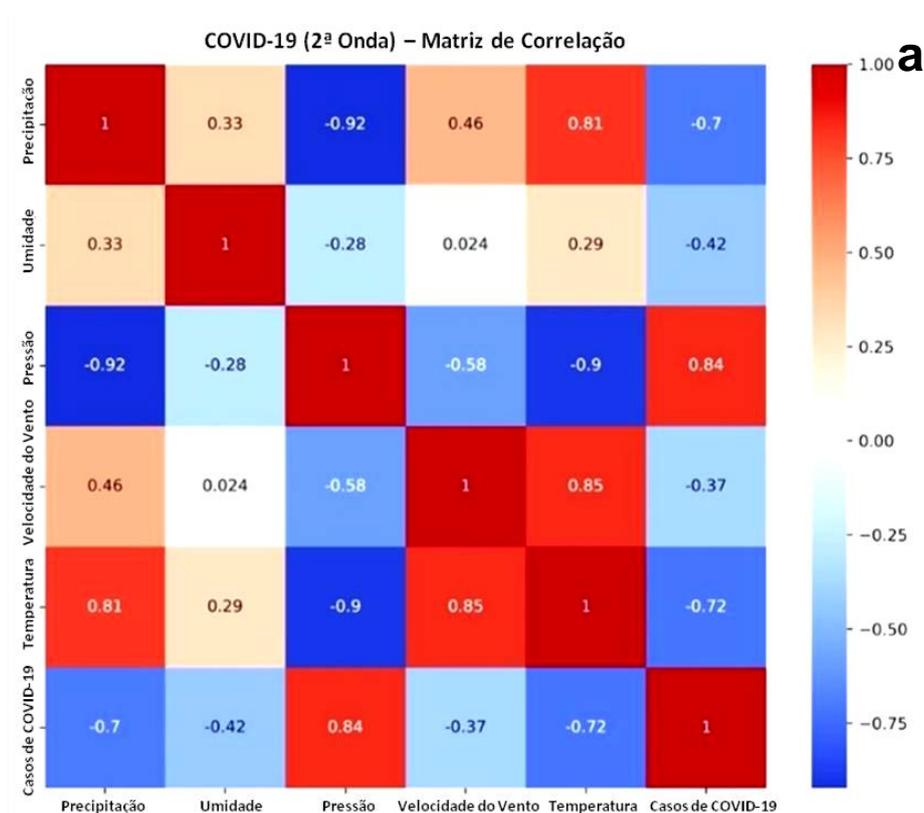
Figura 17 - Matriz de correlação (a) e o gráfico (b) entre os casos de COVID-19 na 1ª Onda e os dados climáticos: precipitação, umidade, pressão, velocidade do vento e temperatura no período em estudo.

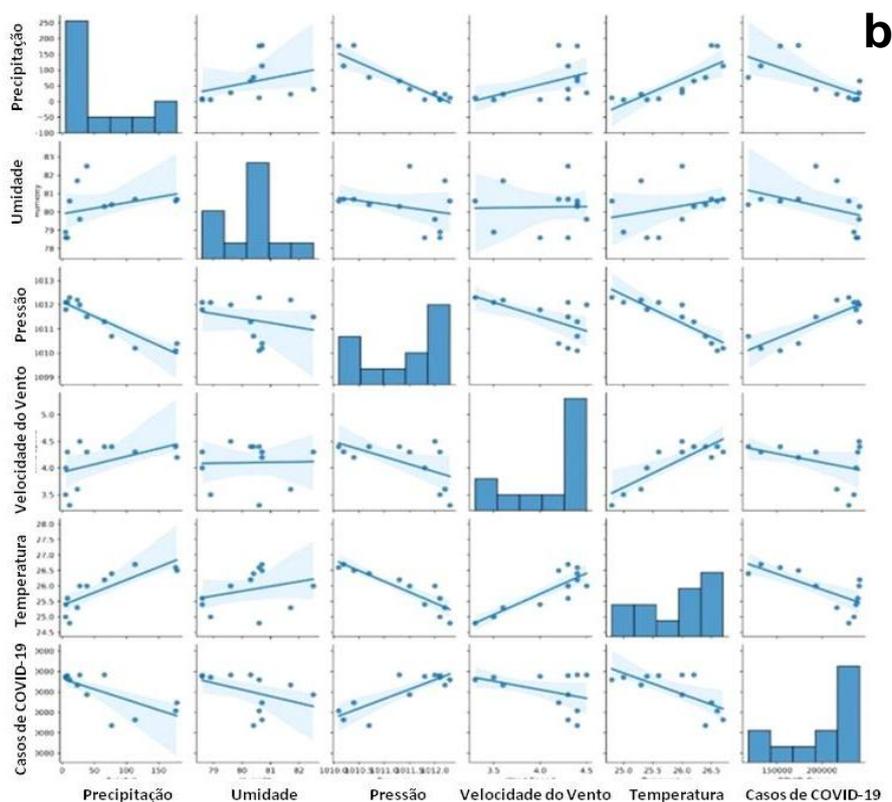


Fonte: Autora, 2023.

A Figura 18 mostra a matriz de correlação entre os casos de COVID-19 na 2ª Onda e as variáveis climáticas: precipitação, umidade do ar, pressão atmosférica, velocidade do vento e temperatura do ar. As correlações entre os casos de COVID-19 na 2ª Onda e a variável pressão ($r = 0,84$) foi positiva e teve correlação forte. Com as variáveis precipitação ($r = -0,7$) e temperatura ($r = -0,72$) foram negativas e com correlação moderada. Com as variáveis umidade ($r = -0,42$) e velocidade do vento ($r = -0,37$), foram negativas e com correlação fraca.

Figura 18 - Matriz de correlação (a) e o gráfico (b) entre os casos de COVID-19 na 2ª Onda e os dados climáticos: precipitação, umidade, pressão, velocidade do vento e temperatura no período em estudo.





Fonte: Autora, 2023.

Estudos realizados por Bashir et al. (2020), na cidade de Nova York - USA, encontraram correlação significativa entre fatores meteorológicos e a COVID-19, onde as condições climáticas aumentaram significativamente a propagação de infecções pela COVID-19. Em Singapura, Pani et al. (2020), revelaram que as variáveis climáticas, tais como, temperatura do ar, temperatura do ponto de orvalho, pressão de vapor d'água, umidades absoluta e relativa, apresentaram correlação positiva e significativa com a transmissão da COVID-19, enquanto a velocidade do vento ocorreu correlação negativa. Estudos realizados na Índia por Kumar (2020) encontrou uma correlação positiva da temperatura do ar com casos diários de COVID-19, enquanto que as umidades relativa e absoluta apresentaram uma correlação negativa.

- **Modelo de Regressão Linear Múltipla (MRLM)**

Foi aplicado o MRLM em dois municípios de cada Mesorregião, no qual obteve o maior total das doenças negligenciadas no período em estudo. no Leste (Maceió e Penedo), no Agreste (Arapiraca e Palmeira dos Índios) e no Sertão (Mata Grande e Palestina).

No MRLM aplicada ao município de Maceió, em relação à 1ª onda, o coeficiente de determinação (R^2) explicou que 98% das variáveis climáticas tem impacto sobre os casos de COVID-19, destaque para correlação significativa entre as variáveis casos COVID-19 e a velocidade do vento (p-valor = 0,034445). Na 2ª onda, houve uma diminuição do coeficiente R^2 , que 84% das variáveis climáticas tem impacto sobre os casos de COVID-19, com correlação significativa entre casos COVID-19 e pressão de vapor d'água (p-valor = 0,006998), detalhes no **Apêndice A1**.

No MRLM aplicada ao município de Penedo em relação à 1ª onda, o coeficiente R^2 explicou 98% do impacto das variáveis climáticas sobre os casos de COVID-19, similar a capital Maceió. Na 2ª onda, o coeficiente R^2 explicou 61% do impacto das variáveis climáticas sobre os casos de COVID-19. Não houve significância estatística na 1ª e 2ª ondas entre as variáveis climáticas e os casos COVID-19, pois apresentou um p-valor > 0,05, detalhes no **Apêndice A2**. Já o município de Arapiraca, na 1ª onda o coeficiente R^2 explicou 69% do impacto das variáveis climáticas sobre os casos de COVID-19. Na 2ª onda, o coeficiente R^2 explicou 68% do impacto das variáveis sobre os casos de COVID-19. Novamente, não houve significância estatística entre as variáveis climáticas, pois p-valor > 0,05 para todas as variáveis, detalhes no **Apêndice A3**.

Na regressão aplicada ao município de Palmeira dos Índios, na 1ª onda o coeficiente R^2 explicou 98% do impacto das variáveis sobre os casos de COVID-19. Na 2ª onda, o coeficiente R^2 explicou 73% do impacto das variáveis sobre os casos de COVID-19. Novamente, não houve significância estatística entre as variáveis e os casos de COVID-19, com p-valor > 0,05, detalhes no **Apêndice A4**.

Na regressão aplicada ao município de Mata Grande em relação à 1ª onda, o coeficiente R^2 explicou 97% do impacto das variáveis sobre os casos de COVID-19, destaque para correlação significativa entre a precipitação e os casos COVID-19 (p-valor = 0,038319). No caso da 2ª onda, o coeficiente R^2 explicou 79% do impacto das variáveis sobre os casos de COVID-19, porém, não houve significância estatística, com p-valor >0,05 para todas as variáveis, detalhes no **Apêndice A5**.

Na regressão aplicada ao município de Palestina em relação à 1ª onda, o coeficiente R^2 explicou 95% do impacto das variáveis climáticas sobre os casos de COVID-19, no entanto, não houve correlação entre as variáveis, onde p-valor > 0,05.

Na 2ª onda, o coeficiente R^2 explicou 93% do impacto das variáveis climáticas sobre os casos de COVID-19, com significância estatística entre a precipitação e COVID-19 (p-valor = 0,00052) e pressão de vapor (0,02244), detalhes no **Apêndice A6**.

6 – CONCLUSÕES

As conclusões do estudo são:

1. A análise multivariada de AA mostra que na mesorregião Leste há formação de dois grupos homogêneos (G_1 e G_2). Situação contrária, das mesorregiões Agreste e Sertão com três grupos homogêneos (G_1 , G_2 e G_3). O grupo G_1 do Leste é a capital Maceió. Tal fato é devido maior adensamento urbano e populacional, seguido do maior fluxo de visitantes nacionais e internacionais para atividades turísticas e a maior rede de hospitais no Estado. No Agreste, o grupo G_1 é Arapiraca, que concentra a maior população e maior rede de hospitais da região. O grupo G_2 é Palmeira dos Índios, que é o segundo município mais populoso do Agreste. No Sertão, o grupo G_1 consistem em Delmiro Gouveia e Santana do Ipanema, os municípios mais populosos da região.
2. A doença mais impactada antes e durante a COVID-19 em Alagoas é a dengue. No Leste alagoano a dengue impacta Maceió, Penedo e Maragogi. No Agreste, apenas Arapiraca e no Sertão, há diminuição da dengue. A tuberculose, no Leste alagoano, impacta Maceió. No Agreste, novamente Arapiraca. No Sertão impacta Santana do Ipanema e Delmiro Gouveia. A leishmaniose impacta Maceió. A Hanseníase, Leste alagoano, impacta Maceió e União dos Palmares. No Agreste, a Hanseníase impacta Arapiraca. No Sertão, impacta Delmiro Gouveia e Santana do Ipanema.
3. Na correlação entre o Total de COVID-19 e o Total de COVID-19 por mesorregião são população, IDH, Densidade Demográfica e Área de Unidade Territorial. Em relação à correlação na 1ª onda entre os casos de COVID-19 e as variáveis climáticas, destaque para precipitação. Na correlação entre os casos de COVID-19 na 2ª onda e as variáveis climáticas, destaque para pressão, precipitação e temperatura.
4. O MRLM aponta que Maceió tem correlação significativa entre os casos e a velocidade do vento (1a onda) e a pressão de vapor d'água (2ª onda), seguido de Mata Grande entre a precipitação e os casos, apenas na 1ª onda e Palestina, com correlação significativa entre a precipitação, pressão de vapor na 2ª onda. As exceções são Penedo, Arapiraca e Palmeira dos Índios, sem correlação.

5. Em geral, as doenças negligenciadas se intensificam com atuação da COVID-19 e o impacto atinge alguns municípios do Estado. Entretanto, a correlação com as variáveis sociodemográficas e climáticas são marcante e evidenciam, os problemas de vulnerabilidade e falta de gestão de saúde pública em Alagoas.

7 – RECOMENDAÇÕES

As principais recomendações são:

- ✓ Avaliar correlação entre os dados censitários do IBGE (2023), ou seja, pós COVID-19 no sentido de investigar os efeitos devastadores provocados pela pandemia.
- ✓ Identificar os efeitos em outras doenças negligenciadas no Estado, no cenário pós-COVID-19.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABATZOGLOU, J.; DOBROWSKI, S.; PARKS, S. et al. TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958–2015. **Sci Data** 5, 170191, 2018.
- AFFONSO, M. V. G.; PEREIRA, C. E. A.; SILVA, W. B.; SILVA, M. V. S. O papel dos Determinantes Sociais da Saúde e da Atenção Primária à Saúde no controle da COVID-19 em Belém, Pará. **Revista de Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 31, n. 2, e310207, 2021.
- ALBERTI, A.; SILVA, B. B.; JESUS, J. A.; ZANONI, E. M.; GRIGOLLO, L. R. Associação do maior número de mortes por COVID-19 e o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) de Cidades Catarinenses. **Id on Line Revista Multidisciplinar e de Psicologia**, v. 14, n. 54, p. 427-434, Fevereiro/2021. <https://doi.org/10.14295/idonline.v15i54.2973>.
- ALMEIDA, B. C.; LIMA, E. A. Study of the impact of COVID-19 and social isolation and its anthropogenic adaptations - A 30-year analysis of climate change. **Revista Angolana de Ciências**, v. 3, n. 1, p. 217-235, 2021.
- ALMEIDA, G. B. **Aplicação de modelos matemáticos em pandemias: um estudo de comportamento epidemiológico a partir da Covid-19**. 2022. 61 f. Tese (Doutor em Doenças Tropicais) – Faculdade de Medicina, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2022.
- ANDRADE, S. M.; SANTOS, D. A.; CARVALHO, K. N. F.; ROSA, L. M. V.; RODRIGUES, I. S. M.; PIRES, L. G. F.; SILVA, J. C. R. A.; TAMINATO, R. L.; OLIVEIRA, E. H. Estudo epidemiológico dos casos de Dengue no Nordeste brasileiro entre 2012 e 2021. **Brazilian Journal of Development**, v. 8, n. 7, p. 52839-52852, jul., 2022. ISSN: 2525-8761.
- AQUINO, D. S. Influência do acesso a saneamento básico na incidência e na mortalidade por COVID-19: análise de regressão linear múltipla nos estados brasileiros. **Revista Thema**, v. 18, n. 1, p. 319-331, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.15536/thema.V18.Especial.2020.319-331.1798>.
- BARCELLOS, C.; XAVIER, D. R.; As diferentes fases, os seus impactos e os desafios da pandemia de covid-19 no Brasil. **Revista Eletrônica de Comunicação, Informação & Inovação em Saúde**, Rio de Janeiro, v. 16, n. 2, p. 221-226, abr.- jun. 2022.
- BARROSO, S. P. C.; BORGES, C. L. Covid-19. **Revista do Clube Naval**, v. 2, n. 394, p. 10-12, 2020.
- BASHIR, M. F.; MA, B.; BILAL.; KOMAL, B.; BASHIR, M. A.; TAN, D.; BASHIR, M. Correlation between Climate Indicators and COVID-19 Pandemic in New York, USA. **Science of the Total Environment**, v. 728, n. 1, p. 138835, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138835>

- BEE, G. R.; PINTO, D. D.; SILVA, A. C. C. A.; TIAGO OLIVEIRA, T.; ARRIGO, J. S. Vacinas contra COVID-19 disponíveis no Brasil. **Brazilian Journal of Development**, Curitiba, v.8, n.1, p. 6246-6263, 2022.
- BRITO, T.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; GOIS, G.; LYRA, G.; ZERI, M. Multivariate analysis applied to monthly rainfall over Rio de Janeiro state, Brazil. **Meteorology Atmospheric and Phys**, v.129, n. 1, p. 469-478, 2016.
- BRITO, S. B. P.; BRAGA, I. O.; CUNHA, C. C.; PALÁCIO, M. A. V.; TAKENAMI, I. Pandemia da COVID-19: o maior desafio do século XXI. **Revista Vigilância Sanitária em Debate**, v. 8, n. 2, p. 54-63, abril-junho, 2020. <https://doi.org/10.22239/2317-269X.01531>.
- CAPPELARI, B. E.; MENEGHEL, S. N. Violências e Vulnerabilidades: Desigualdade Social e Doenças Tropicais Negligenciadas. **Revista Eletrônica do Univag**, v. 1, n. 26, p. 98-109, 2021. <https://doi.org/10.18312/connectionline.v0i26.1793>.
- CARVALHO, P. R. **Estudo comparativo dos algoritmos hierárquicos de análise de agrupamento em resultados experimentais**. 2018. 142 f. Dissertação (Mestre em Ciências) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.
- CHATKIN, J. M.; GODOY, I. Tabagismo, poluição ambiental e condições climáticas são fatores de risco para COVID-19? **Journal Brasileiro de Pneumologia**, v. 46, n. 5, p. e20200183, 2020. <https://doi.org/10.36416/1806-3756/e20200183>.
- CONCEIÇÃO, J. R. **Doenças Negligenciadas e Racismo Institucional: dos Aspectos Socioeconômicos ao Desenvolvimento de Novos Fármacos**. 2021. 36 f. Monografia (Bacharel em Farmácia-Bioquímica) - Faculdade de Ciências Farmacêuticas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2021.
- CONJO, M. P. F.; JESUS, O. M.; FUMO, R. I.; CONJO, C. G. D.; SILVEIRA, V. A. O Covid-19 e Meio Ambiente, educação ambiental como ferramenta alternativa para consciencialização das pessoas. **Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação**, São Paulo, v. 7, n. 6, p. 62-77, 2021.
- CORREIA FILHO, W. L. F.; ARAGÃO, M. R. S. Padrões temporais do vento à superfície em mesorregiões do estado da Bahia. **Revista Ciência e Natura**, v. 36, n. 2, p. 402-414, 2014.
- CORREIA FILHO, W. Influence of meteorological variables on dengue incidence the municipality of Arapiraca, Alagoas, Brazil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 50, p. 309-314, 2017.
- CORREIA FILHO, W. L. F.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; SANTOS, C. T. B.; BATISTA, B. A.; SANTIAGO, D. B.; SILVA JUNIOR, C. A.; TEODORO, P. E.; COSTA, C. E. S.; SILVA, E. B.; FREIRE, F. M. The influence of urban expansion in the socio-economic, demographic, and environmental indicators in the City of Arapiraca-Alagoas, Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 25, p. 100662, 2022.

- COUTO, M. T.; BARBIERI, C. L. A.; MATOS, C. C. S. A. Considerações sobre o impacto da COVID-19 na relação indivíduo-sociedade: da hesitação vacinal ao clamor por uma vacina. **Revista Saúde e Sociedade**, v. 30, n. 1, e200450, 2021.
- CRUZ, G. C. F. Clima e COVID 19: as relações entre a temperatura do ar, radiação solar e os novos casos diários em Ponta Grossa, PR. **Revista TerraPlural**, v.16, p. 1-15, e2217446, 2022.
- DATASUS**. [S.I]: Virtual Books, 2022. Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>. Acesso em: 10 de agosto de 2022, 09:12:47.
- DATASUS**. [S.I]: Virtual Books, 2023. Disponível em: https://cnes2.datasus.gov.br/Mod_Ind_Unidade_Listar.asp?VTipo=05&VListar=1&VEstado=27&VMun=&VSubUni=&VComp=. Acesso em: 05 de janeiro de 2023, 09:12:11.
- DIAS, G. N.; PAMPLONA, V. M. S.; RODRIGUES, A. E.; VOGADO, G. E. R.; JUNIOR, W. L. S.; BARRETO, W. D. L.; ARAÚJO, J. C. O.; BARBOSA, E. S. Mathematical and statistical analysis of disease COVID-19 and implications for future projections. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 10, e4169108826, 2020.
- EMAMI, A.; JAVANMARDI, F.; PIRBONYEH, N.; AKBARI, E. A. Prevalence of Underlying Diseases in Hospitalized Patients with COVID-19: a Systematic Review and Meta-Analysis. **Arch Acad Emerg Med.**, v. 8, n. 1, p. e35, 2020.
- FALUME, A. C.; RAMÍREZ-SÁNCHEZ, M. Y. Descarte incorrecto de Máscaras em tempo de Pandemia de COVID-19. **Revista Científica**, v. 3, n. 3, p. e331236, 2022. <https://doi.org/10.47820/recima21.v3i3.1236>.
- FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de Análise de Dados, Estatística e Modelagem Multivariada com Excel[®], SPSS[®] e Stata[®]**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017. 1187p.
- FRANCO, C. M. R.; DUTRA, R. F. Modelos Matemáticos em Epidemiologia e Aplicação na Evolução da COVID-19 no Brasil e no Estado da Paraíba. **Revista Educação Ciência e Saúde**, v. 7, n. 1, p. 1-20, jan./jun., 2020.
- FILHO, P. S. P. S.; SILVA, M. J. S.; JÚNIOR, E. J. F.; ROCHA, M. M. L.; ARAUJO, I. A.; CARVALHO, I. C. S.; ESPERANDIO, J. V. M.; VASCONCELOS, A. C. A. B.; POMPEU, J. G. F.; CAMPELO, V. E. S.; FILHO, E. R. S.; PAIVA, M. L. R.; CARVALHO, A. M.; GUEDES, J. J. S.; RODRIGUES, I. C. D. S. J.; VALENTE, V. S.; PIRES, A. S. S.; MESQUITA, G. V. Vacinas contra o coronavírus (COVID-19; SARS-COV-2) no Brasil: uma visão geral. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 8, pág. e26310817189, 2021.

- FURLETTI, L. A.; CARVALHO, Í. L.; SILVA, H. B.; PEIXOTO, L. C. Aplicação de regressão linear múltipla para analisar a relação entre buscas por palavras-chave na internet e casos de COVID-19 no Brasil. **Revista Exacta**, 2022. <https://doi.org/10.5585/exactaep.2022.20401>.
- GÓES, B. C.; GOES, R. J.; CREMASCO, C. P.; GABRIEL FILHO, L. R. A. Análise Multivariada da soja cultivada sob sistema plantio direto em coberturas vegetais de milho e sorgo. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, v. 14, n. 3, p. 283, 2020. <https://doi.org/10.18011/bioeng2020v14n3p283-298>
- GONZAGA, A. C.; FREITAS, A. C. V. Analysis of the relationship between weather conditions, air pollution and viral respiratory infections: the COVID-19 case. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 8, e591985942, 2020.
- HIDROWEB.** [S.l]: Virtual Books, 2022. Disponível em: <https://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>. Acesso em 10 de agosto de 2022, 09:44:11.
- HOMMA, A.; FREIRE, M. S.; POSSAS, C. Vacinas para doenças negligenciadas e emergentes no Brasil até 2030: o “vale da morte” e oportunidades para PD&I na Vacinologia 4.0. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 36, Sup 2:e00128819, 2020.
- IBGE.** [S.l]: virtual Books, 2022. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/al/panorama>. Acesso em: 10 de novembro de 2023, 09:25:04.
- INMET.** [S.l]: Virtual Books, 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/inmet>. Acesso em 10 de agosto de 2022, 09:30:52.
- JARDIM, T. V.; JARDIM, F. V.; JARDIM, L.; CORAGEM, J. T.; CASTRO, C. F.; FIRMINO, G. M.; JARDIM, P. Changes in the Profile of Emergency Room Patients during the COVID-19 Outbreak in a General Hospital Specialized in Cardiovascular Care in Brazil. **Arquivos brasileiros de cardiologia**, v.116, n. 1, p. 140–143, 2021. <https://doi.org/10.36660/abc.20200595>.
- KRONBAUER, A. H. Um Desenho Metodológico para engajar e motivar os alunos nas aulas Remotas na Pandemia do COVID-19. **Revista Interfaces Científicas**, v. 8, n. 3, p. 611–626, 2020. [doi.org/ 10.17564/2316-3828.2020v8n3p611-626](https://doi.org/10.17564/2316-3828.2020v8n3p611-626).
- KUMAR S. Effect of meteorological parameters on spread of COVID-19 in India and air quality during lockdown. **Science of The Total Environment**, v. 745, n. 25, p. 141021, 2020. <https://www.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.141021>.
- KURZ, G. B.; BUSKE, D.; QUADROS, R. S.; GONÇALVES, G. A. Análise da Pandemia de COVID-19 em Pelotas. **Revista Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 43, e9, 2021. doi.org/10.5902/2179460X66994.

- LEDO, M. V.; DÍAZ, R. G.; RODRÍGUEZ, W. B.; ONEGA, N. C. V.; LEZCA, W. M. Modelos Matemáticos para el Control Epidemiológico. **Educación Médica Superior**, v. 34, n. 2, e2387, abr.-jun. 2020.
- LEIVA, G. C.; SATHLER, D.; FILHO, R. D. O. Estrutura urbana e mobilidade populacional: implicações para o distanciamento social e disseminação da Covid-19. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 37, p. 1-22, e0118, 2020.
- LIMA, M. J. S.; CAVALCANTE, I. B. S.; MENDONÇA, H. S.; PEDRO FERNANDES DE SOUZA NETO.; SILVA, S. D.; AMORIM, D. O. C.; SILVA, D. F. Classificação, quantificação e ocorrência de eventos climáticos extremos nas três mesorregiões do estado de Alagoas, Brasil. **Revista Ciência e Sustentabilidade**, v. 4, n. 2, p.151-172, jul./dez. 2018.
- LIMA, J. R. F.; PEDROSO, M. T. M. Impactos da crise do coronavírus nas cadeias produtivas de frutas e hortaliças brasileiras. **Revista de Economia e Agronegócio**, v. 18, n. 2, p. 1-10, 2020.
- LIMA, J. R. B. **Produção Agrícola Pernambucana frente à Pandemia de COVID-19: Impactos e iniciativas na Agricultura Familiar**. 2021. 116 f. Dissertação (Mestre em Desenvolvimento e Meio Ambiente) - Centro de Filosofia e Ciências Humanas, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2021.
- LINDEMANN, I. L.; SIMONETTI, A. B.; AMARAL, C. P.; RIFFEL, R. T.; SIMON, T. T.; STOBBE, J. C.; ACRANI, G. O. Percepção do medo de ser contaminado pelo novo Coronavírus. **Jornal Brasileiro de Psiquiatria**, v. 70, n. 1, p. 3-11, 2021.
- LYRA, G. B.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; ZERI, M. Cluster Analysis applied to the spatial and temporal variability of monthly rainfall in Alagoas state, Northeast of Brazil. **International Journal of Climatology**, v. 34, n. 13, p. 3546-3558, 2014.
- LIRA, J. L. M.; CALADO, M. F.; OLIVEIRA, L. L. Perfil epidemiológico da coinfeção por HIV e leishmaniose visceral no estado de Alagoas, 2009 – 2019. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 10, p. e7249109203, 2020. DOI: 10.33448/rsd-v9i10.9203.
- LIRA, L. F.; BROUWERSKUR, C.; SANTOS, M. C. C.; DIVINO, A. M. C. A.; CAMARGO, L. L.; ARAUJO, I. M.; CRUZ, C. M. Incidência da dengue no Brasil: análise comparativa entre São Paulo e Alagoas. **Brazilian Journal of Health Review**, v. 4, n. 6, p. 24410-24426 nov./dec., 2021. DOI:10.34119/bjhrv4n6-066.
- LISBOA, T. R.; SERAFIM, I. B. M.; SERAFIM, J. C. M.; RAMOS, A. C.; NASCIMENTO, R. M.; RONEER, M. N. B. Relação entre incidência de casos de arboviroses e a pandemia da Covid-19. **Revista Interdisciplinar de Ciência Aplicada** v. 6, n. 10, p. 31-36, 2022. ISSN: 2525-3824.

- MADEIROS, S. F. **A cultura do eucalipto no Estado de alagoas: histórico, perspectiva e característica dos plantios.** 2019. 52 f. Dissertação (Mestrado em Energia da Biomassa) – Centro de Ciências Agrárias, Universidade Federal de Alagoas, Rio Largo, 2019.
- MAIRINQUE, L. A. **A Pandemia por COVID-19 e seus Impactos na Mobilidade Urbana:** um estudo de caso utilizando Análise Estatística Espacial. 2021. 124 f. Dissertação (Mestre em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2021.
- MARQUES, T. B.; PIMENTEL, H. S.; FECURY, A. A.; CARDENAS, A. M. C.; PUREZA, D. Y.; ANDRADE, R. F. Impacto da COVID 19 no registro de Casos das Doenças Endêmicas no Amapá. **Revista Portuguesa De Ciências e Saúde**, v. 3, n. 01, p. 44–63, 2022.
- MELO, R. L. B.; SANTOS, A. A. P.; COMASSETTO, I.; SANTOS, V. B.; BARROS, A. C.; BERNARDO, T. H. L.; SANTOS, W. B.; SANTOS, J. A. M. Distribuição de casos novos da hanseníase em um estado do Nordeste. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 1, p. e15011124917, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v11i1.24917>.
- MENDES, E. V. (2020). **O lado oculto de uma pandemia:** a terceira onda da Covid-19 ou o paciente invisível. 1. ed.: Conselho Nacional de Secretários de Saúde, CONASS, 2020. 91 p.
- MENDONÇA, I. M. S.; ELERES, F. B.; SILVA, E. M. S.; FERREIRA, S. M. B.; SOUSA, G. S. Impact of the Covid-19 pandemic on the care of patients with leprosy: an evaluative study from the perspective of the health professional. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 2, e4111225459, 2022. <https://doi.org/10.33448/rsd-v11i2.25459>
- MIRANDA, K. R. **COVID-19:** uma Análise Global de Fatores que Influenciam na caracterização da Doença. 2021. 51 f. Monografia (Bacharel em Engenharia de Produção) - Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas, Universidade Federal de Ouro Preto, João Monlevade, 2021.
- MOROSINI, L. Fora da prioridade: pandemia de COVID-19 agrava desassistência de doenças já consideradas invisibilizadas. **RADIS: Comunicação e Saúde**, n. 218, p. 20-24, 2020.
- NASCIMENTO, V. F.; ESPINOSA, M. M.; SILVA, M. C. N.; FREIRE, N. P.; TRETTEL, A. C. P. T. Impacto da COVID-19 sob o trabalho da Enfermagem Brasileira: Aspectos Epidemiológicos. **Revista Enfermagem em Foco**, v. 11, n. 1, p. 24-31, 2020.
- NASCIMENTO, C. S.; CORREIA, J. P. S.; TEMÓTEO, C. C. S.; CAMPOS, A. L. B. Impacts on the epidemiological profile of Dengue amid the COVID-19 Pandemic in Sergipe Impactos en el perfil epidemiológico del Dengue en medio de la pandemia COVID-19 en Sergipe. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 5, e3610514544, 2021. <https://doi.org/10.33448/rsd-v10i5.14544> (a).
- NETO, J. W. V.; SILVA, G. A.; COSTA, H. P.; CARMO, S. J. M.; GUEDES, M. I. F.; FERREIRA, J. E. S. M.; AMARO, J. P.; ALMEIDA, I. N. K.; GAZOS, W. M. J.;

PAIVA, K. G. P.; GALVÃO, J. W. S.; ARAÚJO, E. F.; SOUZA, F. A. C. A. Doenças tropicais negligenciadas durante a pandemia da COVID-19. In: FARIAS, B. M. **Convergências: diálogos interdisciplinares na ciência contemporânea**. 1. ed. Rio de Janeiro: Epitaya, 2023. p. 47-64.

- OLIVEIRA, M. R. G. **Métodos Multivariados aplicados no monitoramento da qualidade da água de cisternas de placas na região do Pajeú – PE**. 2016. 137 f. Tese (Doutor em Biometria e Estatística) – Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística, Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2016.
- OLIVEIRA, G. G.; GAMA, A. K. S.; MAIA, G. M. U.; GONÇALVES, G. F.; MIRANDA, I. B.; PALMEIRA, J. O. V.; SOUZA, M. J. N.; OLIVEIRA, P. E.; SOARES, A. L. F. H. Análise da hanseníase na região nordeste do Brasil no período de 2017-2021. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 11, p. e46111133150, 2022. DOI:<https://doi.org/10.33448/rsd-v11i11.33150>.
- OLIVEIRA, N. L. **Análise de Agrupamento Hierárquicos**. 2022. 50 f. Monografia (Bacharel em Estatística) - Departamento de Estatística e Matemática Aplicada, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2022.
- OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F., CORREIA FILHO, W. L. F., SANTIAGO, D. B., GOIS, G., COSTA, M., SILVA JUNIOR, C. A., TEODORO, P. E., & FREIRE, F. M. Rainfall in Brazilian Northeast via in situ data and CHELSA product: mapping, trends, and socio-environmental implications. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 193, p. 263-281, 2021. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09043-9>.
- OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; ROCHA, A. L.; SILVA, V.; SANTOS, D.; COSTA, SILVA, C. E. Relações institucionais e Multidimensionalidade no Semiárido de Alagoas: uma convivência entre ensino, pesquisa e extensão. **Diversitas Journal**, v. 7, p. 407-423, 2022.
- OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; SOUZA, A.; ABREU, M. C.; NUNES, R. S. C.; NASCIMENTO, L. S.; SILVA, S. D.; CORREIA FILHO, W. L. F.; SILVA, E. B. Modeling of Dengue by Cluster Analysis and Probability Distribution Functions in the State of Alagoas in Brazilian. **Brazilian Archives of Biology and Technology**, v. 66, p. 1-17, 2023.
- PANI, S. K.; LIN, N. H.; RAVINDRABABU, S. Association of COVID-19 pandemic with meteorological parameters over Singapore. **Science of The Total Environment**, v. 740, n. 20, p. 140112, 2020. <https://www.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140112>
- PAULA, F. A. P.; FERREIRA, J. Z.; JÚNIOR, E. L. S.; ALVES, I. G.; NARVAES, J. V. R.; PAULA, C. A. P.; BARETTA, I. P.; PACHECO, R. B. Incidência da Dengue Durante a COVID-19. **Brazilian Journal of Surgery and Clinical Research**, v. 44, n. 2, p. 73-78, 2023.
- PEREIRA, P. V. M.; RAMOS, J. E. S.; PEREIRA, M. M.; SCHMIDT, V. Planejamento da exploração florestal: um estudo na Amazônia brasileira. **Brazilian Journal of Development**, v. 5, n. 10, p. 18376-18403, oct. 2019. <http://doi.org/10.34117/bjdv5n10-095>.

- PINTO, S. S.; SILVA, C. S. **Estatística**. 1. ed. Rio Grande: Ed. da FURG, 2020. 195 p.
- QUININO, L. R. M.; VASCONCELLOS, F. H. M.; DINIZ, I. S.; AGUIAR, L. R.; RAMOS, Y. T. M.; BASTIANI, F. Aspectos espacial e temporal e fatores associados à interiorização da Covid-19 em Pernambuco, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 26, n. 6, p. 2171-2182, 2021. <https://doi.org/10.1590/1413-81232021266.00642021>
- ROCHA, M. A. N.; MATOS-ROCHA, T. J.; RIBEIROS, C. M. B.; ABREU, R. O. Epidemiological aspects of human and canine visceral leishmaniasis in State of Alagoas, Northeast, Brazil. **Brazilian Journal of Biology**, v. 78, n. 4, p. 609-614, 2018. <https://doi.org/10.1590/1519-6984.166622>.
- ROCHA, T. H. S. **Máscaras e respiradores: uma revisão sobre suas características e seus impactos ambientais, e a influência da pandemia de COVID-19**. 2021. 44 f. Monografia (Bacharelado em Química Tecnológica) - Centro de Ciências Exatas e Tecnologia, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2021.
- ROMERO, J. A. R.; SILVA, F. A. M. Relação entre as Condições Socioeconômicas e a Incidência da Pandemia da Covid-19 nos municípios do Ceará. **Boletim da Conjuntura**, v. 3, n. 7, p. 85-92, 2020. <http://doi.org/10.5281/zenodo.3923443>.
- SALLAS, J.; ELIDIO, G. A.; COSTACURTA, G. F.; FRANK, C. H. M.; ROHLFS, D. B.; PACHECO, F. C.; GUILHEM, D. B. Decréscimo nas notificações compulsórias registradas pela Rede Nacional de Vigilância Epidemiológica Hospitalar do Brasil durante a pandemia da COVID-19: um estudo descritivo, 2017-2020. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 31, p. e2021303, 2022.
- SANTOS, F. G. B.; PAIVA, J. P. S.; ARAÚJO, E. M. C. F.; LEAL, T. C.; SOUZA, C. D. F.; DUAILIBE, F. T. Tuberculose no estado de Alagoas: análise espacial e temporal entre 2010 e 2015. **Revista O Mundo da Saúde**, v. 43, n. 1, p. 129-150, 2019. DOI: 10.15343/0104-7809.20194301129150. (a)
- SANTOS, J. G. C.; ROCHA, M. A. D. N.; SANTOS, R. C.; RIBAS, J. L. C. Perfil Clínico e Epidemiológico da Tuberculose em Alagoas de 2008 A 2017. **Revista Saúde e Desenvolvimento**, v. 13, n. 14, p. 35–48, 2019 (b).
- SANTOS, P. C. L. **Arapiraca e sua expressão enquanto cidade média no contexto regional alagoano**. 2019. 131 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Instituto de Geografia, Desenvolvimento e Meio Ambiente, Universidade Federal de Alagoas, Maceió, 2019.
- SANTOS, A. L. P.; FIGUEIREDO, M. P. S.; FERREIRA, T. A. E.; GOMES-SILVA, F.; MOREIRA, G. R.; SILVA, J. E.; FREITAS, J. R. Analysis and forecasting of the evolution of COVID-19 death numbers in the state of Pernambuco and Ceará using regression models. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 7, e602974551, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v9i7.4551>.
- SANTOS, F. S.; GOMES, H. B. ; BARROS, G. V. P.; ALVES, L. E. R.; SILVA, D. F.; COSTA, R. L.; SILVA, F. D. S.; OLIVEIRA JÚNIOR, J. F. Análise Sazonal dos Parâmetros Biofísicos Utilizando o Sensor MODIS para o Estado de Alagoas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, p. 955-968, 2021 (a).
- SANTOS, L. B.; MAGALHÃES, A. K.; ZANOL, B. M.; CARNEIRO, C. C. A.; CERQUEIRA, J. P. N.; FEITOSA, R. R. M.; OLIVEIRA, G. N. A.; TORRES, Y.

- D. A.; SILVA, C. A. Hanseníase: Aspectos epidemiológicos e evolução clínica em Pernambuco - Brasil, nos anos de 2001 a 2020. **Brazilian Journal of Health Review**, Curitiba, v. 4, n. 4, p. 18102-18115 jul./aug. 2021. DOI:10.34119/bjhrv4n4-285. (b).
- SENHORA, E. M. O campo de poder das vacinas na pandemia da COVID-19. **Boletim De Conjuntura**, v. 6, n. 18, p. 110-121, 2021. <http://doi.org/10.5281/zenodo.5009525>.
- SILVA, C. C. S. C.; TEIXEIRA, C. M. S. O uso das tecnologias na educação: os desafios frente à pandemia da COVID-19. **Brazilian Journal of Development**, Curitiba, v. 6, n. 9, p.70070-70079, sep. 2020.
- SILVA, L. L. S.; LIMA, A. F. R.; POLLI, D. A.; RAZIA, P. F. S.; PAVÃO, L. F. A.; CAVALCANTI, M. A. F. H.; TOSCANO, C. M. Medidas de distanciamento social para o enfrentamento da COVID-19 no Brasil: caracterização e análise epidemiológica por estado. **Revista Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 36, n. 9, p. e00185020, setembro, 2020.
- SILVA, A. P.; MEDEIROS, E. B.; NETTO, J. L. M. G.; WANDERLEY, F. S. Estudo epidemiológico de Leishmaniose Tegumentar Americana em Alagoas, no período de 2010 à 2018. **Diversitas Journal**, v. 6, n. 2, p. 2351-2364, abr./jun. 2021. DOI:10.17648/diversitas-journal-v6i2-1550 (a).
- SILVA, A. M.; OLIVEIRA, G. G.; SANTOS, F. R. Doenças Tropicais Infecciosas negligenciadas também são vistas e pesquisadas pela UFS. In: GURGEL, R. Q.; NUNES, M. S. C. **Ciência e Saúde: Diálogos Contemporâneos em Tempos de COVID-19**. 1. ed. São Cristóvão: Ed UFS, 2021. p. 39-41 (b).
- SILVA, S. D.; JÚNIOR, J. F. O.; FILHO, W. L. F. C.; BARROS, H. G.; SOUZA, E. O.; SANTIAGO, D. B.; SILVA, E. B.; BELO E SILVA, M. **Dynamics of notified cases of dengue in Alagoas: Geospatialization and Applied Statistics**. Research, Society and Development, v. 10, n. 15, e415101522990, 2021. DOI:<https://doi.org/10.33448/rsd-v10i15.22990> (c).
- SILVA, I. J. L. **Períodos Úmidos e Secos no Estado de Alagoas via Índice de Seca**. 2022. 119 f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto de Ciências Atmosféricas, Universidade Federal de Alagoas, Maceió.
- SILVA, L. M.; SILVA, G. D.; SILVA, A. B. O.; OLIVEIRA, M. S.; SANTOS, G. S.; GOMES, M. B. S.; SILVA, M. L.; VIEIRA, R. N.; BEZERRA, J. K. S.; SANTOS, M. R. R. O cenário da Tuberculose no Brasil: impactos da pandemia da COVID-19 na subnotificação e descontinuidade do tratamento. **Brazilian Journal of Health Review**, v. 5, n. 5, p. 21067–21081, 2022. <https://doi.org/10.34119/bjhrv5n5-260>
- SOUSA, C. D. K.; MORAIS, T. C.; DABOIN, B. E. G.; PORTUGAL, I.; CAVALCANTI, M. P. E.; ECHEIMBERG, J. O.; JACINTHO, L. C.; RAIMUNDO, R. D.; ELMUSHARAF, K.; SIQUEIRA, C. E. Epidemiological profile of COVID-19 in the State of Espírito Santo, Brazil, from march 2020 to june 2021. **J Hum Growth Dev.**, v. 31, n. 3, p. 507-520. 2021. DOI: 10.36311/jhgd.v31.12770 (b).
- SOUSA, P. M. L.; CARTAXO, H. B.; COELHO, C. I. H. M.; GALVÃO, J. G. F.; BRITO, S. A. Impactos do perfil epidemiológico da dengue durante a pandemia

da COVID-19. **e-Acadêmica**, v. 3, n. 2, e3332198, 2022. <http://dx.doi.org/10.52076/eacad-v3i2.198>

- SOUZA, L. C.; SILVA, T. O.; PINHEIRO, A. R. S.; SANTOS, F. S. SARS-CoV, MERS-CoV e SARS-CoV-2: a narrative review of the main Coronaviruses of the century. **Brazilian Journal of Health Review**, Curitiba, v. 4, n. 1, p. 1419-1439, Jan/Feb. 2021. DOI:10.34119/bjhrv4n1-120.
- SOUZA, L. E. P. F.; BUSS, P. M. Desafios globais para o acesso equitativo à vacinação contra a COVID-19. **Revista Cadernos de Saúde Pública**, v. 37, n. 9, p. e00056521, 2021. doi: 10.1590/0102-311X00056521.
- SOUZA, C. E. A.; ARAÚJO, P. C.; AGUIAR, C. S.; CRUZ, F. M. F.; LIMA, M. W. H.; SANTOS JUNIOR, M. S.; RÊGO, P. W. A.; CARVALHO, B. M. M.; MARTINS, G. C. C.; SILVA, E. K. L. Covid-19 and the incidence of tuberculosis in the northeast: A cross-sectional analysis. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 9, p. e59411932162, 2022. DOI: 10.33448/rsd-v11i9.32162.
- TARDIM, A. C. C.; ALMADA, E. V. C. O impacto da pandemia de COVID-19 na geração de resíduos sólidos. **Revista Meio Ambiente**, v. 4, n. 2, p. 021-033, 2022.
- VALERIO, E. J. **Modelos matemáticos para a Covid-19**. 2021. 56 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Matemática) - Departamento de Matemática, Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2021.
- VALLE, C. P. P. **Uma sugestão de modelagem no ensino básico para a COVID-19 em Goiás**. 2021. 62 f. Dissertação (Mestre em Matemática) – Instituto de Matemática, Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2021.
- VASCONCELOS, D. A. L.; ARAUJO, L. M.; RAMOS, S. P. Turismo de sol e mar e a territorialização do destino Maceió, Brasil. **Revista de Turismo y Patrimônio Cultural**, v. 17, n. 4, Julio-Septiembre, p. 695-708, 2019.
- VILARINHO, C. M. R.; SCHMITT, V. F.; REIS, B. C.; MELILLO, W. J. S.; COUTO, E. A. Água e esgoto na pandemia da COVID-19: o papel da regulação e o desafio para o objetivo de desenvolvimento sustentável 6 no Brasil. **Revista de Engenharia Sanitária e Ambiental**, v. 27, n. 2, p. 335-346, mar/abr. 2022.
- WATZECK, J. R. Estatística – uma Ferramenta Crucial no Controle da Pandemia da COVID19: a realidade dos fatos. **Revista Científica Multidisciplinar**, v. 3, n. 4, e341311, 2022. <https://doi.org/10.47820/recima21.v3i4.1311>.
- YAMASHITA, N. P. L. **Vulnerabilidades Sociais e Indicadores Ambientais em área rural e suas implicações na propagação da Doença de Chagas: um estudo no assentamento Barra Bonita, Estado do Tocantins**. 2021. 102 f. Dissertação (Mestre em Planejamento Urbano e Regional/Demografia) - Universidade Federal do Tocantins, Araguaína, 2021.

APÊNDICE

A1 – Maceió

Estatística da Regressão

1ª Onda		2ª Onda	
R múltiplo	0,994525246	R múltiplo	0,919659004
R-Quadrado	0,989080464	R-Quadrado	0,845772684
R-quadrado ajustado	0,956321857	R-quadrado ajustado	0,713577842
Erro padrão	662,6563378	Erro padrão	1702,356516
Observações	9	Observações	14
R múltiplo	0,994525246	R múltiplo	0,919659004

ANOVA 1ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	79548895	13258149	30,19299	0,032402201
Resíduo	2	878226,84	439113,4		
Total	8	80427122			

ANOVA 2ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	111247800	18541300	6,397925	0,013820982
Resíduo	7	20286124	2898018		
Total	13	131533924			

1ª onda

	Coeficientes	Erro padrão	Stat t	p-valor	95% inferiores	95% superiores	Inferior 95,0%
Interseção	-98176,68383	37397,57 7	-2,62522	0,119618	-259085,4702	62732,103	-259085,4702
Precipitação	-62,68890326	26,14476	-2,39776	0,138658	-175,1807279	49,802921	-175,1807279
T mínima	4754,391008	3365,415 4	1,41272	0,293267	-9725,822641	19234,605	-9725,822641
T máxima	-2395,42293	2325,825	-1,02992	0,411303	-12402,6402	7611,7943	-12402,6402

Vv	5681,132043	1082,547 8	5,247927	0,034445	1023,304752	10338,959	1023,304752
ETo	-547,350116	193,8524 8	-2,82354	0,105883	-1381,430018	286,72979	-1381,430018
Pressão de Vapor	46541,90424	20786,95 3	2,238996	0,15453	-42897,13729	135980,95	-42897,13729

2ª onda

	<i>Coeficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>p-valor</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>
Interseção	-42570,61242	27784,552	- 1,53217	0,169343	-108270,6384	- 108270,6384	23129,41352
Precipitação	5,989097488	8,8456972	0,67706 3	0,520106	-14,92765255	- 14,92765255	26,90584753
T mínima	6980,340445	3118,1503	2,23861 6	0,060201	-392,9134642	- 392,9134642	14353,59436
T máxima	931,9602225	2894,7367	0,32195	0,756892	-5913,004445	- 5913,004445	7776,92489
Vv	958,0895174	1539,2589	0,62243 6	0,553382	-2681,6794	-2681,6794	4597,858434
ETo	-49,95572543	96,10833	- 0,51979	0,619241	-277,2158138	- 277,2158138	177,3043629
Pressão de Vapor	-47218,77656	12530,272	- 3,76838	0,006998	-76848,16252	- 76848,16252	- 17589,39059

A2 – Penedo

Estatística da Regressão

1ª Onda		2ª Onda	
R múltiplo	0,991678135	R múltiplo	0,779511561
R-Quadrado	0,983425523	R-Quadrado	0,607638273
R-quadrado ajustado	0,933702092	R-quadrado ajustado	0,271328221
Erro padrão	52,71496587	Erro padrão	178,864302
Observações	9	Observações	14
R múltiplo	0,991678135	R múltiplo	0,779511561

ANOVA 1ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	329761,2	54960,19	19,77791	0,048903845
Resíduo	2	5557,735	2778,868		
Total	8	335318,9			

ANOVA 2ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	346819,8	57803,3	1,80678	0,228315572
Resíduo	7	223947,1	31992,44		
Total	13	570766,9			

1ª onda

	Coeficientes	Erro padrão	Stat t	p-valor	95% inferiores	95% superiores	Inferior 95,0%
Interseção	422,9041756	1824,821	0,231751	0,838284	-7428,67	8274,475	-7428,66668
Precipitação	-15,3506448	4,916003	-3,12259	0,089069	-36,5025	5,801209	-36,50249837
T mínima	2779,503361	909,6706	3,055505	0,092491	-1134,49	6693,5	-1134,493154
T máxima	18,69022022	434,8641	0,042979	0,969623	-1852,38	1889,759	-1852,379057
Vv	-1234,17193	380,73	-3,24159	0,08343	-2872,32	403,9771	-2872,320984
ETo	-67,0497129	36,75934	-1,82402	0,209711	-225,212	91,11298	-225,2124084
Pressão de Vapor	-17941,0052	8767,75	-2,04625	0,177353	-55665,6	19783,58	-55665,58717

2ª onda

	Coeficientes	Erro padrão	Stat t	p-valor	95% inferiores	95% superiores	Inferior 95,0%
Interseção	-1911,46154	2156,438	-0,8864	0,404825	-7010,63	3187,704	- 7010,626865
Precipitação	-0,28812107	1,567686	- 0,18379	0,859391	-3,99511	3,418867	- 3,995109404
T mínima	242,8694156	213,7428	1,13627	0,293243	-262,552	748,2908	- 262,5519404
T máxima	23,55362714	190,0006	0,12396 6	0,904827	-425,726	472,8336	- 425,7263353
Vv	-23,6976776	255,9701	- 0,09258	0,928831	-628,971	581,5754	- 628,9707918
ETo	-14,3234735	10,50472	- 1,36353	0,214944	-39,1632	10,51625	-39,1631986

Pressão de Vapor	-736,129152	1100,994	-0,6686	0,525175	-3339,57	1867,308	- 3339,566606
------------------	-------------	----------	---------	----------	----------	----------	------------------

A3 – Arapiraca

Estatística da Regressão

1ª Onda		2ª Onda	
R múltiplo	0,830754706	R múltiplo	0,827310791
R-Quadrado	0,690153382	R-Quadrado	0,684443145
R-quadrado ajustado	-0,2393865	R-quadrado ajustado	0,41396584
Erro padrão	1914,15147	Erro padrão	1026,720451
Observações	9	Observações	14
R múltiplo	0,830754706	R múltiplo	0,827310791

ANOVA 1ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	16322304	2720384	0,742468	0,671271876
Resíduo	2	7327952	3663976		
Total	8	23650256			

ANOVA 2ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	16005241	2667540	2,530501	0,125052586
Resíduo	7	7379084	1054155		
Total	13	23384325			

1ª onda

	<i>Coeficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>p-valor</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>
Interseção	44941,83017	50942,98	0,882199	0,470728	-174248	264131,8	-174248,1145
Precipitação	16,05912123	49,73881	0,322869	0,777424	-197,95	230,068	-197,9497129
T mínima	27,29149242	5249,21	0,005199	0,996324	-22558,2	22612,82	-22558,23797
T máxima	-646,295512	3966,019	-0,16296	0,885529	-17710,7	16418,11	-17710,69732
Vv	-2270,13645	4877,092	-0,46547	0,687362	-23254,6	18714,3	-23254,57077
ETo	71,47030117	343,4414	0,2081	0,854418	-1406,24	1549,179	-1406,238664
Pressão de Vapor	-12973,3505	58933,44	-0,22014	0,846193	-266543	240596,8	-266543,4585

2ª onda

	<i>Coeficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>p-valor</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>
Interseção	17522,11568	18806,23	0,931719	0,382493	-26947,6	61991,78	- 26947,55175
Precipitação	17,79637165	16,94857	1,050022	0,328601	-22,2806	57,87337	- 22,28062533
T mínima	3424,662543	1888,608	1,813326	0,112665	-1041,19	7890,511	- 1041,186175
T máxima	-1715,20226	1485,689	- 1,15448	0,286189	-5228,3	1797,893	- 5228,297682
Vv	-1981,59758	1990,23	- 0,99566	0,352579	-6687,74	2724,549	- 6687,744104
ETo	58,54136472	84,15635	0,695626	0,509091	-140,457	257,5395	- 140,4567722
Pressão de Vapor	-15649,4449	9349,378	- 1,67385	0,138074	-37757,2	6458,322	- 37757,21168

A4 – Palmeira dos Índios

Estatística da Regressão

1ª Onda		2ª Onda	
R múltiplo	0,987997466	R múltiplo	0,852404558
R-Quadrado	0,976138992	R-Quadrado	0,726593531
R-quadrado ajustado	0,90455597	R-quadrado ajustado	0,49224513
Erro padrão	62,0228548	Erro padrão	135,3917857
Observações	9	Observações	14
R múltiplo	0,987997466	R múltiplo	0,852404558

ANOVA 1ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	314743,2	52457,2	13,63646	0,069889
Resíduo	2	7693,669	3846,835		
Total	8	322436,9			

ANOVA 2ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	341008,7	56834,78	3,100484	0,082291
Resíduo	7	128316,5	18330,94		
Total	13	469325,2			

1ª onda

	Coeficientes	Erro padrão	Stat t	p-valor	95% inferiores	95% superiores	Inferior 95,0%
Interseção	14621,49678	4856,89	3,010465	0,094895	-6276,01	35519,01	-6276,014777
Precipitação	3,791915016	1,888716	2,007668	0,182464	-4,33457	11,9184	-4,334574201
T mínima	160,1676585	154,0614	1,039635	0,407694	-502,705	823,0405	-502,7051624
T máxima	-50,712295	56,38707	-0,89936	0,463377	-293,326	191,9017	-293,326273

Vv	-910,221888	359,1505	-2,53437	0,126755	-2455,52	635,0781	-2455,521903
ETo	16,04673082	7,021615	2,285333	0,149649	-14,1648	46,2583	-14,16484059
Pressão de Vapor	-7215,94417	3243,981	-2,22441	0,156112	-21173,7	6741,78	-21173,66884

2ª onda

	<i>Coeficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>p-valor</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>
Interseção	2060,364809	3180,169	0,647879	0,537725	-5459,54	9580,271	- 5459,541097
Precipitação	1,232571149	2,035024	0,605679	0,563842	-3,5795	6,044638	- 3,579495687
T mínima	224,1461914	124,0451	1,806974	0,113718	-69,1738	517,4662	- 69,17377099
T máxima	-115,939678	155,9918	- 0,74324	0,48153	-484,802	252,9222	- 484,8015543
Vv	-109,239904	280,7992	- 0,38903	0,708816	-773,225	554,7447	- 773,2245463
ETo	4,640226781	11,6132	0,399565	0,701388	-22,8206	32,10108	- 22,82062381
Pressão de Vapor	-1314,22126	1169,114	- 1,12412	0,298029	-4078,74	1450,294	-4078,73672

A5 – Mata Grande

Estatística da Regressão

1ª Onda		2ª Onda	
R múltiplo	0,987826144	R múltiplo	0,88723795
R-Quadrado	0,97580049	R-Quadrado	0,78719118
R-quadrado ajustado	0,90320196	R-quadrado ajustado	0,60478362
Erro padrão	10,42974046	Erro padrão	12,2619715
Observações	9	Observações	14
R múltiplo	0,98782614	R múltiplo	0,88723795

ANOVA 1ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	8772,663	1462,111	13,44105	0,070855853
Resíduo	2	217,559	108,7795		
Total	8	8990,222			

ANOVA 2ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	3893,223	648,8704	4,315562	0,03839101
Resíduo	7	1052,492	150,3559		
Total	13	4945,714			

1ª onda

	Coeficientes	Erro padrão	Stat t	p-valor	95% inferiores	95% superiores	Inferior 95,0%
Interseção	947,250618	463,0374	2,045732	0,17742	-1045,04	2939,54	-1045,038537
Precipitação	1,00412137	0,202424	4,960476	0,038319	0,13316	1,875083	0,133159565
T mínima	-26,565791	13,18917	-2,01421	0,181583	-83,3142	30,18264	-83,31421822
T máxima	-16,1456938	44,40895	-0,36357	0,751014	-207,222	174,9306	-207,2219824
Vv	-72,3019572	43,33554	-1,66842	0,237171	-258,76	114,1558	-258,7597507
ETo	4,93819575	2,31464	2,133462	0,166493	-5,0209	14,89729	-5,020895185
Pressão de Vapor	-232,913289	596,7475	-0,3903	0,733959	-2800,51	2334,684	-2800,510535

2ª onda

	Coeficientes	Erro padrão	Stat t	p-valor	95% inferiores	95% superiores	Inferior 95,0%
Interseção	-294,548632	137,5186	-2,14188	0,069441	-619,728	30,6312	-619,7284634
Precipitação	0,08795155	0,14068	0,625191	0,551674	-0,2447	0,420606	-0,244702852
T mínima	9,4434559	9,364948	1,008383	0,346849	-12,7011	31,58804	-12,7011271
T máxima	7,60133995	9,547941	0,796123	0,45211	-14,976	30,17863	-14,97595342
Vv	38,0870544	16,85365	2,259869	0,058343	-1,7655	77,93961	-1,765504197

ETo	-1,82542679	0,805012	- 2,26758	0,057683	-3,72898	0,078124	-3,72897754
Pressão de Vapor	27,2178004	61,30822	0,44395	0,670478	-117,753	172,1887	- 117,7531055

A6 – Palestina

Estatística da Regressão

1ª Onda		2ª Onda	
R múltiplo	0,975477577	R múltiplo	0,965240262
R-Quadrado	0,951556504	R-Quadrado	0,931688763
R-quadrado ajustado	0,806226015	R-quadrado ajustado	0,873136273
Erro padrão	14,36630865	Erro padrão	6,585217448
Observações	9	Observações	14
R múltiplo	0,975477577	R múltiplo	0,965240262

ANOVA 1ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	8108,107	1351,351	6,5475353	0,138403857
Resíduo	2	412,7816	206,3908		
Total	8	8520,889			

ANOVA 2ª onda

	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	6	4140,159	690,026444	15,91203	0,000924525
Resíduo	7	303,5556	43,36509		
Total	13	4443,714			

1ª onda

	<i>Coeficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>p-valor</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>
Interseção	-80,72271622	332,4053	-0,24284	0,83076	-1510,95	1349,502	-1510,947076
Precipitação	-0,213760143	0,378969	-0,56406	0,629531	-1,84433	1,41681	-1,844330283
T mínima	-48,77071344	54,84239	-0,88929	0,467676	-284,738	187,1971	-284,738477
T máxima	11,31827443	21,25006	0,532623	0,647547	-80,1134	102,7499	-80,1133543
Vv	66,93488747	45,19385	1,481062	0,27676	-127,519	261,3883	-127,5185365
ETo	-0,079320919	1,957897	-0,04051	0,971365	-8,50347	8,34483	-8,50347224
Pressão de Vapor	288,6500637	361,6419	0,798165	0,50849	-1267,37	1844,67	-1267,369526

2ª onda

	<i>Coeficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>p-valor</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>
Interseção	65,66905319	81,94778	0,801352	0,449269	-128,107	259,4448	-128,1066605
Precipitação	0,748720558	0,124051	6,035585	0,000523	0,455386	1,042055	0,455386465
T mínima	-5,836049727	7,75474	-0,75258	0,476244	-24,1731	12,501	-24,17309623
T máxima	11,82107353	7,368916	1,604181	0,152709	-5,60364	29,24579	-5,603644873
Vv	-2,625806791	10,97515	-0,23925	0,817766	-28,5779	23,3263	-28,57791685
ETo	-0,003205109	0,37622	-0,00852	0,99344	-0,89282	0,886413	-0,892823228
Pressão de Vapor	-124,5195451	42,69034	-2,91681	0,022442	-225,466	-23,5729	-225,4661682