

Jucarlos Rufino de Freitas

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO NÚMERO DE CASOS DE
DENGUE EM PERNAMBUCO, BRASIL**

Recife - PE

2022



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO NÚMERO DE CASOS DE DENGUE EM
PERNAMBUCO, BRASIL

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada do Departamento de Estatística e Informática da Universidade Federal Rural de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do grau de Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho

Coorientador: Prof. Dr. Josimar Mendes de Vasconcelos

Recife - PE

2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

J91a

de Freitas, Jucarlos Rufino

Análise espaço-temporal do número de casos de dengue em Pernambuco, Brasil: Modelagem e Métodos Computacionais / Jucarlos Rufino de Freitas. - 2022.
89 f. : il.

Orientador: Moacyr Cunha Filho.

Coorientador: Josimar Mendes de Vasconcelos.

Inclui referências e apêndice(s).

Tese (Doutorado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, 2022.

1. Arbovirose. 2. Epidemiologia. 3. Testes estatísticos. 4. Modelagem. 5. Análise espacial. I. Filho, Moacyr Cunha, orient. II. Vasconcelos, Josimar Mendes de, coorient. III. Título

CDD 519.5

Jucarlos Rufino de Freitas

Análise espaço-temporal do número de casos de dengue em Pernambuco, Brasil

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 18/02/2022 pela Comissão Examinadora.

Orientador:

Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Coorientador:

Prof. Dr. Josimar Mendes de Vasconcelos
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Guilherme Rocha Moreira
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Josimar Mendes de Vasconcelos
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Phd. Renisson Neponuceno de Araújo Filho
Universidade Federal do Tocantins

Prof. Dr. Manoel Rivelino Gomes de Oliveira
Universidade Federal da Bahia

Dedico este trabalho, bem como todas as minhas demais conquistas, a todos os meus amigos e familiares, que desde muito cedo vem me apoiando e dando força para que eu continue seguindo em frente.

Agradecimentos

Agradeço a Deus, por ser presente na minha vida, guiando meus caminhos e me proporcionando SEMPRE oportunidades grandiosas, mostrando que somos mais fortes tendo fé. E assim temos certeza que felizes são aqueles que realmente acreditam, eles nunca estarão sozinhos.

Agradeço à minha família, meu pai João Rufino de Freitas Filho, minha mãe Veronice Santana de Freitas, meus irmãos e meus sobrinhos(as): Ana Liz, João Lucas, Laís Carolina, por estarem presentes ao longo da jornada. Aos meus primos: Ana Júlia Rufino de Freitas, Gabriele Giovanna Lima de Freitas, Grazielle Giulliana Lima de Freitas e José Gildo Rufino de Freitas Filho por me apoiarem e me fazerem rir, nos momentos difíceis.

Ao meu orientador Professor Doutor Moacyr Cunha Filho, pela sua amizade, seus ensinamentos passados de forma muito generosa, à sua infinita paciência, à sua sabedoria e a disponibilidade durante o desenvolvimento da pesquisa, muito obrigado.

Aos meus amigos do departamento: Ruben Vivaldi, Denise Stéphanie, Joelma Mayara, Mickaelle Maria, Glaucé Guerra, Leika Irabele, Sarah Lúcia, David Avellaneda, Jackson Freitas, Luciano Pereira e todos os demais que compõem nosso departamento pelos sucessos gradativos oriundos das pesquisas desenvolvidas.

Aos meus amigos da AEAPE/Detran, que entenderam o meu distanciamento perante o desenvolvimento da pesquisa, o meu muito obrigado por compreenderem as minhas necessidades; em outros momentos a companhia de vocês, Igor Leonardo, João Lucas, Júlio César, Lucas Oliveira, Luiz Phelipe, Marcos Antônio, Mykaelamerica Moura, Williane Mendes, foram/é de suma importância no meu desenvolvimento pessoal.

Sem deixar de lado os amigos que me acompanharam durante todo o percurso anterior a

esta chegada, Amanda Mykaella, France Evellyn, Luciano Matheus, Romulo Medeiros, Roniery Alves e Professora Doutora Claudia Regina Oliveira de Paiva Lima pelo apoio nos momentos mais difíceis com quem compartilharam as alegrias e inquietações.

Agradeço a todo o corpo docente do Programa de Pós Graduação em Biometria e Estatística Aplicada (PPGBEA) - UFRPE, pelo compartilhamento dos seus conhecimentos e em particular aos professores Antonio Samuel Alves da Silva, Guilherme Rocha Moreira e Josimar Mendes de Vasconcelos.

Ao secretário do PPGBEA Marco Antônio dos Santos pela sua dedicação e competência administrativa em seu trabalho.

À Capes, pelo concessão de apoio financeiro.

À UFRPE, que me proporcionou cursar o doutorado no Programa de Pós Graduação em Biometria e Estatística Aplicada

“O sucesso é a soma de pequenos esforços repetidos dia após dia.”

Robert Collier.

Resumo

O presente trabalho teve como objetivo analisar a distribuição espaço-temporal de número de casos semanais de dengue no estado de Pernambuco, Brasil. Foram coletados os registros semanais do número de casos de dengue, disponibilizados através do Serviço de Informação ao Cidadão e as séries históricas de precipitação semanal cedidas pela Agência Pernambucana de Águas e Clima, no período de 2000 a 2018. Para avaliar a correlação entre as variáveis (dengue *versus* precipitação) foi calculado o coeficiente de correlação de Pearson e foi procedido à análise dos modelos lineares generalizados. No estado de Pernambuco foram confirmados 508 948 casos de dengue, no período de 2000 a 2018. A distribuição espacial dos casos apresentou alta concentração na mesorregião Metropolitana do Recife nos 19 anos analisados, com maior frequência no município de Recife. Houve formação de *clusters* com autocorrelação espacial positiva entre os municípios da Mesorregião Metropolitana do Recife. Foram observadas correlações positivas em 75,54% dos municípios. O modelo Binomial Negativo mostra-se satisfatório para analisar a distribuição dos casos de dengue. O processamento informatizado de dados georreferenciados permite identificar municípios com maiores vulnerabilidades, fornecendo subsídios para as agências reguladoras de epidemias e endemias do estado de Pernambuco planejarem suas ações.

Palavras-chave: Arbovirose; Epidemiologia; Testes estatísticos; Modelagem; Análise espacial.

Abstract

The present study aimed to analyze the Spatio-temporal distribution in the weekly dengue cases number for Pernambuco state, Brazil. Weekly records of the dengue cases number were collected, made available through the Citizen Information Service, and the historical series of weekly precipitation provided by the Pernambuco Agency for Water and Climate, in the period 2000 to 2018. To assess the correlation between the variables (dengue versus precipitation), the Pearson correlation coefficient was calculated and the generalized linear models were proceeded. In the state of Pernambuco were confirmed 508,948 dengue cases from 2000 to 2018. The spatial distribution of cases showed a high concentration in the Metropolitan Mesoregion of Recife in the 19 years analyzed, with greater frequency from Recife municipality. There was formation of clusters with positive spatial autocorrelation between municipalities in the Metropolitan Mesoregion of Recife. Positive correlations were observed in 75.54% of the municipalities. The Negative Binomial model proves to be satisfactory to analyze the distribution of dengue cases. The computerized processing of georeferenced data allows identifying municipalities with greater vulnerabilities, providing subsidies for the regulatory agencies of epidemics and endemics in the state of Pernambuco to plan their actions.

Keywords: Arbovirosis; Epidemiology; Statistical tests; Modeling; Spatial analysis.

Lista de Figuras

Figura 1	Matriz de proximidade espacial binária para as Mesorregiões de Pernambuco, com critério de adjacência. Fonte: Própria.	13
Figura 2	Diagrama de espalhamento de Moran do número de casos de dengue em Pernambuco, 2018. Fonte: Própria.	15
Figura 3	Espacialização das medidas de tendência central (Média (A) e Mediana (B)) do número de casos (2000 - 2018) de dengue em Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	31
Figura 4	Mapa temático da variabilidade espacial (Amplitude (A) e Desvio padrão (B)) do número de casos (2000 - 2018) de dengue em Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	32
Figura 5	Distribuição dos casos de dengue agrupado por semana epidemiológica e separados por anos com mesma variabilidade, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	34
Figura 6	Espacialização da distribuição acumulada do número de casos (2000 - 2018) de dengue com base nas microrregiões de Pernambuco. Fonte: autor.	35
Figura 7	Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Caruaru/PE, no período de janeiro de 2000 a dezembro 2018. Fonte: autor.	38
Figura 8	Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Vitória de Santo Antão/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	38
Figura 9	Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Recife/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	39
Figura 10	Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Petrolina/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	39

Figura 11	Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Serra Talhada/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	40
Figura 12	Espacialização da distribuição de tendências do número de casos semanais de dengue para o estado de Pernambuco, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2018, por meio da aplicação dos testes não paramétricos SMK e PETT. Fonte: autor.	42
Figura 13	Espacialização da distribuição da sazonalidade do número de casos semanais de dengue para o estado de Pernambuco, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2018, por meio da aplicação do teste não paramétricos de Kruskal-Wallis. Fonte: autor.	43
Figura 14	Distribuição acumulada do número de casos semanais de dengue em Pernambuco, 2000 a 2018. Fonte: autor.	43
Figura 15	Distribuição média do número de casos semanais de dengue no Recife/PE, separados por grupos de mesma variabilidade, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	44
Figura 16	Distribuição espacial modal dos <i>clusters</i> significativos (<i>Box Map</i>) do número de casos de dengue, no estado de Pernambuco no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	46
Figura 17	Mapa de significância LISA do Índice de Moran local para o número de casos de dengue em Pernambuco, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	48
Figura 18	Distribuição espacial do coeficiente de correlação de Pearson para o número de casos de dengue agrupado semanalmente versus precipitação, no estado de Pernambuco. Fonte: autor.	50
Figura 19	Resultado do parâmetro de dispersão significativo dos modelos Poisson, quase-Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	51
Figura 20	Resultado do preditor precipitação dos modelos Poisson (A), quase-Poisson (B) e Binomial Negativo (C) para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	53
Figura 21	Resultado do critério de informação de Akaike dos modelos Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	54
Figura 22	Resultado do Erro Quadrático médio dos modelos Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	55

Figura 23	Distribuição espacial do teste ADF para o número de casos de dengue em Pernambuco, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	67
Figura 24	Distribuição espacial do coeficiente de correlação de Pearson para o número de casos de dengue agrupados semanalmente versus precipitação sem atraso temporal, no estado de Pernambuco no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.	68
Figura 25	Distribuição espacial do nível de significância do parâmetro de precipitação para o modelo Poisson (A), quase-Poisson (B) e Binomial Negativo (c) com atraso temporal, no estado de Pernambuco. Fonte: autor.	69
Figura 26	Resultado do critério de informação de Bayesiano dos modelos Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.	70

Lista de Tabelas

Tabela 1	Distribuição dos casos de dengue por faixa etária, Pernambuco, Brasil, janeiro 2001 a dezembro 2018.	37
Tabela 2	Resultados dos percentuais de tendências significativas para cada mesorregião do estado de Pernambuco, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2018, por meio da aplicação dos testes não paramétricos SMK e PETT. Fonte: autor.	41
Tabela 3	Tese de autocorrelação espacial do Índice Global de Moran para o número de casos de dengue em Pernambuco, no período de 2000 a 2018	45

Lista de Símbolos

Na seguinte lista incluíse os símbolos comuns que foram usados no texto.

<i>AIC</i>	Critério de Informação de Akaike
<i>ANVISA</i>	Agência Nacional de Vigilância Sanitária
<i>APAC</i>	Agência Pernambucana de Águas e Clima
<i>BIC</i>	Critério de Informação Bayesiano
<i>CHIKV</i>	Vírus Chikungunya
<i>DCC</i>	Dengue com complicações
<i>DENV</i>	Vírus da dengue
<i>EQM</i>	Erro Quadrático Médio
<i>FHD</i>	Febre hemorrágica da dengue
H_0	Hipótese nula
H_1	Hipótese alternativa
<i>IBGE</i>	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
<i>LIRAA</i>	Levantamento Rápido de Índices de Infestação pelo <i>Ae. aegypti</i>
<i>LISA</i>	Local Indicators of Spatial Association
<i>MLG</i>	Modelos Lineares Generalizados
<i>MMR</i>	Mesorregião Metropolitana do Recife
<i>OMS</i>	Organização Mundial da Saúde
<i>PNCD</i>	Programa Nacional de Controle da Dengue
<i>RNA</i>	Ácido ribonucleico
<i>SCD</i>	Síndrome do choque da dengue
<i>SE</i>	Semana Epidemiológica
<i>SIC</i>	Serviço de Informação ao Cidadão
<i>ST</i>	Série Temporal
<i>TesteDFA</i>	Teste Dickey-Fuller Aumentado
<i>TesteSMK</i>	Teste Sequencial Mann-Kendal
<i>ZCIT</i>	Zona de convergência intertropical
<i>ZIKV</i>	Vírus de Zika

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Introdução	1
1.2	Objetivos	3
1.2.1	Geral	3
1.2.2	Específico	3
2	Revisão de Literatura	4
2.1	Dengue	4
2.2	Séries temporais	6
2.3	Teste para tendência	6
2.4	Teste de estacionariedade	8
2.5	Teste de sazonalidade	9
2.6	Coeficiente de correlação de Pearson	11
2.7	Análise espacial	12
2.7.1	Matriz de proximidade espacial	12
2.7.1.1	Índice I global de Moran	13
2.7.1.2	Índice I local de Moran	14
2.7.1.3	Diagrama de espalhamento de Moran	14
2.7.2	Índice local de associação espacial (LISA)	15
2.8	Modelos Lineares Generalizados	16
2.8.1	Modelo Poisson	16
2.8.1.1	Estimador de máxima verossimilhança para $x_i'\beta$	18
2.8.1.2	Teste de hipótese	19

2.8.2	Modelo quase-Poisson	19
2.8.3	Modelo Binomial Negativa	20
2.8.3.1	Estimador de máxima verossimilhança para $x'_i\beta$	22
2.8.4	Seleção de modelos	23
2.8.4.1	<i>Akaike Information Criterion</i> - AIC	23
2.8.4.2	<i>Bayes Information Criterion</i> - BIC	24
2.8.4.3	Erro Quadrático Médio - EQM	24
3	Metodologia	25
3.1	Caracterização da área de estudo	25
3.2	Tipo de estudo	25
3.3	Dados	25
3.4	Análise estatística	26
4	Resultados e Discussão	30
4.1	Descrição dos dados	30
4.2	Teste de tendência	37
4.3	Teste de sazonalidade	42
4.4	Técnicas de autocorrelação espacial	44
4.5	Coeficiente de correlação de Pearson	48
4.6	Modelagem	50
5	Conclusões	56
	Referências Bibliográficas	66
A	Teste de Dickey-Fuller Aumentado (DFA)	67
B	Coeficiente de correlação de Pearson	68
C	Nível de significância do parâmetro β_1	69
D	Crítério de informação de Bayesiano	70
E	Teste SKM e Pettitt	71

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1 Introdução

Nas últimas décadas, o processo de urbanização desordenada e condições sanitárias precárias implicaram no surgimento de epidemias provocadas por arboviroses ([ANDRIOLI; BUSATO; LUTINSKI, 2020](#)), sendo a dengue a principal doença reemergente no Brasil, apesar do aparente aspecto benigno, pode ser também associada a quadro clínicos mais graves ([LEE *et al.*, 2021](#); [FERREIRAI *et al.*, 2021](#)).

Segundo dados da Organização Mundial da Saúde (OMS), estima-se que 3,9 bilhões de pessoas, em 128 países, residem em áreas suscetíveis a contrair a enfermidade, responsável por cerca de 390 (284 - 528) milhões de infecções anualmente, dos quais 96 (63 - 136) milhões são clinicamente detectáveis ([BHATT *et al.*, 2013](#); [WHO, 2015](#)). A transmissão ocorre através da picada da fêmea do mosquito *Aedes aegypti*, em que apresenta cinco sorotipos: DENV-1, DENV-2, DENV-3, DENV-4 e DENV-5, desenvolvendo-se em áreas tropicais e subtropicais ([MUSTAFA *et al.*, 2015](#); [KILICMAN *et al.*, 2021](#)).

A proliferação da dengue, está intrinsecamente ligada aos aspectos biológicos, condições sócio demográficas, crescimento desordenado das cidades e descarte inadequado do lixo e acúmulo de água em recipientes inadequados ([MACÊDO *et al.*, 2021](#)), fazendo o surgimento de doenças e epidemias causadas pela falta de higiene e serviços sanitário. Somado aos fenômenos meteorológicos que contribuem para o aparecimento de novas doenças ([BRUGUERAS *et al.*, 2020](#)) ou possibilitando o surgimento de doenças reemergentes.

No Brasil, o primeiro relato de epidemia de dengue foi mencionado em 1845 na cidade do Rio de Janeiro/RJ (BAVIA *et al.*, 2020) e erradicado do Brasil em 1950 (SALLES *et al.*, 2018), em função do controle da febre amarela urbana, cujo vetor é o mesmo (JOURDAIN *et al.*, 2020). No entanto, em 1980, houve a reintrodução do vetor no Brasil (MANIERO *et al.*, 2016). Desde então, foi implementada a campanha nacional de combate ao mosquito *Aedes aegypti* como tentativa de erradicação.

De acordo com o 2º Levantamento Rápido de Índices de Infestação pelo *Aedes aegypti* (LIRAA) do governo estadual, em 2019, até a 16ª Semana Epidemiológica (SE), o estado de Pernambuco comunicou que 40,22% dos municípios demonstraram situação de risco para a ocorrência de surto, 45,65% encontra-se em situação de alerta, 13,59 % em situação satisfatória e 0,54% não informado. Segundo o boletim de arboviroses, foi observado um aumento 12,4%, 24,3% e 139,1% (8.856, 1.415 e 679 casos, respectivamente) nos casos de dengue, chikungunya e Zika até 16ª SE, em relação ao ano anterior (7.882, 1.138 e 284 casos).

Atualmente, os modelos de regressão para dados de contagem vem sendo utilizados para modelar o número de contagens que ocorrem dentro de um determinado intervalo de tempo, com o objetivo de quantificar e prever um determinado atributo, bem como, identificar a dinâmica, fatores e padrões epidemiológicos (BAL; SODOUDI, 2020; SULEKAN *et al.*, 2021). No qual, a metodologia é essencial para desenvolver um sistema de alerta contra a dengue no Brasil, assim como em outros países e, portanto, informar a comunidade sobre possíveis surtos de dengue e medidas de prevenção.

Um estudo extensivo realizado por Leslie (2019), analisando a influência de fatores meteorológicos na incidência de dengue em Colombo, demonstrou associação significativa entre incidência mensal de dengue e índice de chuva, em que o modelo binomial negativo se ajustou aos dados com melhor precisão em relação ao modelo Poisson devido à natureza dos dados superdispersos. Os modelos lineares generalizados, mais precisamente, os modelos Poisson e suas generalizações, são ferramentas relativamente simples que conseguem investigar, estimar, prever e sugerir hipóteses (NELDER; WEDDERBURN, 1972), assim como, no aprimoramento das estratégias de combate aos vetores e controle da doença (MUDELE *et al.*, 2021).

Skalinski, Costa e Teixeira (2018) através da contribuições da análise espacial para a com-

preensão da dinâmica de transmissão da dengue demonstrou ser útil no estudo das dinâmicas de difusão espacial e temporal identificando áreas suscetíveis e de populações sob risco de infecção. [Arias-Carrasco *et al.* \(2021\)](#) relataram que a integração de mapas dinâmicos georreferenciados para o gerenciamento e vigilância em saúde contribuem no monitoramento e controle de eventos da saúde, bem como para a avaliação do impacto das intervenções.

Diante do exposto, o presente estudo consiste em analisar a distribuição espaço-temporal dos casos de dengue no estado da Pernambuco, no período de 2000 a 2018, por meio da análise espacial.

1.2 Objetivos

1.2.1 Geral

Analisar o número de casos semanais de dengue por meio da análise geoespacial no estado de Pernambuco, Brasil.

1.2.2 Específico

- Identificar possíveis ocorrências de tendências espaço-temporal do número de casos semanais de dengue;
- Avaliar o efeito sazonal do número de casos de dengue, visando estabelecer o período mais favorável para a dissiminação e transmissibilidade da doença;
- Utilizar técnicas exploratórias de mapeamento e de visualizações espacial, procurando identificar a dinâmica entre os municípios;
- Identificar a correlação espacial dos surtos de DENV entre os municípios adjacentes;
- Analisar a existência de correlação estatística entre o número de casos *versus* precipitação;
- Estimar o efeito de covariáveis por meio dos modelos Poisson, quase-Poisson e Binomial Negativo.

CAPÍTULO 2

Revisão de Literatura

2.1 Dengue

As primeiras epidemias de uma doença semelhante a dengue foram registradas na Ásia, África e nas Américas, em 1779-1780, indicando que o vírus e o mosquito vetor estavam distribuídos nos trópicos há mais de 200 anos (GUBLER; CLARK, 1995). As epidemias tiveram início no sudeste Asiático durante e após a Segunda Guerra Mundial, nas décadas de 1940 e 1950, e se expandiram para o resto do mundo nas décadas posteriores; o vírus da dengue adentrou nas Américas em 1930 onde houve campanha de eliminação do vetor, logo, em 1970 a campanha teve êxito na maior parte do Continente Americano, contudo, em 1998 o foi identificado na maior partes das Américas (FILHA; PAULA *et al.*, 2019).

A dengue é uma doença infecciosa aguda, cujo vetor foi descrito pela primeira vez em 1762, quando foi denominado *Culex Aegypti*, originário do Egito, mas se espalhou pelo mundo através da África: primeiro da costa leste do continente para as Américas, depois da costa oeste para a Ásia (FILHA; PAULA *et al.*, 2019). A arbovirose possui como vetores mosquitos do gênero *Aedes*, particularmente *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*, espécies consideradas cosmopolitas e invasoras (HONÓRIO *et al.*, 2015; MACÊDO *et al.*, 2021).

A espécie *Aedes aegypti* possui comportamento antropofílico (parasita o ser humano) de caráter hematófago, comumente encontrada em repouso no interior de residências e locais de aglomeração humana. Já a espécie *Aedes albopictus*, apresenta comportamento alimentar variado, identificada geralmente em áreas de menor aglomeração humana, alimentando-se e

repousando preferencialmente em áreas externas das residências (HONÓRIO *et al.*, 2009). A zoonose é desencadeada a partir da picada de fêmeas do mosquito, infectadas pelo vírus da dengue composto por filamento único de ácido ribonucleico (RNA) e detectado via RNA, família *Flaviviridae*, e gênero *Flavivirus* (ANDRIES *et al.*, 2015; ANDRIES *et al.*, 2016).

Posteriormente a inoculação do vírus ocorre na derme e epiderme, mais precisamente, nas células macrófagos, células dendríticas e células de *Langerhans*, sendo essas o primeiro alvo da infecção (ABREU *et al.*, 2019). O vírus se replica localmente de maneira limitada, no entanto, a carga viral juntamente com células do sistema imunológico infectadas migram pela corrente sanguínea até tecidos-alvo: rim, pulmão, coração e sistema nervoso central. Nesses órgãos, foram observados áreas com hemorragia, edema e infiltrados inflamatórios (PÓVOA *et al.*, 2014).

A infecção por dengue pode ser assintomática, leve ou grave e pode levar a óbito (CHIARELLA, 2016; CORREIA *et al.*, 2019), acarretando três fases clínicas: febril, crítica e recuperação (CAMPOS *et al.*, 2018).

A fase aguda é semelhante a outras arboviroses, no qual o paciente também pode apresentar sintomas como atonia, cefaleia, dor nas costas, calafrios, dor nos olhos, diarreia, dor abdominal, mal-estar (náuseas, vômitos, entre outros) e inchaço associado a tenossinovite (inflamação na bainha tendinosa). Entretanto, as alterações histológicas presentes no tecido hepático resultantes da infecção por dengue podem variar de elevações assintomáticas das enzimas hepáticas a falência hepática fulminante (RASINHAS *et al.*, 2017).

O cenário brasileiro possui potencial de desenvolver expressivas epidemias de dengue, em consequência de fatores como: favorecimento do clima tropical e vasta extensão territorial; grande fluxo de pessoas; ampla infestação no ambiente por vetores do vírus da dengue (DENV); cocirculação do DENV com demais arbovírus que desencadeiam febre chikungunya (CHIKV) e zika vírus (ZIKV), comprometendo a precisão do diagnóstico e abordagem terapêutica; mutações adaptativas sequenciais do DENV ao *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*; maior registro de casos sintomáticos para chikungunya em comparação aos quadros clínicos de dengue; o período de transmissibilidade compreende o ciclo que ocorre no homem (ciclo intrínseco), e no vetor (ciclo extrínseco) (OLIVEIRA *et al.*, 2016; EDUVIRGEM *et al.*, 2018; FOGAÇA; MENDONÇA,

2019; PORTO *et al.*, 2019; OSSA *et al.*, 2019; KOHLER *et al.*, 2018; MARTINS; PRATA-BARBOSA; CUNHA, 2020).

Sendo assim, a dengue ocasiona grandes impactos tanto na saúde pública quanto na economia, através da elevada capacidade de expansão e pelo surgimento formas mais graves, como Febre Hemorrágica do Dengue (FHD) e Síndrome do Choque de Dengue (SCD) (RODRÍGUEZ-CASTRO; ROLÓN; RÍOS-GONZÁLEZ, 2019; GARCIA *et al.*, 2016), podendo levar a um comprometimento multissistêmico e ao óbito (SINGHI; KISSOON; BANSAL, 2007).

Devido à diversidade limitada entre os tipos virais de DENV, a estratégia de vacinação consiste na medida preventiva de maior eficácia para proteger a sociedade e restringir a propagação da doença. Em 28 dezembro de 2015, a Agência Nacional de Vigilância Sanitária (ANVISA) aprovou a primeira vacina indicada para prevenção da dengue, causada pelos sorotipos 1, 2, 3 e 4 (CAMPOS *et al.*, 2018).

2.2 Séries temporais

Uma Série Temporal (ST) é um conjunto de observações ordenadas no tempo cuja notação é representada por $Z_t = \{z_t, \in \mathbb{R} \mid t = 1, 2, \dots, N\}$, não necessariamente igualmente espaçadas, que apresentam dependência serial. Antes da definição do modelo se faz necessário analisar os pressupostos estatístico, a citar: tendência, estacionariedade e sazonalidade.

2.3 Teste para tendência

A tendência na ST representa o comportamento da série ao longo do tempo t , refletindo na evolução global no sentido do crescimento ou decrescimento do nível da série (SNEYERS, 1977). O teste sequencial de Mann-Kendall (SMK) é um teste não paramétrico, deriva-se do teste de correlação de classificação para dois grupos de observações, proposto por Kendall (1955), no qual, verifica se as observações são independentes e identicamente distribuída, cuja as hipóteses são definidas por:

H_0 : As observações da série não possuem tendências;

H_1 : As observações da série possuem tendência monotônica no tempo.

Seja $Z_t = \{z_t \in R | t = 1, 2, \dots, N\}$ as observações de uma série temporal, em que t é um índice cronológico e N é a quantidade de observações, o procedimento consiste em realizar a soma de $t_n = \sum_{i=1}^N m_i$ do número de termos m_i da série, relativo ao valor Z_t cujos termos precedentes ($j < i$) são inferiores ao mesmo ($Z_j < Z_i$) (PINHEIRO; GRACIANO; SEVERO, 2013). À medida que o tamanho N da amostra aumenta, sob a hipótese nula de não existência de tendência, t_n apresentará uma distribuição normal com média e variância, respectivamente, por:

$$E(t_n) = \frac{N(N-1)}{4}$$

$$Var(t_n) = \frac{N(N-1)(2N+5)}{72},$$

sendo assim, sob H_0 , utilizando o teste bilateral, a estatística do teste $U(t_n)$ é definida por

$$U(t_n) = \frac{(t_n - E(t_n))}{\sqrt{Var(t_n)}}, \quad (2.1)$$

em que rejeita-se H_0 para grandes valores de $U(t_n)$. Outra alternativa consiste em calcular o valor de α^* por meio da tabela de distribuição normal padronizada z , tal que: rejeita H_0 se $\alpha^* = P(|U| > |U(t_n)|) < \alpha$, sendo α o nível de significância. Caso H_0 seja rejeitada, o sinal da estatística do teste $U(t_n)$ indicará tendência positiva $U(t_n) > 0$ ou negativa $U(t_n) < 0$.

Assim, a estatística do teste $U(t_n)$ é calculada no sentido direito da série, isto é, partido de $1 \leq t \leq N$. De modo análogo, aplica-se o mesmo princípio no sentido esquerdo da série, ou seja, $N \leq t \leq 1$, definindo assim, a estatística inversa $U^*(t_n)$. Se houver ponto de intersecções entre as curvas $U(t_n)$ e $U^*(t_n)$, detecta-se uma possível mudança de tendência na série analisada. Contudo, o ponto de mudança será significativo se as intersecções das curvas ocorrerem dentro dos valores críticos $-1,96 < U(t_n) < 1,96$.

Em seguida, aplica-se o teste de homogeneidade de Pettitt para determinar o ponto (ou ano) aproximado que inicia a quebra da tendência (PETTITT, 1979; YU; YANG; KUO, 2006).

O teste PETT trata-se de um teste não paramétrico baseado no teste Mann-Whitney que verifica se duas amostra $Z_1, Z_2, \dots, Z_t$ e $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_T$ provêm da mesma população (FREUND; SIMON, 2006).

Na etapa inicial do teste calcula-se a contagem do número de vezes que um membro da primeira amostra foi maior que um membro da segunda amostra. Desse modo, a estatística do teste $U_{t,T}$ é definida por:

$$U_{t,T} = U_{t-1,T} + \sum_{j=1}^T \text{sgn}(Z_i - Z_j), \text{ para } i = 2, \dots, T, \quad (2.2)$$

em que $\text{sgn}(z)$ representa a função sinal e assume valores

$$\text{sgn}(Z_i - Z_j) = \begin{cases} 1, & Z_i > Z_j; \\ 0, & Z_i = Z_j; \\ -1, & Z_i < Z_j. \end{cases}$$

Posteriormente, obtêm-se a estatística $K(t) = \max_{1 \leq t \leq T} |U_{t,T}|$ pelo teste PETT, onde localiza o ponto de mudança brusca na série temporal cuja a significância pode ser avaliada, de acordo com a equação (2.3)

$$p \cong 2 \cdot \exp\left(\frac{-6 \cdot K(t)^2}{T^3 - T^2}\right), \quad (2.3)$$

em que $K(t)$ representa o valor máximo absoluto de $U_{t,T}$ e T o tamanho da série. O ponto de mudança (ou descontinuidade) da série é verificado quando o valor de t ocorre para o valor máximo de $K_{crit.}$

$$K_{crit.} = \pm \sqrt{\frac{\ln\left(\frac{p}{2}\right)(T^3 + T^2)}{6}}. \quad (2.4)$$

2.4 Teste de estacionariedade

Um processo é estritamente estacionário se suas características não são afetadas por variação ao longo do tempo. Com essa finalidade foi empregado o teste Dickey-Fuller Aumentado

(DFA) é utilizado para verificar se o modelo $\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Z_{t-i} + a_t$ tem ou não raiz unitária (GUJARATI; PORTER, 2011), em que os coeficientes β_1 , β_2 e δ representam o *drift* da série, a tendência e o coeficiente de presença de raiz unitária e m é determinado de forma a que os erros se aproximam do processo ruído branco.

Diante disso, ao realizar um teste de hipóteses, primeiramente definem-se as hipóteses nula (H_0) e a alternativa (H_1), depois se fixa o nível de significância do teste (α).

1) Hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : \delta = 1, & Z_t \text{ não é estacionária;} \\ H_1 : \delta < 1, & Z_t \text{ é estacionária.} \end{cases}$$

sendo assim, sob H_0 a estatística do teste T é dado por:

$$T = \frac{\hat{\delta}}{S_{\hat{\delta}}}, \quad (2.5)$$

em que $\hat{\delta}$ é o estimador do parâmetro associado a sua defasagem para o processo auto-regressivo, $S_{\hat{\delta}}$ é o desvio padrão dos parâmetros $\hat{\delta}$, e $a_t \sim N(\mu, \sigma^2)$.

2) Regra de decisão:

Se $T < T_c$ rejeita H_0 , em que os T_c da estatística T são calculados por Dickley e Fuller através de simulação Monte Carlo.

2.5 Teste de sazonalidade

A sazonalidade na ST representa o conjunto das flutuações com período igual ou inferior a um ano. Em algumas séries, principalmente séries com sazonalidades, o receio de não se ter observado as características periódicas da série é recorrente. Com esta finalidade foi empregado o teste de Kruskal-Wallis (KRUSKAL; WALLIS, 1952), que identifica se a série apresenta sazonalidade determinística .

1) Hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : \text{Não há sazonalidade determinística;} \\ H_1 : \text{Há sazonalidade determinística.} \end{cases}$$

Suponha uma amostra de uma população de tamanho N , subdividida em k conjuntos de amostras de tamanho n_j , onde k representa o número total de anos e n_j as observações mensais ($n_j = 12$). Então, tem-se as seguintes amostras

$$Y_{ij}, j = 1, \dots, k, i = 1, \dots, n_j, N = \sum_{j=1}^k n_j. \quad (2.6)$$

Substituindo as observações Y_{ij} por seus respectivos postos dentre todas as N observações, somando todos os postos em cada subgrupo j , ou seja

$$R_{.j} = \sum_{i=1}^{n_j} R_{ij}, j = 1, \dots, k, \quad (2.7)$$

assim, a estatística H para o teste de Kruskal-Wallis (KW) é dada por

$$H = \frac{\frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k n_i \left(R_{.i} - \frac{N+1}{2} \right)^2}{1 - \frac{\sum_{j=1}^g t_j^3 - t_j}{N^3 - N}} = \frac{\left(\frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k \frac{R_{.i}^2}{n_i} \right) - 3(N+1)}{1 - \frac{\sum_{j=1}^g t_j^3 - t_j}{N^3 - N}}, \quad (2.8)$$

em que t é o número de observações repetidas no grupo j e g é o número de grupos com observações repetidas.

2) Regra de decisão:

Sob H_0 , para n_j suficientemente grande, ou $k \geq 4$, a distribuição de H pode ser aproximada por uma variável χ^2 com $k-1$ graus de liberdade. Portanto, rejeita-se a hipótese nula de não existência de sazonalidade determinística se $P_{H_0}(H \geq \chi_{(k-1),\alpha}^2) < \alpha$, tal que α é o nível de significância do teste.

Em seguida, descreve-se, sinteticamente, os métodos estatísticos, a citar: o coeficiente de correlação de Pearson e análise espacial a fim de averiguar o grau de correlação entre duas variáveis de escala métrica e as ferramentas de geoestatística, que procura analisar padrões

espaciais.

2.6 Coeficiente de correlação de Pearson

O coeficiente de Pearson é um tipo de coeficiente de correlação que representa a relação entre duas variáveis ??que são medidas no mesmo intervalo ou escala de razão (PEARSON, 1895; RODGERS; NICEWANDER, 1988). O coeficiente de Pearson é uma medida da força da associação entre duas variáveis ??contínuas. Suponha que X e Y são duas amostras com n observações dada por: $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, e $y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$, respectivamente. Desse modo, o coeficiente de correlação de Pearson é determinado por:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (2.9)$$

em que x_i e y_i são os valores observacionais, $\bar{x}$ e $\bar{y}$ representam as médias das variáveis X e Y e ρ é o coeficiente de correlação.

Para encontrar o coeficiente de Pearson, as duas variáveis são colocadas em um gráfico de dispersão. As variáveis são denotadas como X e Y. Deve haver alguma linearidade para que o coeficiente seja calculado; um gráfico de dispersão que não apresente nenhuma semelhança com uma relação linear será inútil. Quanto mais próxima a semelhança com uma linha reta do gráfico de dispersão, maior a força da associação.

Numericamente, o coeficiente de Pearson é representado da mesma forma que um coeficiente de correlação que é usado na regressão linear, variando de -1 a +1. Um valor de +1 é o resultado de uma relação positiva perfeita entre duas ou mais variáveis. Correlações positivas indicam que ambas as variáveis se movem na mesma direção. Por outro lado, um valor de -1 representa uma relação negativa perfeita. Correlações negativas indicam que à medida que uma variável aumenta, a outra diminui; eles são inversamente relacionados.

Em contrapartida, se o valor encontrado for zero indica ausência de correlação (extrema-

mente fraca ou inexistente), pois os pontos estão muito dispersos, não caracterizando uma linha de tendência para a distribuição.

2.7 Análise espacial

A análise espacial permite identificar aspectos específicos da dinâmica territorial que facilitam o entendimento do fenômeno em estudo, reconhecer valores discrepantes, descobrir padrões de associação espacial e agrupamento de valores similares (*clusters*). [Penso e Périco \(2016\)](#), [Toledo *et al.* \(2017\)](#), [Skalinski, Costa e Teixeira \(2018\)](#) demonstram a relevância de compreender a relação entre o espaço geográfico e os eventos em saúde, identificando áreas mais vulneráveis à disseminação/manutenção da doença.

As medidas de autocorrelação espacial visa verificar a relação entre as vizinhanças, indicando ou não uma provável existência espacial significativas entre elas ([GRIFFITH, 2009](#)). Para evidenciar os agrupamentos espaciais, pode-se utilizar os indicadores locais de autocorrelação espacial e o mapa de espalhamento de Moran.

2.7.1 Matriz de proximidade espacial

Para determinar a variabilidade espacial de dados de áreas é necessário elaborar uma matriz de proximidade espacial, também chamada matriz de vizinhança, indicando a relação espacial entre áreas. Considere o conjunto de cinco áreas (A_1 até A_5), representando as cinco mesorregiões de Pernambuco, em seguida, constrói-se uma matriz $W_{(5,5)}$ cujo os elementos w_{ij} determina a proximidade entre A_i e A_j , conforme a Figura 1.

Os elementos w_{ij} da diagonal são zero ($i = j$), enquanto os demais elementos de w_{ij} indicam a forma como a região i está espacialmente conectada à região j ([FELGUEIRAS; DRUCK; MONTEIRO, 2002](#)). Ressalta-se que os elementos são não estocásticos, não negativos e finitos. Em geral, a matriz de proximidade é utilizada pra calcular alguns indicadores.

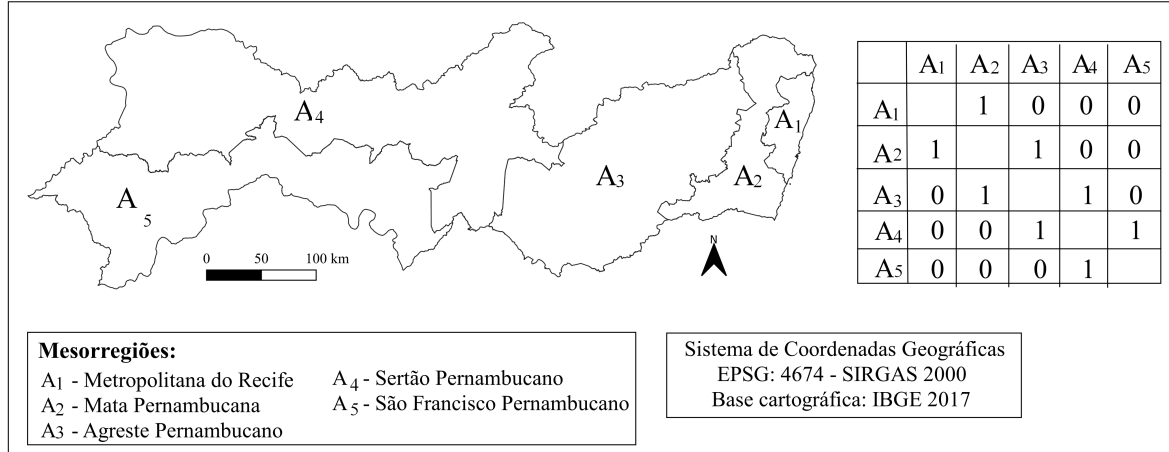


Figura 1: Matriz de proximidade espacial binária para as Mesorregiões de Pernambuco, com critério de adjacência. Fonte: Própria.

2.7.1.1 Índice I global de Moran

O Índice I global de Moran é utilizado para medir a dependência espacial, (ANSELIN, 1995), em que apresenta uma medida única para toda a área analisada. Para avaliar a significância da estatística I de Moran, as seguintes hipóteses foram estabelecidas:

$$\begin{cases} H_0 : I = 0 \text{ (não existe autocorrelação espacial entre os municípios),} \\ H_1 : I > 0 \text{ (existe autocorrelação espacial positiva entre os municípios);} \end{cases}$$

O Índice I de Moran é um indicador de autocorrelação espacial, definido por Cressie (1991) da seguinte forma:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \right) \sum_{j=1}^n (z_i - \bar{z})^2}, \quad (2.10)$$

em que n representa o número de áreas; z_i denota os valores do atributo considerado na área i ; $\bar{z}$ representa o valor médio do atributo da região de estudo e w_{ij} os elementos da matriz normalizada de proximidade espacial (MORAN, 1948; ANSELIN, 1995).

A variação deste índice está entre -1 e 1. Os valores próximos de zero, indicam a inexistência de autocorrelação espacial; valores positivos indicam correlação positiva, ou seja, locais

com atributos semelhantes aos de sua vizinhança; já a autocorrelação negativa é representada quando o índice apresentar valores negativos. Logo a interpretação desses resultados define se o comportamento dos atributos para o território analisado se distingue da sua vizinhança (BARACHO *et al.*, 2014).

2.7.1.2 Índice I local de Moran

O Índice I de Moran Local é utilizado para testar e detectar a dependência espacial de áreas específicas não identificadas através do índice I global de Moran (ANSELIN, 1995), considerando a vizinhança dos municípios por meio da matriz de proximidade espacial com critério de adjacência (BARBOSA *et al.*, 2014). Assim, o índice I local de Moran é representado por:

$$I_i = \frac{(z_i - \bar{z}) \sum_{j=1}^n w_{ij}(z_j - \bar{z})}{\sum_{j=1}^n w_{ij}^2}, \quad (2.11)$$

em que z_i e z_j denota os valores do atributo considerado nas áreas i e j ; $\bar{z}$ representa o valor médio do atributo da região de estudo e w_{ij} os elementos da matriz normalizada de proximidade espacial. Com base nos resultados obtidos para os indicadores locais, pode-se utilizar interface gráficas de visualizações, dentre elas, o diagrama de espalhamento de Moran e o mapa de significância Índice local de associação espacial.

2.7.1.3 Diagrama de espalhamento de Moran

Segundo Anselin (1995), o diagrama de espalhamento de Moran é forma alternativa de visualizar o comportamento da variabilidade e dependência espacial, construído com base nos valores normalizados num gráfico bidimensional de Z (valores normalizados) com WZ (média dos vizinhos, também normalizados) (Figura 2), dividindo-se em quatro quadrantes

$(Q_1, Q_2, Q_3 \text{ e } Q_4)$ distribuídos espacialmente em um mapa (*BOX MAP*).

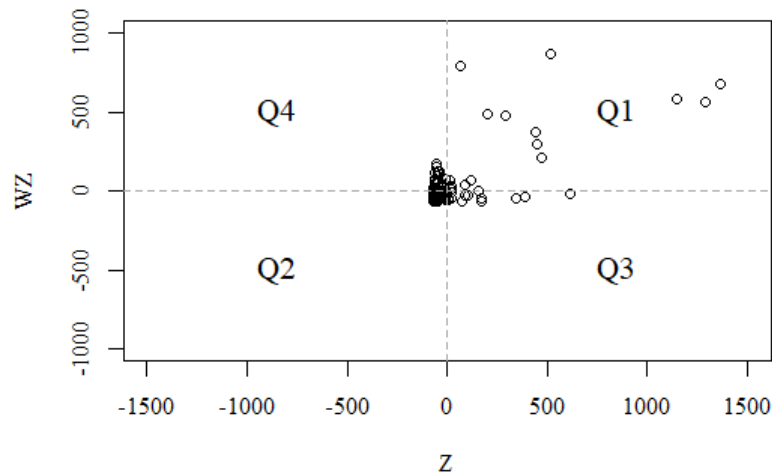


Figura 2: Diagrama de espalhamento de Moran do número de casos de dengue em Pernambuco, 2018. Fonte: Própria.

De acordo com [Monteiro et al. \(2004\)](#), o Q_1 conhecido como *high-high* (HH), indica regiões com altos valores para a variável, e cuja vizinhança também possui valores altos. O Q_2 , denominado *low-low* (LL), expressa localidades com baixos valores em relação aos atributos analisados, acompanhados por vizinhos com o mesmo comportamento. O Q_3 , *high-low* (HL) é formado por regiões com altos valores para as variáveis em análise, de entorno com regiões com baixos valores. O Q_4 contempla locais com valores dos atributos baixos, e sua vizinhança com valores elevados.

2.7.2 Índice local de associação espacial (LISA)

O Índice local de associação espacial, também chamada *LISA map*, avalia a associação significativa de diferentes áreas de uma variável distribuída espacialmente, indicando *clusters* (objetos com valores de atributos semelhantes), *outliers* e a presença de mais de um regime espacial. A hipótese nula testada é a de que não existe padrão espacial.

Dessa forma, o LISA é um parâmetro estatístico que fornece valores proporcionais àqueles da estatística global, isto é, permite descrever o grau de semelhança ou diferença entre os vizinhos mais próximos (permutação dos atributos), e que a soma total do LISA de todas as áreas

é proporcional ao valor obtido para o índice global, sendo o indicador local uma decomposição do indicador global (ANSELIN, 1995).

Os valores do LISA *map* são classificados em quatro grupos: não significativos (p-valor > 0.05); com significância a 95% ($0.01 < \text{p-valor} < 0.05$); com significância a 99% ($0.001 < \text{p-valor} < 0.01$); e com significância a 99.9% ($\text{p-valor} \leq 0.001$) (ANSELIN, 1995).

2.8 Modelos Lineares Generalizados

Os Modelos Lineares Generalizados (MLG) foram formulados por Nelder e Wedderburn (1972) para unificar diversos modelos estatísticos, incluindo modelos que aumentam as possibilidades de análises para outras distribuições que não seja apenas a distribuição normal, a citar: contagem, categórica ou assimetria. Dada a natureza dos dados, utilizará a distribuição Poisson e Binomial Negativa para modelar o número de casos de dengue no estado de Pernambuco.

2.8.1 Modelo Poisson

O modelo de Regressão de Poisson, também conhecido com o Modelo Log-Linear de Poisson faz parte dos MLGs, sendo adequado quando as variáveis dependentes são contagens ou taxas, nos quais, uma variável aleatória Y tem distribuição de Poisson com parâmetro μ e y_i assumindo valores inteiros positivos, cuja a notação é definida por $Y_i \sim \text{Poisson}(\mu_i)$ (GUJARATI; PORTER, 2011). Dessa forma, a probabilidade de acontecer y_i ocorrências da característica é

$$P(Y = y) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, \quad (2.12)$$

para $\mu > 0$.

A conversão da distribuição Poisson 2.12 para a forma de log-verossimilhança é realizada por meio da família exponencial dada por:

$$f(y; \theta, \phi) = \exp \left\{ \frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{\alpha_i(\phi)} + c(y_i; \phi) \right\}, \quad (2.13)$$

em que θ_i , $b(\theta_i)$, $\alpha(\phi)$ e $c(y_i; \phi)$ representam o parâmetro canônico (função de ligação), o termo acumulativo, o parâmetro de escala (definido como 1 em modelos discretos e de contagem) e o termo de normalização.

Desta forma, a distribuição de probabilidade é transformada em função densidade de probabilidade, no qual, a função prevê resultados desconhecidos de y , com base em parâmetros conhecidos θ e ϕ . Portanto, a função de verossimilhança estima os parâmetros desconhecidos com base em resultados conhecidos.

A forma da função de verossimilhança apropriada para membros da família exponencial de distribuições de probabilidade, das quais a Poisson e Binomial Negativa são membros, podem ser expressas, como

$$L(y; \theta, \phi) = \prod_{i=1}^n \exp \left\{ \frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{\alpha_i(\phi)} + c(y_i; \phi) \right\}. \quad (2.14)$$

Por meio da Equação 2.14, pode-se expressar a função de verossimilhança da Poisson na forma da família exponencial.

$$L(\mu; y) = \prod_{i=1}^n \exp \{ y_i \ln(\mu_i) - \mu_i - \ln(y_i!) \}, \quad (2.15)$$

em que a Equação 2.15 resulta na função log verossimilhança da Poisson

$$\mathcal{L}(\mu; y) = \sum_{i=1}^n \{ y_i \ln(\mu_i) - \mu_i - \ln(y_i!) \}, \quad (2.16)$$

logo a função de ligação canônica e os termos acumulativos podem ser definidos por

$$\theta_i = \ln(\mu_i) = \eta = x'_i \beta \quad \text{e} \quad b(\theta_i) = \mu_i. \quad (2.17)$$

Vale ressaltar que a média da família exponencial é definida como a primeira derivada de $b(\theta_i)$ com relação a θ , assim como a variância por meio da segunda derivada com em relação a θ , logo média e variância de Poisson é dada por

$$b'(\theta_i) = \frac{\partial b}{\partial \mu_i} \frac{\partial \mu_i}{\partial \theta_i} = (1)(\mu_i) = \mu_i$$

$$b''(\theta_i) = \frac{\partial^2 b}{\partial \mu_i^2} \left(\frac{\partial \mu_i}{\partial \theta_i} \right)^2 + \frac{\partial b}{\partial \mu_i} \frac{\partial \mu_i^2}{\partial \theta_i^2} = (0)(1) + (\mu_i)(1) = \mu_i.$$

Com base na distribuição 2.12, pode-se definir modelo linear

$$E(Y_i) = \mu_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_n x_n + \epsilon_i = x_i' \beta + \epsilon_i, \quad (2.18)$$

em que o modelo 2.18 apresenta desvantagem, isto é, o preditor linear à direita pode assumir qualquer valor real, diferentemente da contagem esperada (à esquerda) que assume valores não negativos. Portanto, para resolver este problema assume o logaritmo do valor esperado ser modelado por uma combinação linear de parâmetros desconhecidos. Assim, o modelo log-linear é definido por

$$\ln(\mu_i) = x_i' \beta + \epsilon_i, \quad (2.19)$$

em que β representa um vetor contendo o intercepto e a mudança esperada no log da média por mudança de unidade no preditor x_i .

2.8.1.1 Estimador de máxima verossimilhança para $x_i' \beta$

O log-verossimilhança de Poisson, parametrizado em termos de $x_i' \beta$ é definida por

$$\mathcal{L}(\mu; y) = \sum_{i=1}^n \{y_i(x_i' \beta) - \exp(x_i' \beta) - \ln(y_i!)\}, \quad (2.20)$$

em que a inversa da função de ligação é definida por $\mu_i = \exp(x_i' \beta)$.

Aplicando a primeira derivada da função de log-verossimilhança de Poisson 2.20, em termos de $x_i' \beta$ e igualando a zero, tem-se

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \{y_i - \exp(x_i' \beta) x_i\} = 0,$$

em que a Equação 2.8.1.1 representa o processo de estimação dos parâmetros β 's do modelo Poisson a partir do algoritmo de máxima verossimilhança de Newton-Raphson

2.8.1.2 Teste de hipótese

O teste de Wald é um teste estatístico usado para avaliar o se os parâmetros (β_i , para $i = 1, 2, \dots, n$) do modelo de regressão Poisson são significativos ao nível de 5%. Sendo assim, as hipóteses são definidas

$$\begin{cases} H_0 : \beta_i = 0; \\ H_1 : \beta_i \neq 0. \end{cases}$$

Por meio das hipótese acima, defini-se a estatística como:

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_i}{\hat{DP}(\hat{\beta}_i)}, \quad (2.21)$$

em que $\hat{DP}(\hat{\beta}_i)$ representa o estimador do desvio padrão de $\hat{\beta}_i$.

O p-valor é definido como

$$p - \text{valor} = P[|Z| > |W_j| \mid H_0] = 2P[Z > |W_j| \mid H_0],$$

em que Z segue distribuição normal padrão. Caso o p-valor $< \alpha$, o coeficiente β_i é significativo.

Ademais, o modelo de regressão Poisson é adequado quando o desvio residual é maior do que os graus de liberdade residuais do modelo, logo modelo é satisfatório e ajusta bem os dados. Caso o desvio residual apresente valor superior ao graus de liberdade a definição de variância igual a média é violada, implicando na *overdispersion* ou *underdispersion* (AGRESTI, 1996). De fato, este problema é comum em modelos de regressão para dados de contagem, no qual, suas consequências são potencialmente graves que os modelos por quase-verossimilhança e GLMs Binomial Negativo são sugeridos para diminuir ou eliminar o efeito da *overdispersion* ou *underdispersion* nos dados.

2.8.2 Modelo quase-Poisson

Por se tratar de dados de contagem, frequentemente o pressuposto de equidispersão da distribuição Poisson é violado em função da *underdispersion* ($\phi < 1$) ou *overdispersion* ($\phi > 1$)

(KUSUMA; PURWONO, 2019). Logo, a estimativa dos modelos por quase-verossimilhança surge como uma alternativa, de modo que a função da variância em relação média é definida por $V(\mu_{ij}) = \phi\mu_{ij}$ para alguma constante ϕ . Portanto, a variância tende a aumentar mais rapidamente do que sua média, contudo não existe família exponencial correspondente a esta especificação, e o GLM resultante não fornece uma distribuição de probabilidade para Y_i , no qual, não pode ser estimado pelo estimador de máximo verossimilhança (WEDDERBURN, 1974; OLSSON, 2002).

Sendo assim, a forma tradicional da estimativa de máxima verossimilhança de um MLG gera os coeficientes dos estimadores de quase-verossimilhança da regressão, que por sua vez apresentam propriedades similares as dos estimadores de máxima verossimilhança. Vale ressaltar que as estimativas dos parâmetros de quase-verossimilhança são similares ao modelo Poisson, contudo, os erros padrão associados se diferem. Se $\hat{\phi}$ é o parâmetro de dispersão estimado para o modelo, então os erros padrão do coeficiente para o modelo quase Poisson são $\hat{\phi}^{1/2}$ vezes o erro padrão do modelo Poisson (MCCULLAGH; NELDER, 2019).

No modelo quase-Poisson, o estimador de dispersão assume a forma

$$\hat{\phi} = \frac{1}{n - p} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{\mu}_i)^2}{Var(\hat{\mu}_i)}, \quad (2.22)$$

em que n , p e $Var(\hat{\mu}_i)$ representam o número de observações, parâmetros e a função de variância estimada do modelo, respectivamente.

2.8.3 Modelo Binomial Negativa

Suponha um experimento aleatório em que apenas dois resultados sejam possíveis: sucesso ou fracasso, com probabilidade p (sucesso) e $q = 1 - p$ (fracasso). Considere também que experimento ocorre indefinidamente e que as tentativas são independentes, então a variável aleatória Y correspondente ao número de repetições (ensaios) até que ocorra o k -ésimo sucesso segue uma distribuição Binomial Negativa, cuja a notação é definida por $Y \sim BN(p, k)$. Dessa

forma, a distribuição binomial negativa com parâmetros $\alpha > 0$ e $0 < p < 1$ é definida por

$$P(Y = y) = \frac{\Gamma(y + 1/\alpha)}{\Gamma(y + 1)\Gamma(1/\alpha)} \left(\frac{1}{1 + (1/\alpha)\mu} \right)^{1/\alpha} \left(\frac{(1/\alpha)\mu}{1 + (1/\alpha)\mu} \right)^y \quad y = 0, 1, 2, \dots, \quad (2.23)$$

em que $p = \frac{1}{1 + (1/\alpha)\mu}$ e α é o parâmetro de dispersão, conforme a notação de [Nelder e Wedderburn \(1972\)](#).

Segundo [Paula \(2004\)](#) o valor esperado e variância da distribuição de probabilidade binomial negativa 2.23 é dada por

$$E(Y) = \mu \quad Var(Y) = \mu + \alpha\mu^2.$$

O modelo Binomial Negativo, também conhecido com modelo de mistura Gama-Poisson surge como alternativa para dados de contagem, sendo mais flexível do que o modelo Poisson e frequentemente usado quando ocorre problemas de *overdispersion* ou *underdispersion*, em que possui um parâmetro de dispersão livre k e o termo adicional $(\alpha\mu^2)$ em sua variância ([HILBE, 2011](#)).

Desse modo, a distribuição Binomial Negativa pertence à família exponencial canônica, quando o parâmetro α é fixo, ou seja,

$$f_{Y_i}(y_i; \mu_i, \alpha) = \exp \left\{ y_i \ln \left(\frac{\alpha\mu_i}{1 + \alpha\mu_i} \right) - \frac{1}{\alpha} \ln(1 + \alpha\mu_i) + \ln \left(\Gamma \left(y_i + \frac{1}{\alpha} \right) \right) - \ln(\Gamma(y_i + 1)) - \ln \left(\Gamma \left(\frac{1}{\alpha} \right) \right) \right\}. \quad (2.24)$$

em que $\theta_i = \ln \left(\frac{\alpha\mu_i}{1 + \alpha\mu_i} \right)$ e $b(\theta_i) = -\alpha^{-1} \ln(1 + \alpha\mu_i)$ representam o parâmetro canônico e a função monótona e derivada, logo, verifica-se que média da família exponencial é definida como a primeira derivada de $b(\theta_i)$ com relação a θ , assim como a variância por meio da segunda derivada com em relação a θ , logo média e variância de Binomial Negativa é dada por

$$b'(\theta_i) = \frac{\partial b}{\partial \mu_i} \frac{\partial \mu_i}{\partial \theta_i} = \left(\frac{1}{1 - \alpha\mu_i} \right) \mu_i (1 + \alpha\mu_i) = \mu_i$$

$$b''(\theta_i) = Var(\mu_i) = \frac{\partial^2 b}{\partial \mu_i^2} \left(\frac{\partial \mu_i}{\partial \theta_i} \right)^2 + \frac{\partial b}{\partial \mu_i} \frac{\partial \mu_i^2}{\partial \theta_i^2} = \mu_i + \alpha\mu_i^2.$$

em que $Var(\mu_i)$ é a função da variância e $a(\phi) = 1$.

Com base na distribuição 2.23, pode-se definir modelo linear simples

$$E(Y_i) = \mu_i = x'_i\beta + \epsilon_i, \quad (2.25)$$

em que o modelo 2.25 apresenta desvantagem, isto é, o preditor linear à direita pode assumir qualquer valor real, diferentemente da contagem esperada (à esquerda) que assume valores não negativos. Portanto, para resolver este problema assume o logaritmo do valor esperado ser modelado por uma combinação linear de parâmetros desconhecidos. Assim, o modelo log-linear é definido por

$$\log(\mu_i) = x'_i\beta + \epsilon_i. \quad (2.26)$$

2.8.3.1 Estimador de máxima verossimilhança para $x'_i\beta$

O log-verossimilhança da Binomial Negativa, parametrizado em termos de $x'_i\beta$ pode ser expresso como:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\beta_i; y, \alpha) = \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \ln \left(\frac{\alpha \exp(x'_i\beta)}{1 + \alpha \exp(x'_i\beta)} \right) - \frac{1}{\alpha} \ln(1 + \alpha \exp(x'_i\beta)) + \ln \left(\Gamma \left(y_i + \frac{1}{\alpha} \right) \right) - \right. \\ \left. - \ln(\Gamma(y_i + 1)) - \ln \left(\Gamma \left(\frac{1}{\alpha} \right) \right) \right\}, \end{aligned} \quad (2.27)$$

conforme a Equação 2.27 aplicando a primeira e a segunda derivadas parciais da função de log-verossimilhança em relação a β e α , tem-se

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i(y_i - \exp(x'_i\beta))}{1 + \alpha \exp(x'_i\beta)} \quad (2.28)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{\alpha^2} \left(\ln(1 + \alpha \exp(x'_i\beta)) + \frac{\alpha(y_i + \exp(x'_i\beta))}{1 + \alpha \exp(x'_i\beta)} \right) + \psi \left(y_i + \frac{1}{\alpha} \right) - \psi \left(\frac{1}{\alpha} \right) \right]. \quad (2.29)$$

A fim de construir a matriz Hessiana, aplica-se a segunda derivada em 2.28 em relação a

β , em 2.28 em relação a α e em 2.29 em relação a α

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \beta \partial \beta'} &= \sum_{i=1}^n \left(\frac{\exp(x'_i \beta)(1 + \alpha y_i)}{(1 + \alpha \exp(x'_i \beta))^2} \right) x_i x'_i \\ \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \beta \partial \alpha} &= E \left[- \sum_{i=1}^n \frac{\exp(x'_i \beta)(y_i + \exp(x'_i \beta)) x_{ij}}{(1 + \alpha \exp(x'_i \beta))^2} \right] \\ \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \alpha^2} &= \sum_{i=1}^n \left[- \frac{1}{\alpha^3} \left(\frac{\alpha(1 + 2\alpha \exp(x'_i \beta))(y_i - \exp(x'_i \beta)) - \alpha \exp(x'_i \beta)(1 + \alpha \exp(x'_i \beta))}{(1 + \alpha \exp(x'_i \beta))^2} + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \frac{2 \ln(1 + \alpha \exp(x'_i \beta))}{1} \right) + \psi' \left(y_i + \frac{1}{\alpha} \right) - \psi' \left(\frac{1}{\alpha} \right) \right].\end{aligned}$$

Desse modo, a matriz Hessiana é dada por

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \beta \partial \beta'} & \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \beta \partial \alpha} \\ \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \alpha \partial \beta} & \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \alpha^2} \end{bmatrix}.$$

2.8.4 Seleção de modelos

A fim de verificar se um o modelo proposto é adequado ao conjunto de dados de interesse, aplica-se o método de seleção de modelo, nos quais seram utilizados *Akaike Information Criterion* e *Bayes Information Criterion*.

2.8.4.1 Akaike Information Criterion - AIC

O Critério de Informação de Akaike foi descrito por Akaike (1974) como uma medida da qualidade do ajuste de um modelo estatístico estimado. Sendo assim, o conceito foi baseado na entropia, em que fornece uma medida relativa da informação perdida na adoção de um determinado modelo. Desde modo, o AIC é calculado por

$$AIC = -2 \ln(L(\beta)) + 2p, \quad (2.30)$$

onde p é o número de parâmetros desconhecidos incluídos no modelo (isso também inclui o

parâmetro de dispersão inversa e efeito espacial aleatório f_i) e $\ln(L(\beta))$ representa a probabilidade logarítmica.

2.8.4.2 Bayes Information Criterion - BIC

Semelhante ao AIC, o BIC foi proposto por [Gideon et al. \(1978\)](#) como um critério de seleção de modelo baseado em teoria da informação por meio da probabilidade a posteriori. O BIC emprega um termo de penalidade associado ao número de parâmetros (p) e ao tamanho da amostra (n). Essa medida também é conhecida como Critério de Informação Schwarz. É calculado da seguinte forma:

$$BIC = -2 \log(f(x_n | \theta)) + p \log(n), \quad (2.31)$$

em que $f(x_n | \theta)$ é o modelo escolhido, p é o número de parâmetros a serem estimados e n é o número de observações da amostra.

2.8.4.3 Erro Quadrático Médio - EQM

O EQM mede a média das diferenças quadráticas entre as estimativas obtidas por W e o parâmetro θ .

$$EQM = E_{\theta}[(W - \theta)^2] = Var_{\theta}[W] + E[(W - \theta)]^2, \quad (2.32)$$

em que $Var_{\theta}[W]$ mede a variabilidade do estimador, conhecida como precisão, e a segunda parcela o viés.

CAPÍTULO 3

Metodologia

3.1 Caracterização da área de estudo

O estado de Pernambuco, está localizado no centro-leste da região Nordeste, entre os paralelos de $7^{\circ}18'17''$ e $9^{\circ}28'43''$ da latitude Sul e os meridianos de $34^{\circ}48'15''$ e $41^{\circ}21'22''$ da longitude Oeste de Greenwich. O território pernambucano é composto por 185 municípios e subdividido em cinco mesorregiões: Agreste Pernambucano, Mata Pernambucana, Metropolitana do Recife, São Francisco e Sertão Pernambucano, com extensão territorial de aproximadamente $98.067,880 \text{ km}^2$. A população estimada em Pernambuco é aproximadamente 9.616.621 habitantes ([IBGE, 2020](#)).

3.2 Tipo de estudo

A pesquisa, trata-se de um estudo epidemiológico do tipo ecológico que consiste analisar a distribuição do número de casos mensais de dengue em Pernambucano. A unidade de tempo utilizada foi a semana epidemiológica e ano calendário no período estudado.

3.3 Dados

O conjunto de dados utilizados para o desenvolvimento do estudo remetem ao número de casos semanais da dengue no estado de Pernambuco, disponibilizados pelo Serviço de

Informação ao Cidadão (SIC), no período de 2000 a 2018. Para compor a variável independente foi incluído as séries históricas de precipitação diária cedidas pela Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC), medida através de pluviômetros, geralmente empregada como o total de água precipitável diária.

No entanto, as séries históricas de precipitação diária possuíam dados faltantes. Sendo assim, foi necessário estimar seus valores por meio das medidas de tendência central (média aritmética ou mediana), dependendo da ocorrência de valores discrepantes.

Posteriormente, foi realizado o agrupamento da variável precipitação diária em escala semanal, reduzindo o número de observações diárias ($n = 6.935$) de um município X para 988 observações semanais. O agrupamento dos dados foi necessário, pois ambas variáveis devem ter o mesmo número de dados. Devido à ausência de dados pluviométricos em Fernando de Noronha, o município foi retirado da análise.

3.4 Análise estatística

Foi realizada uma análise descritiva para expor os resultados obtidos por meio dos instrumentos de coleta. A apresentação das variáveis mensuradas foi feita através de tabelas e gráficos incluindo também o uso de algumas medidas descritivas como mínimo, máximo, média, mediana, amplitude e desvio padrão, no qual, os resultados obtidos foram espacializados ou tabelados, no intuito de entender a distribuição espacial do número de casos semanais de dengue em Pernambuco.

Para verificar a existência de tendências significativas e pontos de mudanças bruscas nas médias do número de casos de dengue, foram aplicados os testes estatísticos não paramétricos SMK e PETT. Por meio dessa análise é possível detectar supostas flutuações e verificar a estabilidade na série temporal, ou seja, a sucessão de valores ocorre independentemente e a distribuição de probabilidade deve permanecer sempre a mesma. Já o teste PETT permite localizar o ponto de mudança abrupta, em que calcula o nível de significância estatística sem conhecimento prévio do ponto em momento em que ocorre.

Primeiramente, o estudo foi realizado para os cinco municípios mais populosos das cinco mesorregiões do estado de Pernambuco: Caruaru (Agreste Pernambucano, população de 369.343 habitantes), Vitória do Santo Antão (Mata Pernambucana, população de 140.389 habitantes), Recife (Metropolitana do Recife, população de 1.661.017 habitantes), Petrolina (São Francisco Pernambucano, população de 359.372 habitantes) e Serra Talhada (Sertão Pernambucano, população de 87.467 habitantes), em seguida, para os demais municípios do estado, em forma de mapa, com o intuito de interpretar as tendências das ST.

Desse modo, foi definido um critério que expresse os resultados dos testes SMK e PETT utilizando a seguinte convenção: os sinais (- -) e (+ +), para tendência negativa e positiva, no qual, o primeiro sinal corresponde ao teste SMK e o segundo o teste PETT, tornando significativos ao nível de 5%. Os sinais (?+), (?-) e (??) foram adotados para indicar ausência de tendência na série, independente do segundo teste (?+) e (?-).

Além disso, foi utilizado o teste de Kruskal-Wallis para averiguar a ocorrência de sazonalidade no número de casos de dengue, em que caracteriza pela ocorrência de variações, para cima e para baixo, a intervalos regulares nas séries temporais. Este teste é análogo ao teste F utilizado na Análise de Variância de um fator, exceto pelo fato de não colocar nenhuma restrição sobre a comparação, enquanto na análise de variância as populações em confronto são independentes e normalmente distribuídas.

O efeito da variável precipitação sobre o número de casos de dengue foi avaliado por meio da análise bivariada. Com isso, foi aplicado o coeficiente de correlação de Pearson para avaliar o grau de associação entre o número de casos semanais de dengue *versus* precipitação, cuja variação é de 1 a 1. Utilizou-se a seguinte classificação do coeficiente de correlação: 0,00 a 0,19 = muito baixa; 0,20 a 0,39 = baixa; 0,40 a 0,69 = moderada; 0,70 a 0,89 = forte; 0,90 a 1,00 = muito forte. A correlação entre dengue e variáveis meteorológicas, geralmente, fornecem correlações fracas/moderadas, embora estatisticamente significantes.

Assim, tendo em vista o ciclo biológico, ciclo de vida do mosquito e o período de incubação, considerou-se um atraso temporal na variável precipitação em um intervalo de tempo (*time lag*). Essa abordagem permite investigar os fenômenos resultantes das interações com o ambiente em determinado espaço de tempo. Neste estudo, foi considerado um operador

defasagem de *lag* 5° SE, referente a 35 dias.

Em seguida, foram utilizadas técnicas de autocorrelação espacial, mais precisamente, o Índice I de Moran e LISA, com o objetivo de encontrar associação espacial entre vizinhos adjacentes identificando padrões através de subdivisões territoriais. A técnica pode ser entendida como a tendência a que o valor de uma variável associada a uma determinada localização assemelhe-se mais ao valor de suas amostras vizinhas do que ao restante das localizações do conjunto amostral.

O indicador Lisa é uma decomposição do índice de Moran global. Permite a construção de um mapa de dependência espacial local, indicando porções territoriais de não estacionariedade, assim como aglomerados (*clusters*) significativos de valores similares em torno de determinada localizações.

O Modelo Linear Generalizado (MLG) foi empregado para determinar os fatores que influenciam significativamente a disseminação da dengue em Pernambuco. Como a variável de estudo tratasse de dados discretos distribuídos no tempo, foi aplicado MLG com função de ligação canônica ($\ln(\mu_i) = z_i^T \beta$), conhecida por modelo de Poisson e suas generalizações. No entanto, muitas vezes exibem variação extra-Poisson (ou superdispersão) devido à natureza dos dados, logo o ajuste resulta em um desvio residual mais de cem vezes maior que os graus de liberdade residuais, implicando que, à medida que a contagem média de dengue aumenta, a variância aumenta em uma taxa muito maior.

Para acomodar a superdispersão de forma satisfatória, outros modelos foram utilizados, tais como o modelo Binomial Negativo e o modelo Quase-Poisson. O modelo Quase-Poisson surge como uma alternativa ao modelo de Poisson, baseia-se na quase-verossimilhança uma técnica de ajuste na qual não se precisa especificar a distribuição da variável resposta.

Após a formulação e ajuste do modelo, se faz necessário selecionar o melhor modelo com base em três medidas de avaliação a citar: o critério de informação de Akaike, o critério de informação Bayesiano e o erro quadrático médio, os quais, são amplamente utilizados para comparar modelos aninhados e não aninhados. Este critério é calculado usando o log-likelihood penalizado pelo número de parâmetros no modelo. Todas as conclusões foram tomadas ao nível

de significância de 5%.

Para a análise estatística dos dados, foram utilizados *softwares* estatísticos RStudio (TEAM, 2015) e o IBM SPSS Statistics 20 (SPSS, 2011), que são um conjunto integrado de ferramentas computacionais que permitem a manipulação de dados, análise estatística e produção de gráficos. E na análise espacial, os *softwares* QGIS (TEAM, 2020) e TerraView (ESPACIAIS, 2014), os quais, são multiplataformas de sistema de informação geográfica que permite a visualização, edição e análise de dados georreferenciados.

CAPÍTULO 4

Resultados e Discussão

4.1 Descrição dos dados

Na perspectiva de compreender a dinâmica dos dados, foi realizado a análise descritiva utilizando as medidas de tendência central (média e mediana) e de dispersão (amplitude e desvio padrão). Partindo dessa premissa, a Figura 3(A) apresenta o mapa temático da média anual do número de casos de dengue em Pernambuco, no qual, é possível detectar que a Mesorregião Metropolitana do Recife apresentou valores médios mais discrepantes que as demais Mesorregiões. O município do Recife apresenta uma população de entorno de 1 661 017 milhões de habitantes. No qual, cerca de 22,8% está concentrada em área classificadas como subnormais ($n = 109$ aglomerados) ([IBGE, 2010](#)).

Além disso, o município de Recife apresentou 3,4 vezes mais relatos de casos da dengue quando comparado ao município Jaboatão dos Guararapes (segundo município mais populoso), os valores médios foram de 6.108,73 e 1.790,58 casos, respectivamente.

Como a média aritmética é uma medida sensível a valores extremos, foi aplicado a mediana nos dados, conforme a Figura 3(B). Nesse, foi observado que houve uma redução no valor mediano em 83,69% dos municípios ($n = 154$), sendo o município Recife o epicentro de estado, com valor mediano de 2.067 casos. De acordo com [Albuquerque *et al.* \(2018\)](#), [Costa *et al.* \(2021\)](#), [Jacques *et al.* \(2021\)](#), o município do Recife é uma área hiperendêmica na transmissão da dengue, onde há mais de um sorotipo circulando.

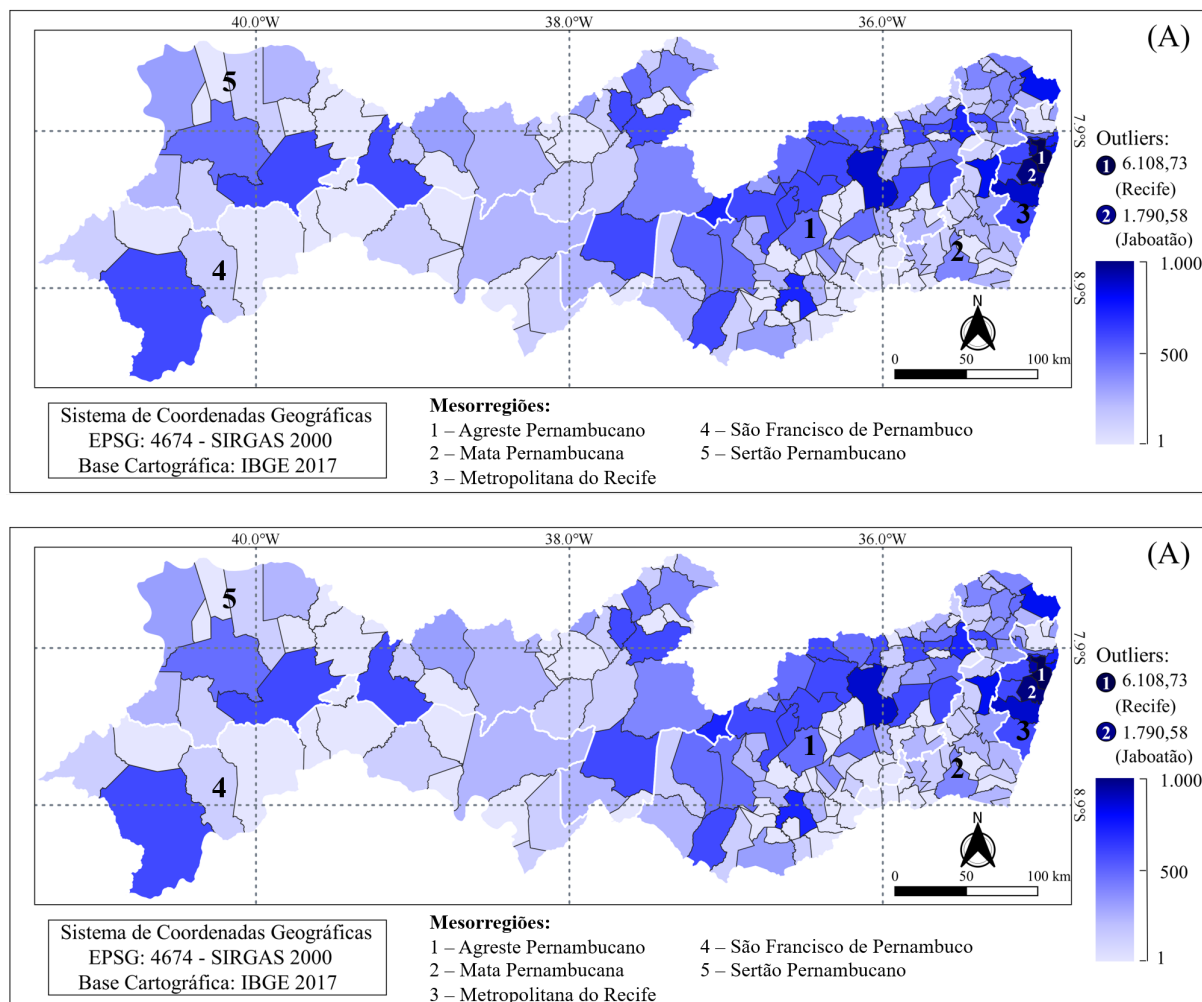


Figura 3: Espacialização das medidas de tendência central (Média (A) e Mediana (B)) do número de casos (2000 - 2018) de dengue em Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

A Figura 4 apresenta o mapa temático da variabilidade do número de casos de dengue em Pernambuco, onde áreas com pixels em azul claro tiveram menor variabilidade, as quais corresponderam a 65,21% municípios ($n = 120$). Desse percentual, 64 municípios (34,78%) apresentaram registro de casos no intervalo de 12 a 98 (Figura 4(A)). Já as tonalidades em azul escuro (maior variabilidade) corresponderam as maiores flutuações, compreendendo os municípios de Recife, Jaboatão dos Guararapes e Camaragibe.

Ao comparar com o desvio padrão (Figura 4(B)), foi observado que 80,43% municípios ($n = 146$) apresentaram baixa variabilidade. Desse percentual, 99 municípios (53,80%) apresentaram registro de casos no intervalo de 3 a 94. Portanto, mesmo com a aplicação de outra medida estatística os municípios de Recife, Jaboatão dos Guararapes e Camaragibe apresentaram valores

discrepantes. Além disso, foi constatado que os dados estão muito próximos da mediana, e o mínimo e o máximo estão muito afastados, logo a amplitude de distribuição torna-se ineficiente

A alta variabilidade está associado provavelmente a aspectos climáticos, condicionando assim, no elevado número de casos de dengue no estado. No entanto, a relação dos fatores climáticos com o número de casos da dengue segue uma correlação lógica complexa (VERNAL *et al.*, 2021).

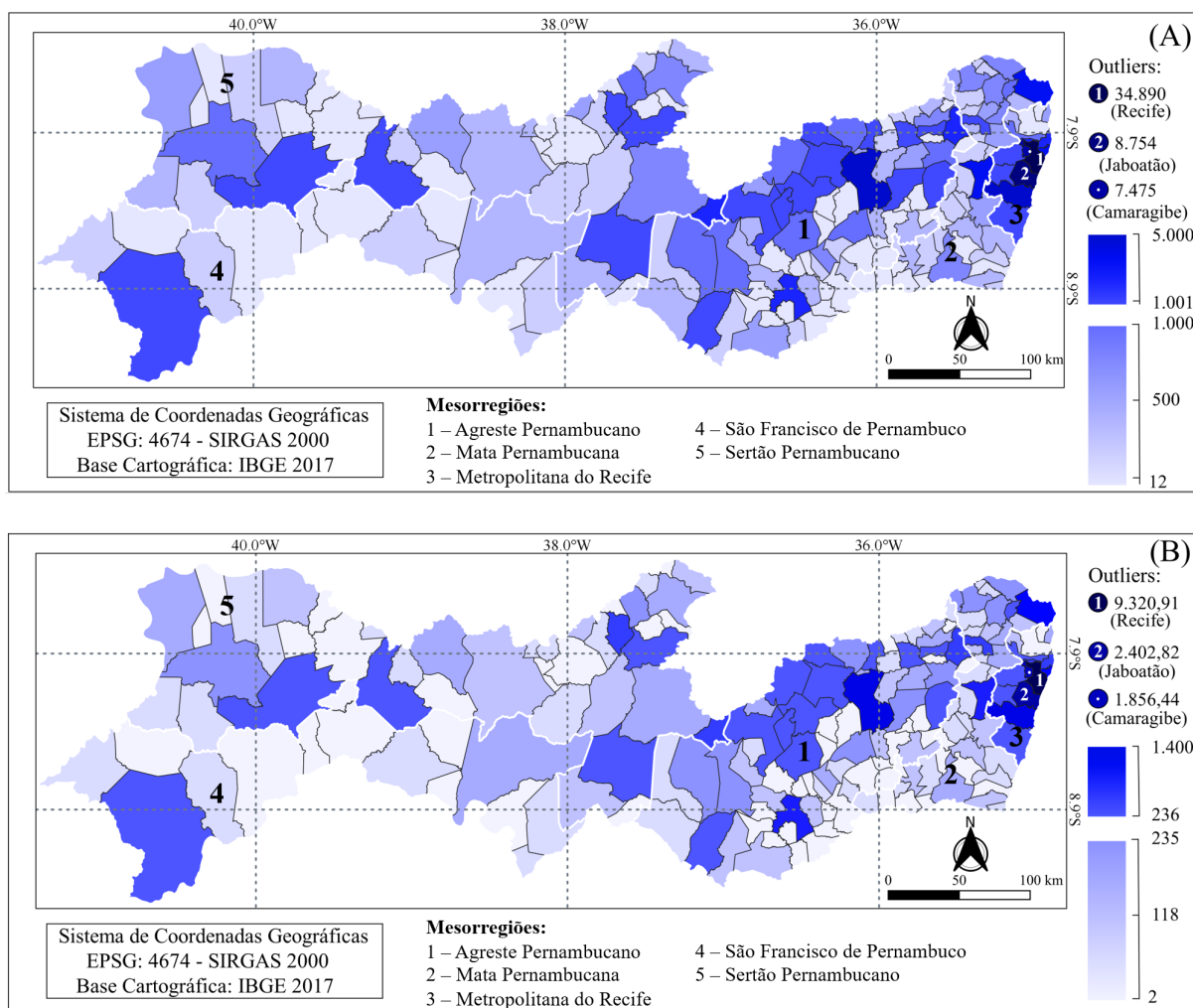


Figura 4: Mapa temático da variabilidade espacial (Amplitude (A) e Desvio padrão (B)) do número de casos (2000 - 2018) de dengue em Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

Ao analisar a distribuição dos casos de dengue separados por anos com baixa variabilidade (Figura 5a), foi observado que os anos 2005, 2013 e 2017 apresentaram crescimento entre a 10° a 20° SE. Nos períodos citados, foram registrados 5.389, 7.983 e 7.783 casos prováveis de dengue no estado, sendo 23,78% (n = 1.282 casos; 2005) dos casos distribuídos no município

Parnamirim e 25,89% (n = 2067 casos; 2013) referente ao município Recife. Segundo o boletim epidemiológico de 2005, a região Nordeste registrou o maior número de casos prováveis (74.625 casos; 50,75%), em relação ao total do país.

Em relação ao grupo com média variabilidade (Figura 5b), foi verificado que em 2011 o pico máximo da epidemia foi na 12° SE com 857 casos confirmados, respectivamente, aproximadamente duas/três vezes maiores do que o limite máximo para os demais anos no mesmo período. Em contrapartida, em 2014 por meio do perfil socioeconômico, demográfico e epidemiológico de Pernambuco, foi relatado a maior taxa de letalidade, quando 41,8% (110 casos) dos casos graves evoluíram para óbito (SAÚDE, 2016).

Já para os casos separado por anos com alta variabilidade (Figura 5c), foi constatado que o maior registro foi em 2010 na 22° SE (2.151 casos; 6,21%), seguida por 2008 na 16° SE (1.962 casos; 9,74%) e 2012 na 12° SE (1.987 casos; 6,25%). Especificamente, no ano de 2012 a região Nordeste apresentou as maiores taxas de incidência (403,3 por 100 mil hab.) com variação anual 17,6% para o grupo etário de 20 a 39 anos (BÖHM *et al.*, 2016). Assim como, expansão do sorotipo DENV4 na Metropolitana do Recife e Agreste Pernambucano, e desde então a circulação dos quatro sorotipos virais no estado (SAÚDE, 2014).

A Figura 5d apresenta os casos de dengue separados por anos com valores atípicos. Nota-se que os maiores picos epidêmicos ocorreram, respectivamente, em 2002, 2015 e 2016 por volta da 1° a 20° SE. Em 2002, foram registrados 99.652 casos prováveis de dengue no estado, no qual, 35.028 casos se concentram em Recife, seguida por Jaboatão dos Guararapes com 8.779 casos. Nesse período, a região Nordeste e Sudeste registraram as maiores taxas de incidências (548,2 por 100 mil hab.; 480,7 por 100 mil hab, respectivamente) (BÖHM *et al.*, 2016).

Diante desse cenário, em 2002, o Ministério da Saúde estabeleceu uma meta eficiente de controle, propondo-se reduzir os índices de infestação dos domicílios para valores inferiores a 1%, ampliando os recursos financeiros do Programa Nacional de Controle da Dengue (PNCD) e descentralizando as suas ações para que as demandas locais/municipais fossem atendidas mais

rapidamente e de forma adequada (BARRETO; TEIXEIRA, 2008).

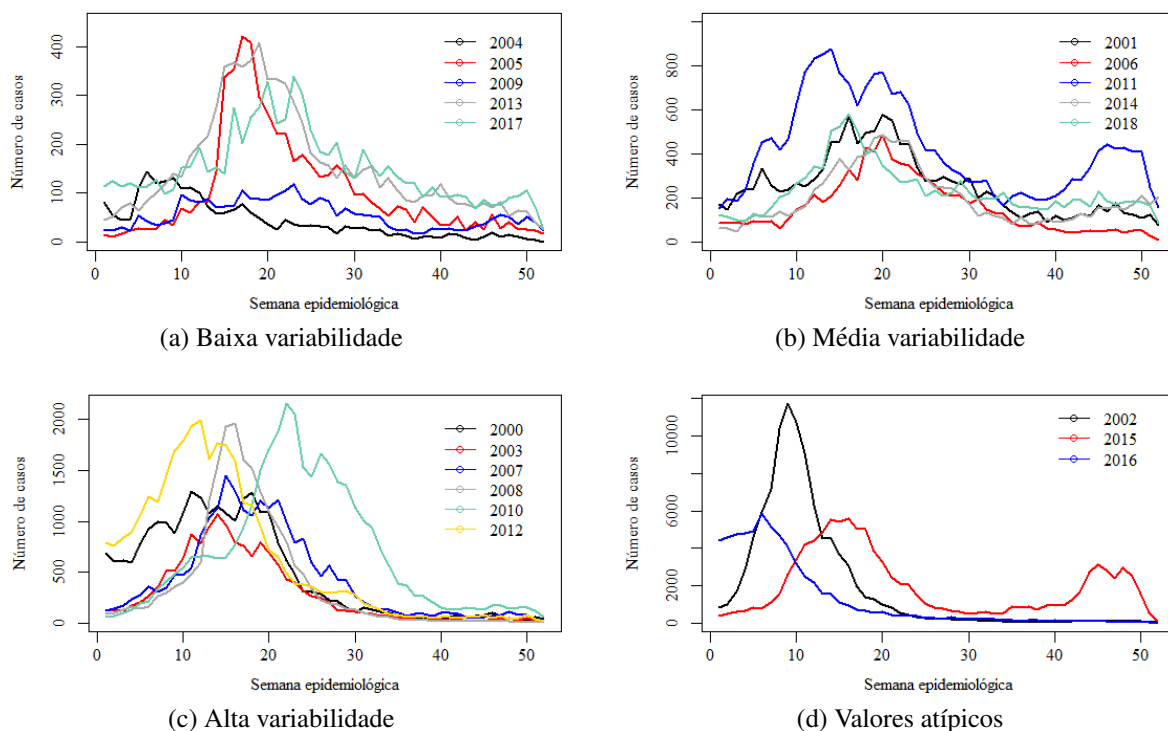


Figura 5: Distribuição dos casos de dengue agrupado por semana epidemiológica e separados por anos com mesma variabilidade, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

Em 2015, foram notificados 110.899 casos apresentando dois picos epidêmicos na 16^o SE (5555 casos; 5,0%) e 48^o SE (4570 casos; 4,12%), entre os municípios com mais casos acumulados por estrato populacional, em relação ao número de habitantes, destaca-se Recife, com respectivamente 23576 casos (21,26%). Em 2016, foram registrados 65.123 casos com maiores notificações entre a 8^o e 20^o SE (48966 casos; 75,19%), seguida por uma redução gradativa dos casos até a 40^o SE. Nesses anos, o Brasil foi marcado pela co-circulação da DENV e introdução de novos sorotipos chikungunya e Zika vírus (SAÚDE, 2019). Sendo assim, provocou uma complicação no registro de casos de dengue, em que os sinais e os primeiros sintomas são similares, apresentando-se espectro clínico que inclui febre de início agudo, erupção cutânea, cefaleia, mialgia generalizada, náusea, fadiga e artrite (MAYER; TESH; VASILAKIS, 2017; ZANOTTO; LEITE, 2018).

Quando analisada a distribuição acumulada dos casos de dengue, segundo as Microrregiões (Figura 6), foi observado que a Microrregião do Recife composta pelos municípios de Abreu e Lima, Camaragibe, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Olinda, Paulista, Recife e São

Lourenço da Mata apresentou um acúmulo anual 210.552 casos, sendo 116.066 casos registrados apenas no Recife, o que representa 55,12% casos, seguida por Jaboatão dos Guararapes (34.021 casos; 16,15%), tornando-se o epicentro de dengue na região. Esses resultados provavelmente estão associados a fato de que 30% dos residentes da Mesorregião Metropolitana do Recife viverem em comunidades e áreas de infraestrutura municipal abaixo do ideal, favorecendo condições ideais para a disseminação do *Aedes aegypti* (RAMESH *et al.*, 2019).

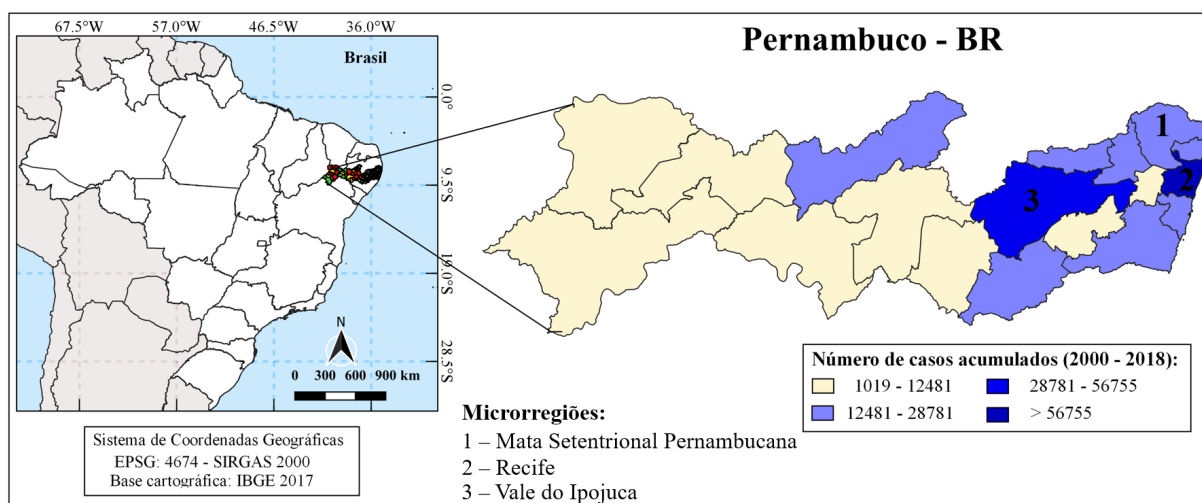


Figura 6: Espacialização da distribuição acumulada do número de casos (2000 - 2018) de dengue com base nas microrregiões de Pernambuco. Fonte: autor.

A segunda Microrregião mais afetada foi o Vale do Ipojuca composta por 16 municípios com um acúmulo anual de 56.755 casos, dentre os municípios, Caruaru apresentou 17.993 notificações (31,7%), seguida por Belo Jardim (10,73%), Brejo Madre de Deus (10,1%) e Pesqueira (10,35%), respectivamente. A Microrregião Mata Setentrional Pernambucana registrou 28.781 casos, dentre os municípios que compõem, destacam-se Carpina e Condado com 6.175 (21,45%) e 3828 (13,30%) casos. Já para as demais Microrregiões em azul claro os registros variaram entre 12.481 a 28.780 casos.

Deve-se chamar a atenção para o fato de que, a doença se deslocou da Mesorregião Metropolitana do Recife (MMR), em direção à região da Mata, Agreste e Sertão, porém sempre se manteve na Região Metropolitana do Recife, principalmente a Microrregião do Recife, conforme observado na Figura 6. Comparando os resultados obtidos com os descritos por Cordeiro *et al.* (2008), demonstram que em 1995 a doença apresentou a mesma trajetória, implicando que nos

anos consecutivos o comportamento foi similar.

Com relação a faixa etária (Tabela 1), foi constatado que a doença é predominante na faixa etária de 20 a 39 anos, sendo 2002 (43.451 casos; 43,49%) e 2015 (40.839 casos; 36,69%) os anos com maiores registros, seguida por 15 a 19 e 40 a 59 anos, na qual, corresponde a população economicamente ativa, ou seja, que estuda ou trabalha em um período determinado, resultados similares encontrado por Böhm *et al.* (2016) e Oliveira, Araújo e Cavalcanti (2018), demonstrando maiores incidências na faixa etária de 20 a 49 anos. Cabe ressaltar que todas as faixas etárias são igualmente suscetíveis à doença.

No entanto, em populações vulneráveis como crianças ou idosos com mais de 60 anos, o vírus da dengue pode interagir com doenças pré-existentes e levar ao quadro grave ou gerar maiores complicações nas condições clínicas de saúde da pessoa (AZEVEDO *et al.*, 2014; TOLEDO *et al.*, 2016; LIN; LEE; LEO, 2017). Segundo o banco de dados do SINAN, em Pernambuco, foi relatado que a faixa etária mais acometida estava entre 20 a 59 anos (194 óbitos; 59,27%), sendo Recife o epicentro do estado (102 óbitos; 55,88%).

De acordo com Nascimento *et al.* (2020) por meio do estudo observacional retrospectivo transversal sobre o perfil epidemiológico, demonstraram que a maior parte dos casos de dengue foi diagnosticada em 2015, em mulheres, mulatos e na faixa etária de 20-39 anos, sendo Recife e Caruaru os municípios com maiores notificações. Apesar de existirem características individuais e sociais específicas capazes de influenciar na transmissibilidade da doença, vale-se ressaltar que não há perfil epidemiológico universal da população alvo.

Tabela 1: Distribuição dos casos de dengue por faixa etária, Pernambuco, Brasil, janeiro 2001 a dezembro 2018.

Ano	Faixa etária										
	<1	1 a 4	5 a 9	10 a 14	15 a 19	20 a 39	40 a 59	60 a 64	65 a 69	70 a 79	≥80
Casos Prováveis											
2001	173	547	701	1022	1309	5466	2927	374	285	301	102
2002	1009	4006	5558	7828	10163	43451	21081	2501	1750	1958	596
2003	291	705	795	1107	1673	6282	3172	442	313	356	126
2004	60	108	168	218	294	885	438	59	52	61	18
2005	82	197	340	445	574	2230	1209	142	124	110	44
2006	159	457	689	819	881	3299	1931	189	152	145	38
2007	733	1963	2403	1988	2157	7913	4072	494	365	343	111
2008	568	1414	2360	1968	1801	6500	3141	373	275	241	69
2009	97	153	256	245	279	1179	559	76	53	32	13
2010	764	1891	4179	4443	2952	10977	5883	691	518	503	121
2011	412	987	1695	1841	1579	5493	3064	409	226	238	76
2012	555	1099	1767	2737	2951	12919	7120	802	489	426	149
2013	148	300	454	535	786	3162	1344	159	81	97	37
2014	352	494	581	815	1120	4544	2069	217	148	131	43
2015	3474	6823	7485	8169	8917	40839	25784	3436	2484	2868	1024
2016	1486	2789	3980	4556	5170	21994	14419	2247	1870	2604	1153
2017	262	634	692	626	888	2883	1339	172	145	154	83
2018	387	951	1543	1203	1077	3625	1810	215	147	156	55
Óbito pelo agravo notificado (2001 a 2018)											
PE	8	16	19	24	31	115	79	18	12	25	10
Recife	5	8	10	15	13	57	45	13	10	17	3

Fonte: SINAN/WEB

4.2 Teste de tendência

Os resultados obtidos por meio dos testes de SMK e de PETT para o número de casos semanais de dengue no município de Caruaru/PE são demonstrados na Figura 7. No qual, as linhas tracejadas horizontais indicam os intervalos de confiança do teste SMK (Figura 7a) ao nível de significância de 5%. Neste, foi observado o cruzamento das curvas $U(t_n)$ e $U^*(t_n)$ dentro do intervalo de confiança, tornando-se significativo na 52° SE de 2004 e o ponto de mudança brusca de $K(t)$ pelo teste de PETT (Figura 7b), ocorreu ao cruzar o limite máximo de 5% inferido na 32° SE 2004. Confirmando assim, a tendência negativa (- -) para ambos os testes por volta da 52° SE de 2004.

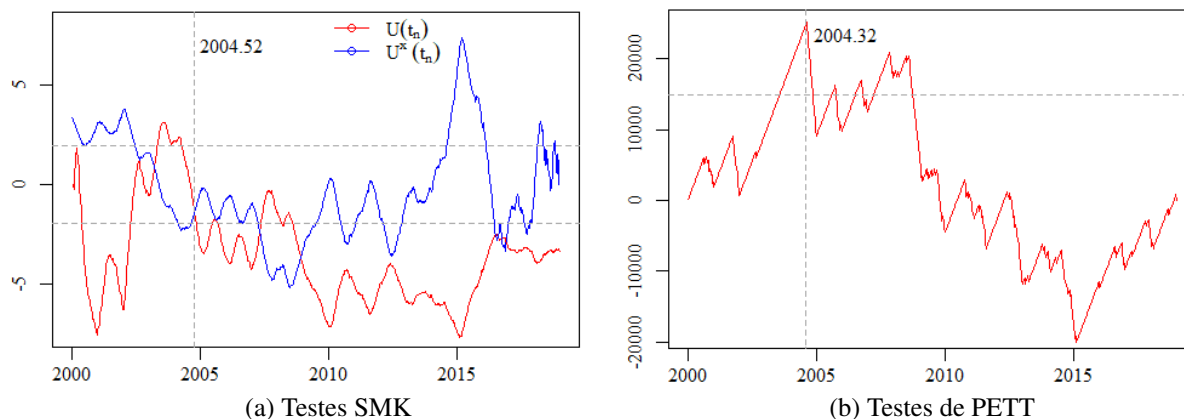


Figura 7: Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Caruaru/PE, no período de janeiro de 2000 a dezembro 2018. Fonte: autor.

Para o município de Vitória de Santo Antão/PE foi observado por meio do teste SMK (Figura 8a) seis interseções entre as curvas $U(t_n)$ e $U^*(t_n)$ dentro os intervalos de confiança demonstrando indícios de tendência, contudo, numa SE indefinida tornando necessário o uso do teste PETT. Sendo assim, na Figura 8b, o ponto de mudança brusca de $K(t)$, ocorreu ao cruzar o limite crítico na 1° SE de 2015, confirmando, desta maneira, a tendência positiva (+ +) no número de casos de dengue.

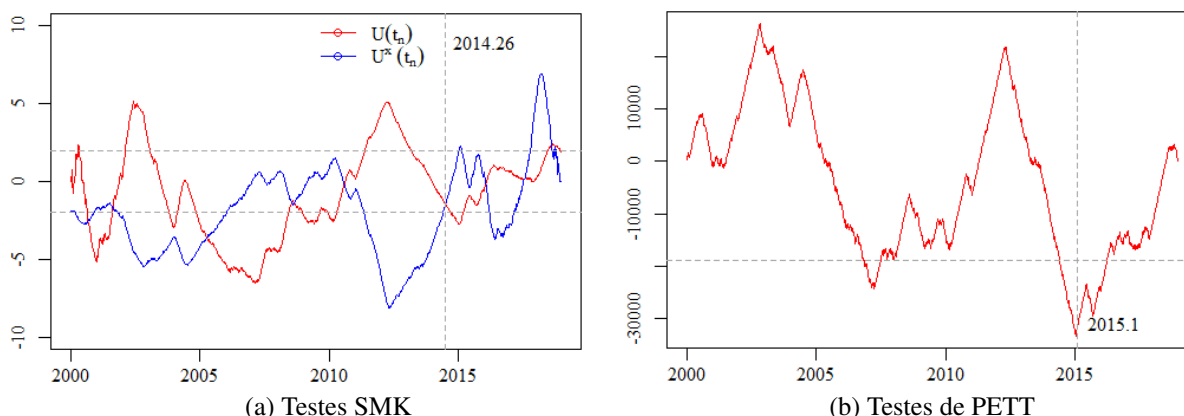


Figura 8: Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Vitória de Santo Antão/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

Em relação ao número de casos de dengue no município de Recife/PE, nenhuma tendência foi observada, visto que a interseção das curvas $U(t_n)$ e $U^*(t_n)$ ocorreram fora do intervalo de confiança (Figura 9a) e mesmo a curva estatística do teste PETT (Figura 9b) ter cruzado o nível

de 5% o pressuposto não alcançado. No contexto epidemiológico, houve ausência de tendência, pois o município registrou casos de dengue recorrente com índices que demonstram situação constante de risco para a ocorrência de surto ou em situação de alerta, sendo um importante problema de saúde pública (SILVA *et al.*, 2018).

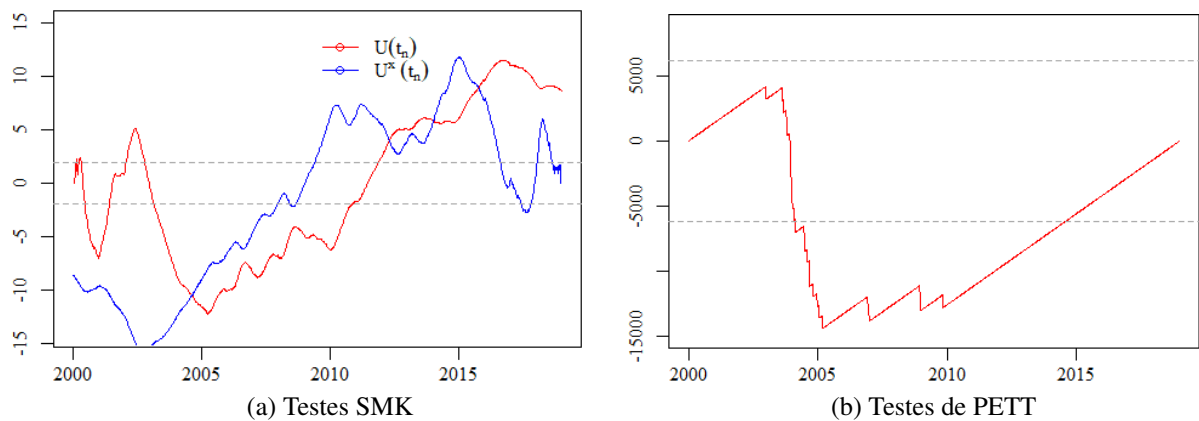


Figura 9: Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Recife/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

Quanto ao número de casos de dengue no município de Petrolina/PE, foi verificado a ocorrência de tendência positiva (+ +) por volta da 30° SE de 2002 (Figura 10a) e o ponto de mudança brusca de $K(t)$, ocorreu ao interceptar o limite crítico na primeira SE de 2010 (Figura 10b). Conforme Reis, Abrahão e Moura (2018), de um ponto de vista epidemiológico, a disseminação de doenças nesse município provavelmente está associada aos impactos ambientais provocados no Rio São Francisco, em decorrência do desenvolvimento acelerado das cidades de Petrolina e Juazeiro.

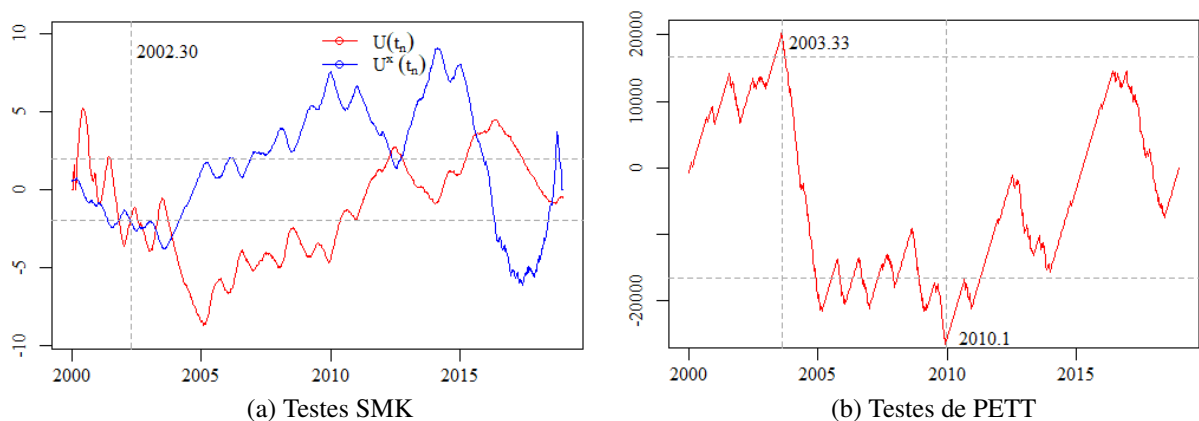


Figura 10: Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Petrolina/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

Por outro lado, para o município de Serra Talhada/PE houve tendência negativa (- -) no número de casos de dengue a partir da primeira SE de 2018, conforme a Figura 11a. Visando confirmar o resultado obtido, foi aplicado o teste PETT (Figura 11b), no qual, foi constatado a interceptação da curva no nível de significância de 5%, com máximo aferido na 17ª SE de 2017.

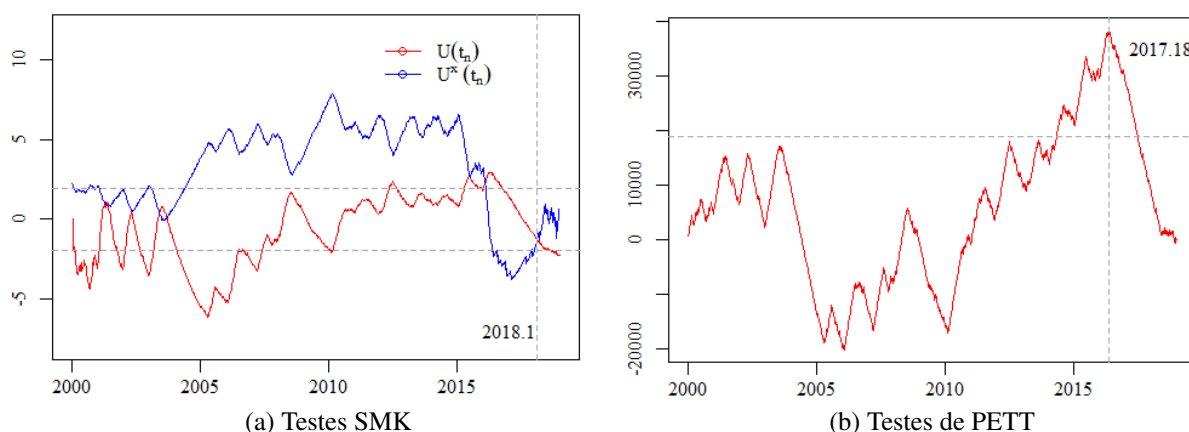


Figura 11: Resultados dos testes não paramétricos SMK (a) e PETT (b) para o número de casos semanais de dengue no município de Serra Talhada/PE, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

De acordo com [Dickin Sarah K e Schuster-Wallace \(2014\)](#), demonstraram que no Nordeste brasileiro destacam padrões heterogêneos e tendências sazonais de longo prazo. Dentre os municípios, foi observado que Recife apresentou maior vulnerabilidade, assim como as regiões litorâneas circundantes por consequências de condições climáticas, criando tendências sazonais na disseminação de dengue. Resultados distintos em áreas mais remotas do sertão semiárido, implicando na baixa vulnerabilidade e indícios de tendência negativa. Portanto, fatores sociais e ecológicos contribuem na transmissão da dengue, refletindo nas tendências de crescimento ou decréscimo do número de casos.

Em relação aos percentuais de tendências significativas (Tabela 2), foi observado que os municípios próximos ao litoral (Região Metropolitana do Recife) apresentaram tendência positiva para 100% de seus municípios, no qual, 46,67% foi detectado ausência pelo teste SMK (? +), porém com indícios de aumento para o teste de PETT.

Dessa forma, municípios próximos ao litoral sofrem influências meteorológicas ([COLLIS-CHONN; DUBREUIL; MENDONÇA, 2018](#)) que afetam o ecossistema e de ciclo biogeoquímico, no qual, podem acelerar a propagação de doenças infecciosas. Estudos realizados por [Ribeiro](#)

et al. (2006) *Monteiro et al.* (2009) e *Suzuki* (2009), demonstram que períodos chuvosos e alta temperatura são dois fatores correlacionados contribuindo no aumento de casos no estado.

Tabela 2: Resultados dos percentuais de tendências significativas para cada mesorregião do estado de Pernambuco, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2018, por meio da aplicação dos testes não paramétricos SMK e PETT. Fonte: autor.

Mesorregião	Tendência				
	(++)	(? +)	(- -)	(? -)	(? ?)
Metropolitana do Recife	53,33 %	46,67%	0,0%	0,0%	0,0%
Mata Pernambucana	30,95%	40,47%	16,67	9,52%	2,38%
Agreste Pernambucano	33,80%	26,76%	25,35%	14,08%	0,0%
São Francisco Pernambucano	33,33%	26,67%	26,67%	13,33%	0,0%
Sertão Pernambucano	21,95%	14,63%	46,34%	12,19%	4,87%

Em seguida os testes não paramétricos (SMK e PETT) foram aplicados para os demais municípios do estado de Pernambuco e os resultados obtidos apresentado por meio da espacialização, conforme a Figura 12. Neste, foi verificado que os municípios do estado de Pernambuco apresentaram tendência de crescimento (azul), decrescimento (vermelho) ou ausência de tendência (bege) para o número de casos de dengue, ao nível de 5% significância.

Semelhantemente a Metropolitana do Recife, a Mata Pernambucana é endêmica para dengue com 71,42% de seus municípios apresentando tendência positiva, dentre eles 40,47% demonstrou ausência pelo teste SMK (? +), no entanto com indícios de aumento por meio do teste de PETT. Analogamente, o Agreste Pernambucano apresentou características similares em relação a Mata Pernambucana com tendência positiva para 60,56% de seus municípios, entre eles 26,76% apresentou ausência pelo teste SMK (? +), porém com indícios de aumento para o teste de PETT. Segundo *Cordeiro et al.* (2007), demonstraram que essas mesorregiões notificaram o maior número de casos de dengue desde 1995, com ocorrência de casos, em maior ou menor intensidade e taxa de incidência superior a 4.500 no período estudado.

Em relação a Mesorregião do São Francisco Pernambucano foi observado comportamentos variados, com tendências positivas e negativas para 33,33% e 26,67% em seus municípios. Logo, um fato relevante a ser observado é que a ocorrência de tendência negativa se torna mais frequente ao se distanciar do litoral, isto é, municípios pertencente ao Sertão Pernambucano apresentaram os maiores percentuais de tendência negativa (58,53%) em relação as demais

mesorregiões, dentre eles 12,19% demonstraram ausência pelo teste SMK (? -), contudo com indícios de redução por meio do teste de PETT.

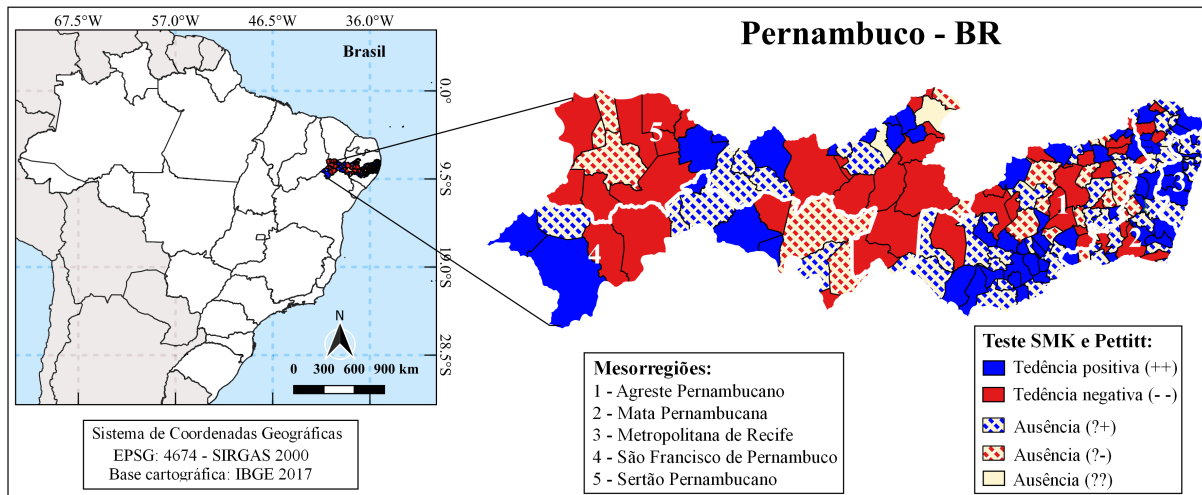


Figura 12: Espacialização da distribuição de tendências do número de casos semanais de dengue para o estado de Pernambuco, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2018, por meio da aplicação dos testes não paramétricos SMK e PETT. Fonte: autor.

Neste aspecto, as tendências positivas nessas mesorregiões podem ser explicadas pelos macros criadouros (tonéis e caixas d'água) ou recipientes não apropriados que contribuem no ciclo biológico da dengue e circulação de DENV (JUNIOR; BEZERRA; FERRAZ, 2021). Ademais, a distribuição dos surtos de dengue no Brasil não é aleatória e pode ser modificada por fatores socioeconômicos e climatológicos, ocasionando as mudanças de tendência no país (AZEVEDO; LORENZ; CHIARAVALLOTI-NETO, 2020).

Em seguida foi aplicado o teste DFA para verificar o pressuposto de estacionariedade das ST's (Apêndice A). Neste, foi observado que 99,45% das municípios rejeitaram a hipótese nula de não estacionárias (p -valor $< 0,05$), com exceção o município Carpina, sendo necessário aplicar uma diferenciação na série para torná-la estacionária.

4.3 Teste de sazonalidade

Com base na Figura 13, foi observado que 90,27% dos municípios apresentaram periodicidade sazonal de comprimento 52, é trivial uma vez que a incidência de dengue apresenta um ciclo sazonal mensal com maiores casos no verão do que no inverno (OLIVEIRA *et al.*, 2020).

Resultado corroborado por [Costa e Calado \(2016\)](#) e [Oliveira *et al.* \(2018\)](#), demonstraram que o efeito sazonal da temperatura e da pluviosidade influenciam na expansão geográfica e dinâmica do vetor.

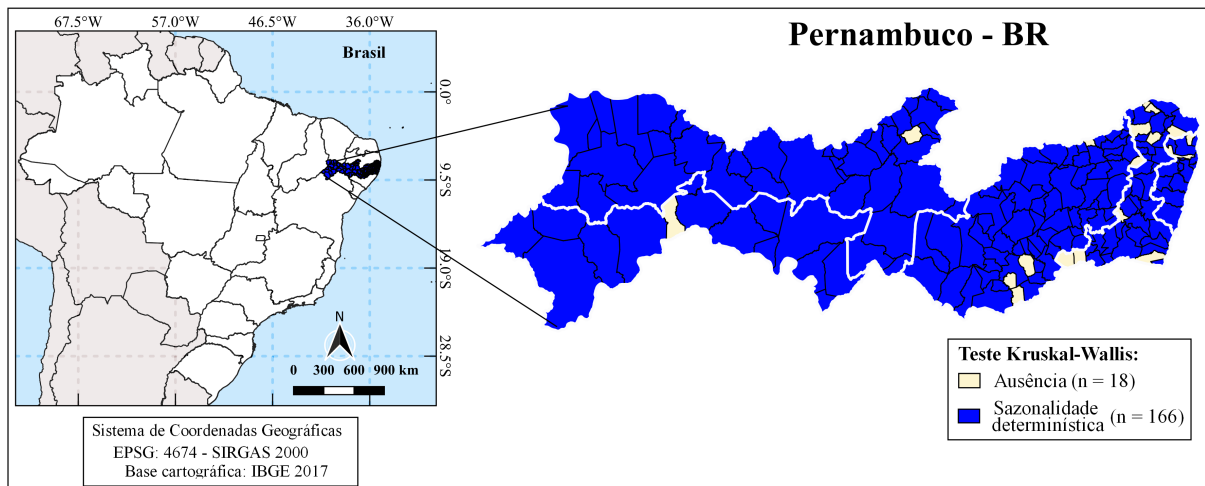


Figura 13: Espacialização da distribuição da sazonalidade do número de casos semanais de dengue para o estado de Pernambuco, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2018, por meio da aplicação do teste não paramétricos de Kruskal-Wallis. Fonte: autor.

Na Figura 14, foi verificado que entre as 6 a 21 SE houve um aumento nos números de casos no estado, sendo este o período de maiores índices de chuvas. No trimestre setembro, outubro e novembro, mais precisamente, nas SE 36 a 48, foi observado uma redução no números de casos em Pernambuco, onde a irregularidade das chuvas e os períodos de estiagem são fatores que influenciam negativamente no ciclo biológico do vetor ([SOUZA *et al.*, 2018](#)). No entanto, com a escassez de chuvas os moradores armazenam água em recipientes, muitas vezes inadequados ou improvisados, propiciam a expansão de doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti* ([GABRIEL *et al.*, 2018](#); [RIBEIRO, 2019](#)).

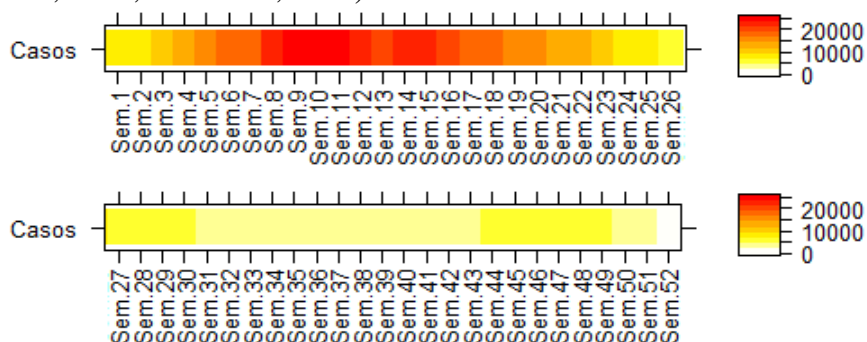


Figura 14: Distribuição acumulada do número de casos semanais de dengue em Pernambuco, 2000 a 2018. Fonte: autor.

Contudo, ao seleccionar Recife foi observado que o município apresentou picos epidêmicos constantes entre as estações Verão, Outono e Primavera (Figura 15), pois o município está susceptível a mudança climática constantes, resultado corroborado por [Silva e Scripnic \(2019\)](#), demonstrando que o risco de epidemias ocorre em qualquer estação do ano.

Ao aplicar a média geral desconsiderando os grupos de mesma variabilidade foi observado que os maiores número de casos ocorrem entre a SE 1 a 20, esse achado vai de encontro as valores notificados para os anos 2002, 2015 e 2016 (Figura 15d), onde as observações se diferenciam drasticamente de todos as outras (*outliers*).

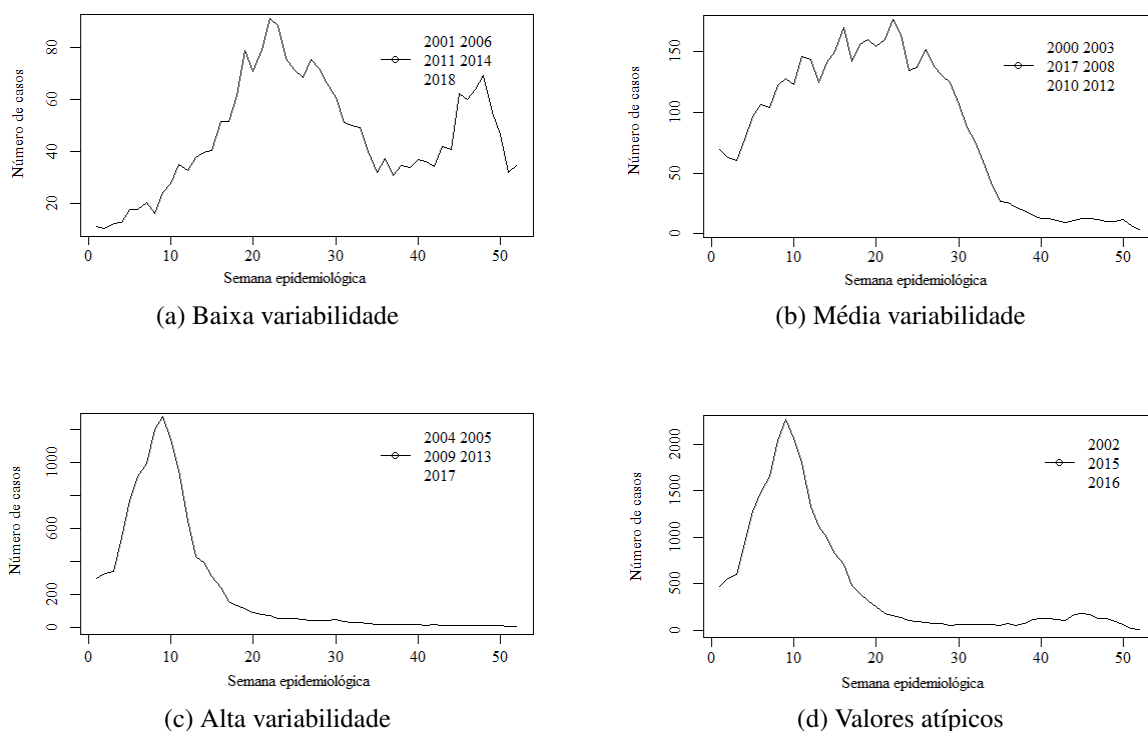


Figura 15: Distribuição média do número de casos semanais de dengue no Recife/PE, separados por grupos de mesma variabilidade, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

4.4 Técnicas de autocorrelação espacial

Uma vez analisado o Índice Global de Moran para o número de casos de dengue em Pernambuco (Tabela 3), foi encontrado correlação espacial positiva e significativa (p -valor < 0,05), com valores entre 5,76% a 51,12%, indicando que a região em estudo possui dependência

espacial, porém, baixo grau de homogeneidade. Apesar da baixa correlação nesta análise é importante identificar agrupamentos estatisticamente significativos para realização de ações mais eficazes nos municípios críticos.

Tabela 3: Tese de autocorrelação espacial do Índice Global de Moran para o número de casos de dengue em Pernambuco, no período de 2000 a 2018

Ano	Índice Global de Moran	p-valor	Ano	Índice Global de Moran	p-valor
2000	0.1508	0.006	2010	0.2796	0.009
2001	0.0576	0.049	2011	0.3431	0.003
2002	0.2379	0.013	2012	0.2718	0.005
2003	0.2017	0.007	2013	0.4025	0.002
2004	0.1926	0.002	2014	0.2355	0.007
2005	0.0841	0.030	2015	0.3110	0.006
2006	0.3638	0.001	2016	0.2540	0.009
2007	0.1297	0.001	2017	0.2741	0.003
2008	0.4731	0.001	2018	0.5112	0.001
2009	0.2579	0.004			

A aplicação do índice de associação local consistiu na visualização de áreas de *clusters* e de zonas de transição. Para tanto, foi utilizado os valores do diagrama de espalhamento de Moran, representados em mapas temáticos (*Box Map*), identificando o quadrante do par ordenado dos valores normalizados de Z e WZ, conforme a Figura 16.

Por meio deste é possível notar que 7,03% ($n = 13$) dos municípios compõem as localidades com alto número de casos de dengue, além de vizinhança com números elevados (Q_1), sendo esses municípios que se recomenda uma intervenção na área de saúde. No segundo quadrante, reúnem-se 78,92% ($n = 146$) dos municípios, destacados em azul claro no mapa, principalmente nas Mesorregiões do Sertão Pernambucano e São Francisco Pernambucano. Esses territórios são caracterizados como *clusters* de baixos casos da arbovirose, apresentando vizinhança com mesmo comportamento. O terceiro e o quarto quadrante contemplam 14,05% ($n = 26$) dos municípios, caracterizados por áreas com vizinhança com comportamento antagônico em relação ao número de casos de dengue (Figura 16).

Dentre os 13 municípios pertencentes no Q_1 , foi observado que 11 deles estão localizados na MMR: Abreu e Lima, Cabo do Santo Agostinho, Camaragibe, Igarassu, Ipojuca, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Olinda, Paulista, Recife e São Lourenço da Mata, sendo possíveis áreas classificadas como aglomerado subnormal. Segundo IBGE (2010), Cabo do Santo Agostinho

(47,7%), Jaboatão dos Guararapes (35,0%), Olinda (23,4%) e Recife (22,4%) são municípios com 20% ou mais de domicílios particulares ocupados em aglomerados subnormais, isto é, caracterizados por um padrão urbanístico irregular, carência de serviços públicos essenciais e localização em áreas restritas à ocupação, no qual seriam possíveis elementos associados a proliferação do mosquito *Aedes aegypti*.

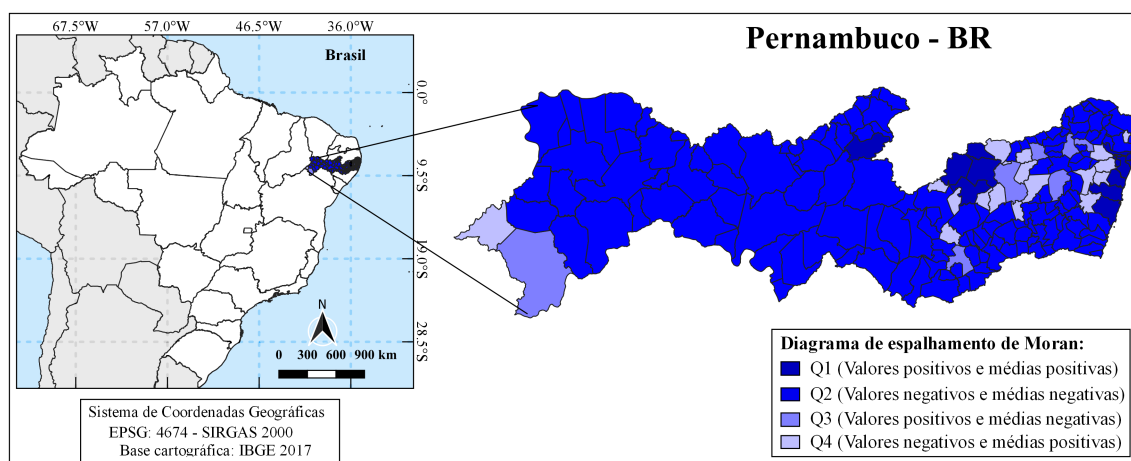
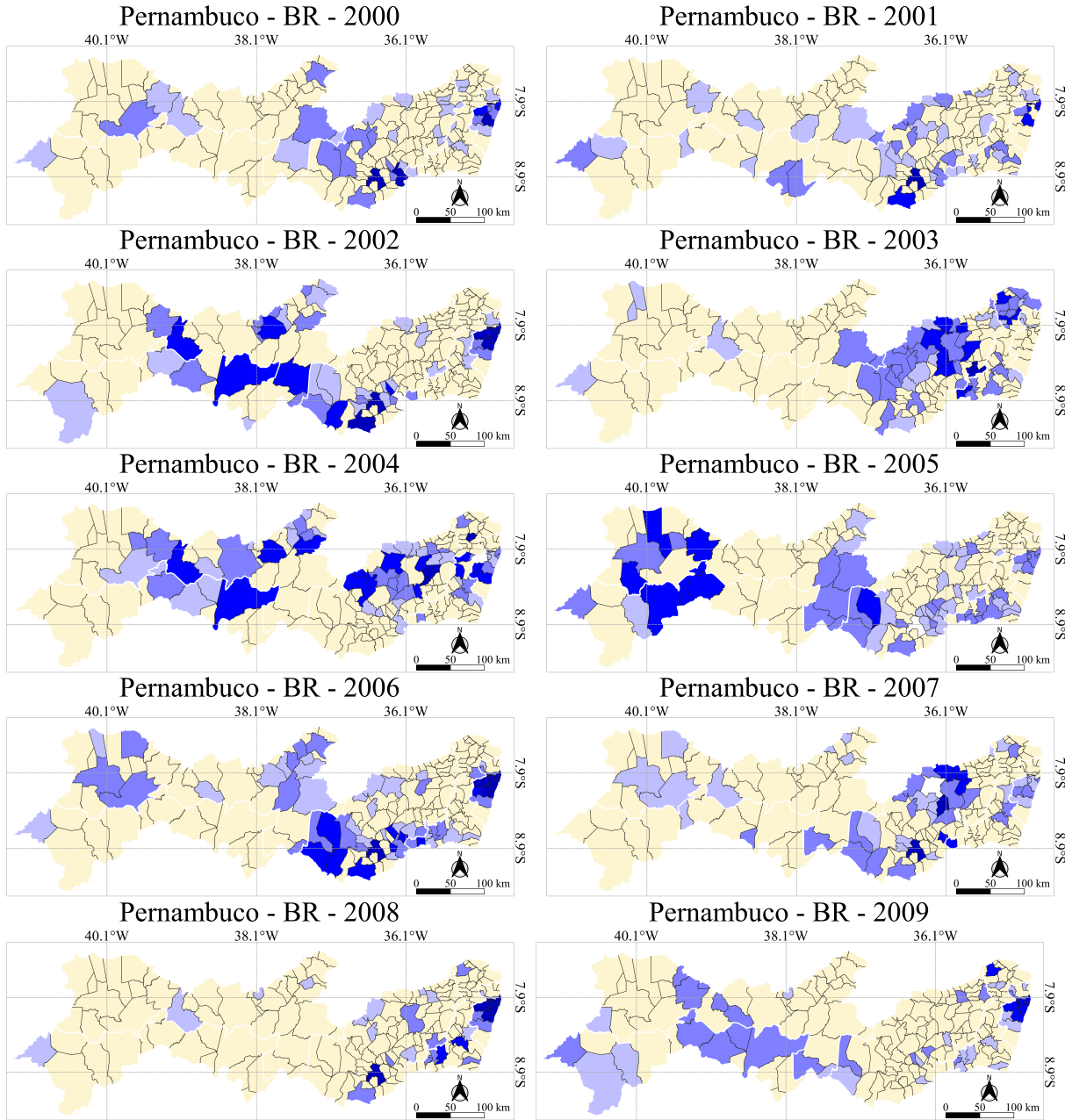


Figura 16: Distribuição espacial modal dos *clusters* significativos (*Box Map*) do número de casos de dengue, no estado de Pernambuco no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

A identificação das áreas que são significativas a 95% de confiança é dada por meio do Mapa de significância LISA (Figura 17). Portanto, as áreas em cor azul do LISA possuem forte correlação significativa, enquanto que os demais não possuem tal padrão, por estarem em uma região instável. Nota-se que algumas das áreas significantes, identificadas no mapa Figura 17, coincidem com as áreas das regiões inicialmente delimitadas, por exemplo, a MMR (Figura 16), demonstrando aglomerado de influência de casos de dengue nos municípios adjacentes.



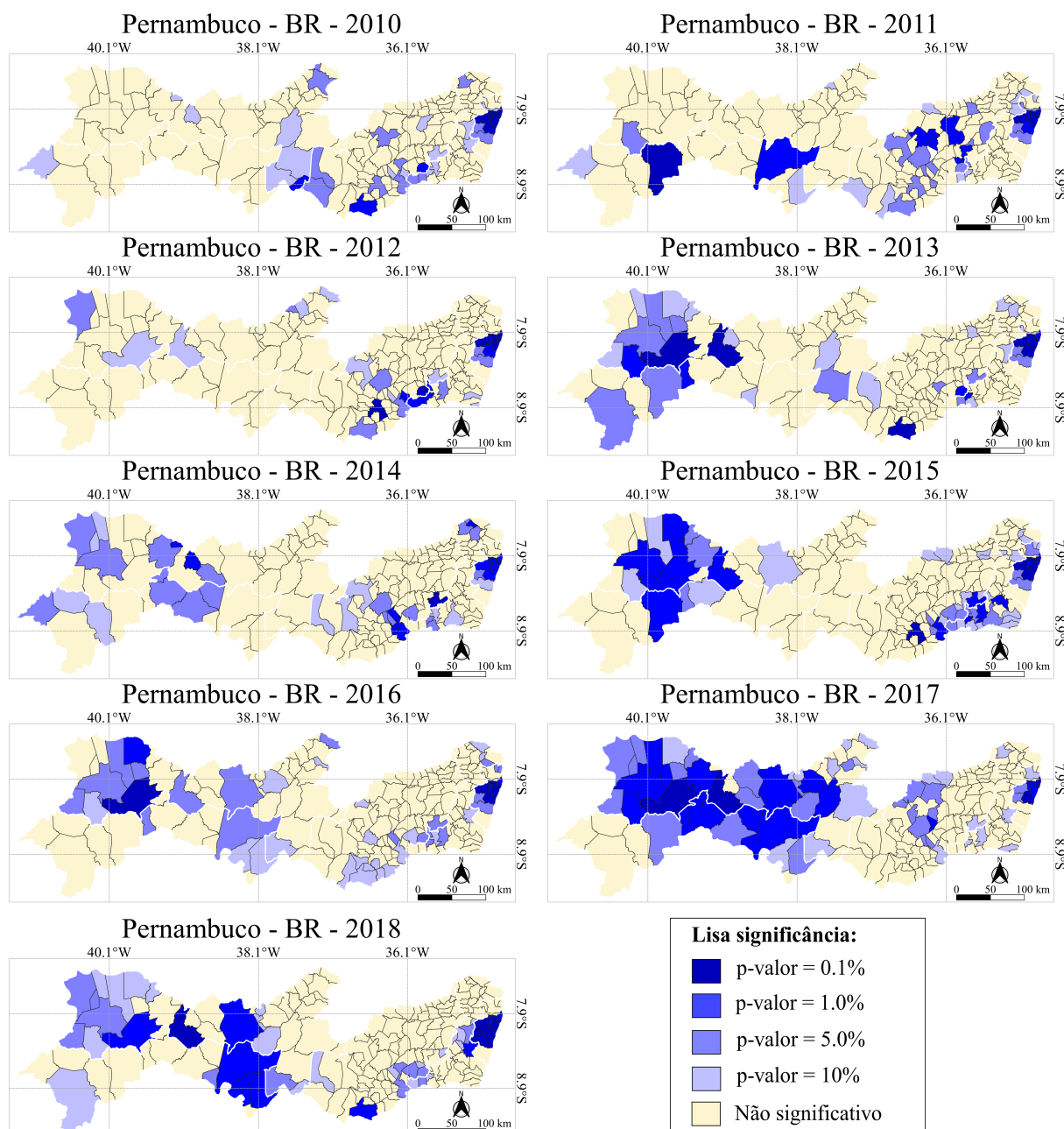


Figura 17: Mapa de significância LISA do Índice de Moran local para o número de casos de dengue em Pernambuco, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

4.5 Coeficiente de correlação de Pearson

O seu ciclo de vida do *Aedes aegypti*, ocorre por metamorfose completa, compreendendo as seguintes fases: ovo, estágios larvais, pupa e adultos, na qual, as três primeiras fases se desenvolvem em meio aquoso, enquanto os adultos são alados e colonizam o ambiente terrestre.

O tempo necessário para desenvolvimento varia de sete a trinta dias e dependerá, principalmente, da disponibilidade de alimento e temperatura da água (REINERT; HARBACH; KITCHING, 2004).

Desse modo, espera-se que a influência do clima seja visível um ou dois meses depois. Por esse motivo, o coeficiente de correlação de Pearson (r) foi aplicado ao número de casos de dengue agrupados semanalmente *versus* a precipitação com um atraso temporal de 35 dias (5° SE), conforme a Figura 18. Levando em consideração os r obtidos, foi verificado que a precipitação está moderadamente relacionada com os casos de dengue agrupado semanalmente segundo classificação de Munro (2005), com valores variando entre -0,5 e 0,5.

Dos 184 municípios, apenas 23,91% ($n = 44$ municípios) apresentaram correlações negativas, inferindo-se que a precipitação é inversamente relacionada ao número de casos de dengue, pois à medida que o valor de uma variável aumenta em uma unidade, o valor da outra tende a diminuir. Resultados distintos encontrado por Cao *et al.* (2017) analisando a influência dos fatores socioecológicos verificou que a alta precipitação, alta densidade e elevada temperatura, são responsáveis pelo aumento dos casos de dengue.

Como previsto, o r é positivo na área litorânea (MMR), totalizando 100% dos municípios correspondentes, com valores variando entre 0,15 a 0,57 (Figura 18), sendo uma correlação fraca/moderada (p -valor < 0.05). As demais mesorregiões apresentam r 's variados, isto é, correlações positivas ou negativas. Por outro lado, os municípios representados por tonalidades mais claras tendem a serem não significativos (p -valor $> 5\%$), além da ausência de dados pluviométricos em Santa Cruz (área bege).

Portanto, foi observado que a dengue é uma doença transiente no estado ocasionada por eventos climáticos extremos, incluindo ondas de calor, elevado índice chuvas e alta umidade relativa ar que estão associados na disseminação e transmissão da dengue (SANTOS *et al.*, 2019; NASCIMENTO *et al.*, 2020; CHENG *et al.*, 2021).

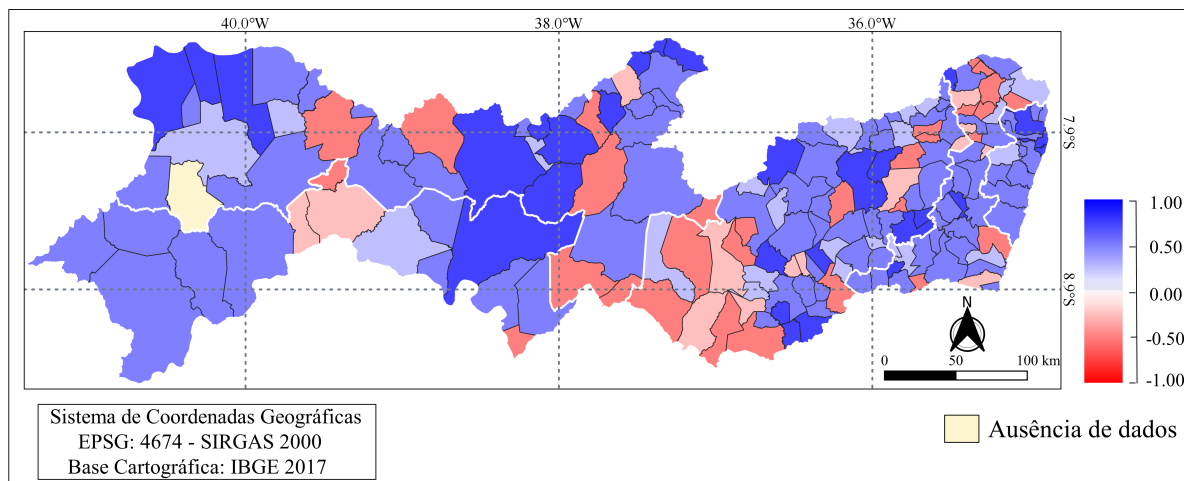


Figura 18: Distribuição espacial do coeficiente de correlação de Pearson para o número de casos de dengue agrupado semanalmente versus precipitação, no estado de Pernambuco. Fonte: autor.

Ao realizar a análise da distribuição espacial dos r 's do número de casos de dengue agrupado semanalmente *versus* precipitação sem o atraso temporal, foi constatado um aumento de correlações negativas ($n = 82$; 44,56%) e uma redução nos valores dos r 's (colorações menos acentuadas e significativas), conforme o Apêndice B. Este resultado é consistente com o fato de que, ao assumir a série sem atraso temporal uma margem de erro é introduzida no cálculo do r , ou seja, as notificações estão associadas à precipitações defasadas.

4.6 Modelagem

Com base no parâmetro de dispersão (ϕ) significativo dos modelos propostos (Figura 19), foi detectado que o modelo Poisson apresenta problema de superdispersão ($\phi > 1.00$), no qual, a variação do ϕ está associada com a flutuação dos dados em relação a média. Segundo [Zeviani et al. \(2014\)](#), a superdispersão afetará nas estimativas dos parâmetros, tornando ineficientes, com erros inconsistentes e maior taxa de erro para teste de hipóteses aplicado a dados não equidispersos. Deste modo, para acomodar a superdispersão de forma satisfatória, outros modelos foram ajustados, tais como Quase-Poisson e Binomial Negativo.

Dentre os três modelos adotados, o modelo Binomial Negativo apresentou melhores resultados ao ajustar o número de casos esperados de dengue agrupado semanalmente em Pernambuco, no qual, o parâmetro de dispersão (Figura 19) foi menor em relação aos demais,

corroborando os resultados encontrados por [Chandrakantha \(2019\)](#), em que o modelo Binomial Negativo apresenta melhor precisão devida à natureza dos dados superdispersos.

Além disso, pode-se destacar que algumas mesorregiões apresentaram valores atípicos (*outliers*), e grande flutuações no fator de dispersão (escala) com máximo estimado em 600 (Poisson e quase-Poisson) e quatro (Binomial Negativo). Embora seja maior que 1 (confirmando assim a superdispersão), o modelo Binomial Negativo conseguiu reduzir o grau de superdispersão e para 42,99% dos municípios ($n = 46$), no qual, o valor de ϕ oscilou em torno de 1. Logo, os valores altos do ϕ pode está relacionada com a influência de outros fatores não mesurados devido a natureza complexa dos dados.

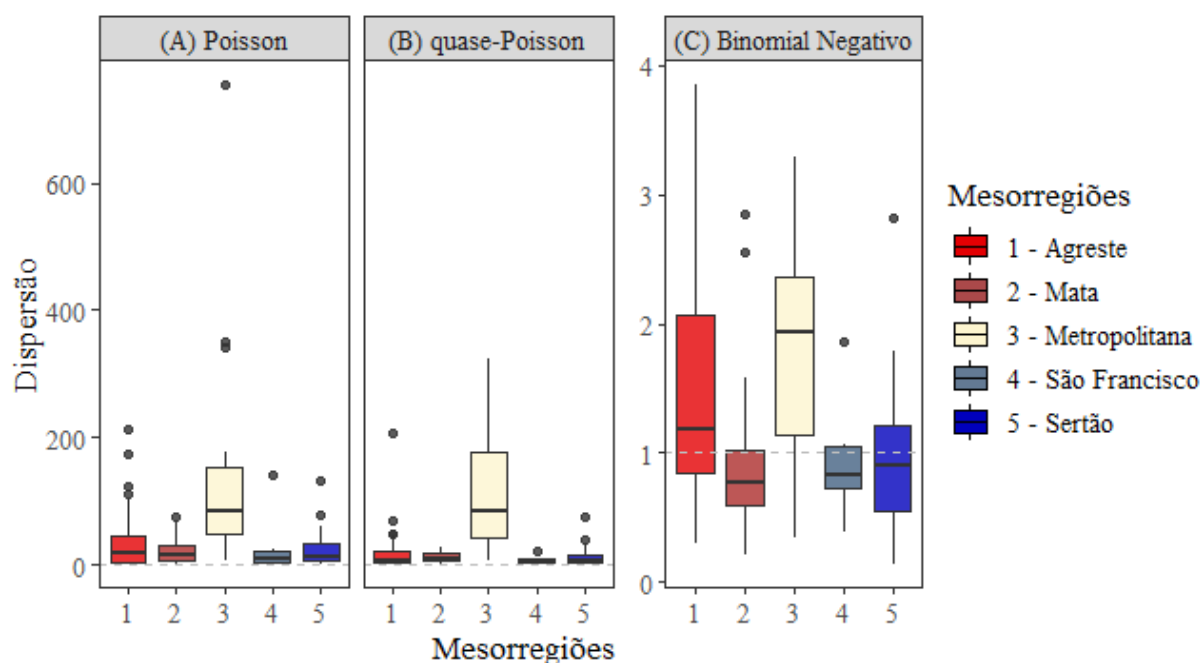


Figura 19: Resultado do parâmetro de dispersão significativo dos modelos Poisson, quase-Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

Ademais, o melhor modelo para descrever o surto de dengue foi obtido usando operador atraso temporal. Resultado similar encontrado por [Fairos *et al.* \(2010\)](#) e [Yaacob, Sapri e Wah \(2020\)](#) aplicando o operador defasado de clima para 14, 21 e 28 dias obtendo estimativas significativas. Desse modo, o modelo apresentou uma redução no *deviance* e o preditor incluído foi significativo para mais de metade dos municípios (Apêndice C) e consistente, mantendo o princípio de parcimônia intacta.

Inspecionando os resultados da Figura 20, pode-se notar que a variável precipitação (β_1) foi um preditor significativo no estudo. Para cada incremento de 1 unidade na precipitação, o log da mudança esperada do número de casos aumentava/reduzia em 3,04%, mantendo as outras variáveis constantes. Segundo Freitas *et al.* (2020), os fatores meteorológicos desempenham um papel estatisticamente significativo na transmissão da dengue, apresentando estimativas positivas/negativas no número de casos, corroborando com o estudo em questão.

Embora, apenas as variáveis climáticas não são responsáveis por uma grande proporção da variação geral em casos de dengue no Brasil (LOWE *et al.*, 2011; JOHANSEN *et al.*, 2021). Sendo assim, o rápido crescimento demográfico associado à intensa e desordenada urbanização trouxe consigo diversos problemas relacionados ao surgimento contínuo de epidemias de arboviroses (DIAS, 2020). Comumente, os problemas das cidades correlacionados à fragilidade do espaço urbano tornam-se, cada vez mais, favoráveis à disseminação de patógenos como a dengue (ALMEIDA; SILVA, 2018).

Na verificação do parâmetro β_1 para os três modelos aplicados, foi observado que no modelo Poisson a variável precipitação foi significativa em 86,41% dos municípios ($n = 159$), no qual, 67,93% dos municípios ($n = 125$) nos últimos 35 dias apresentou uma estimativa positiva influenciando no número de casos em 0,004% a 3,04%. Por outro lado, no modelo quase-Poisson apenas 44,56% dos municípios ($n = 82$) foram sensíveis ao incluir o preditor no modelo, sendo 39,67% dos municípios ($n = 73$) com efeito positivo no número de casos. Em contrapartida, no modelo Binomial Negativo constatou que 58,15% dos municípios ($n = 107$) foram susceptíveis a transmissibilidade e o fator chuva exerceu influência nos casos.

Na Figura 20, foi verificado que as estimativas dos parâmetros (β_1) são idênticas no Poisson e no quase-Poisson quando incluem os mesmos preditores (44,56%; 82 municípios), porém, os erros associados e a significância dos preditores foram distintas. Portanto, no modelo Poisson os erros padrões são subestimados, em contrapartida no modelo de quase-verossimilhança isso não ocorre por ser mais flexível e processo inferencial como testes de hipótese e intervalos de confiança são diferentes.

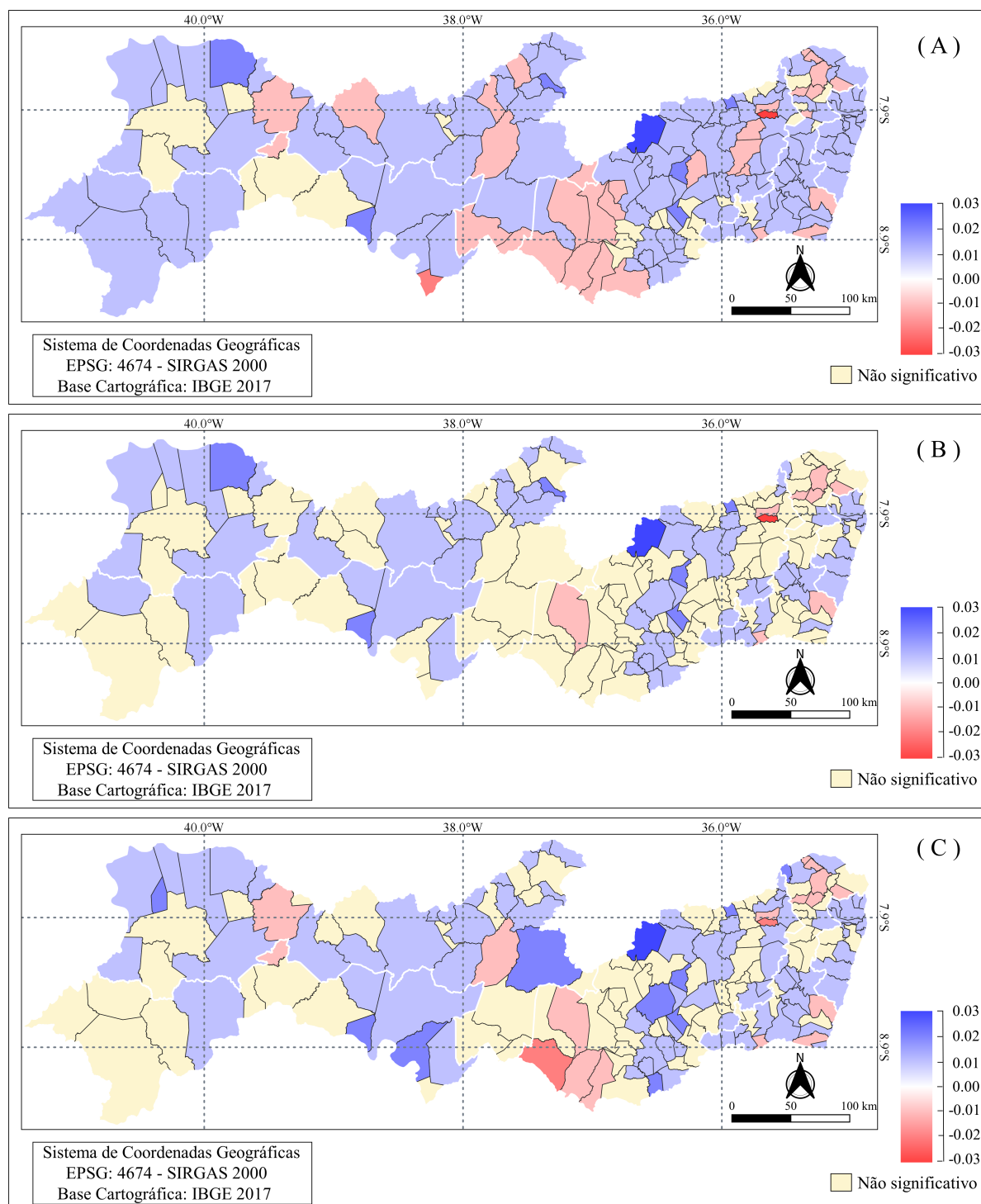


Figura 20: Resultado do predictor precipitação dos modelos Poisson (A), quase-Poisson (B) e Bino-mial Negativo (C) para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

Para a seleção do modelo, foi considerado o AIC, no qual, o melhor ajuste foi obtido

por meio do preditor precipitação com defasagem de 35 dias. Na Figura 26, foi observado que o modelo Binomial Negativo apresentou as menores flutuações, sendo a Metropolitana do Recife a mesorregião com maior valor mediano ($M_d = 589,02$). Portanto, o modelo Binomial Negativo apresenta melhor desempenho para estimar o número de casos de dengue no estado em comparação ao Poisson. De forma análoga, o BIC apresentou resultados similares, conforme o Apêndice D.

Infelizmente, como o modelo de quase-Poisson não é estimado por meio da probabilidade máxima, propriedades como AIC, BIC e log-verossimilhança não podem ser obtidas. Logo, os ajustes dos modelos de quase-poisson não podem ser comparados com o Poisson e Binomial Negativo.

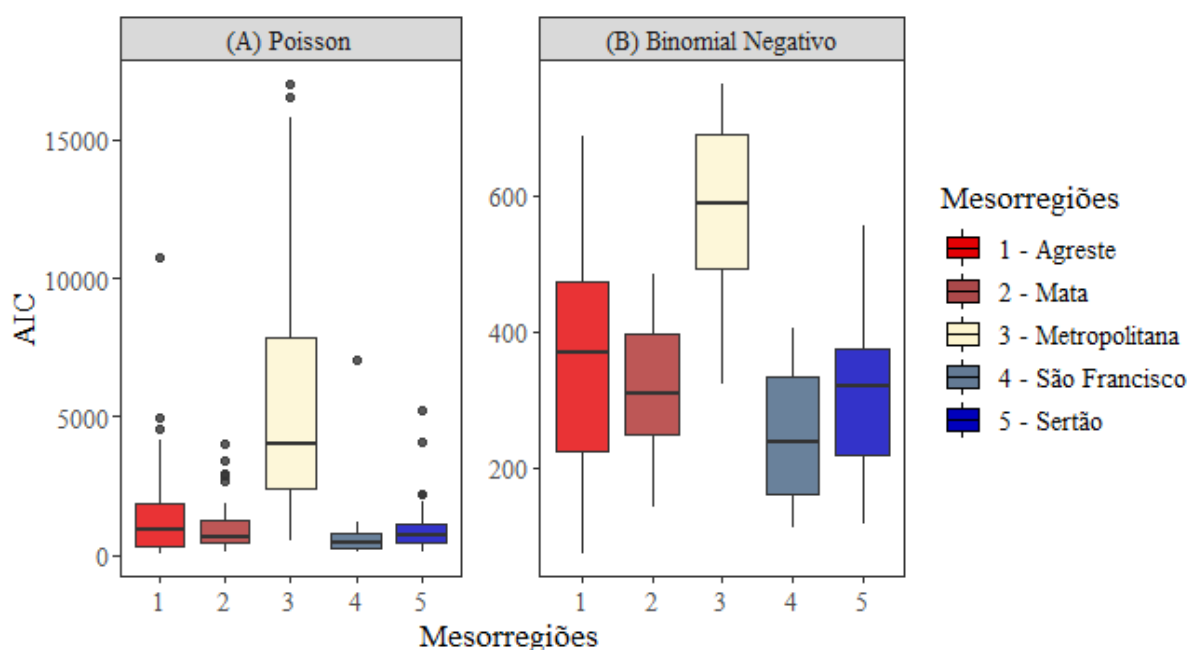


Figura 21: Resultado do critério de informação de Akaike dos modelos Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

Em relação ao Erro Quadrático Médio (EQM) (Figura 22), foi constatado que no modelo Poisson existe uma observação que se distânciava das demais, correspondente ao município Recife (EQM = 1491,39). Desconsiderando essa observação, foi verificado que os valores passam a oscilar entre 0 e 400, contudo, ao comparar com o quase-Poisson foi observado uma diminuição no EQM sendo este mais adequado. Em contrapartida, no Binomial Negativo os erros são

reduzidos de forma mais satisfatória apresentando seis valores atípicos, correspondente aos municípios Lagoa dos Gatos (0.71), Salgadinho (0.83), Terezinha (0.86), Camutanga (0.82), Ferreiros (0.77) e Trindade (0.71).

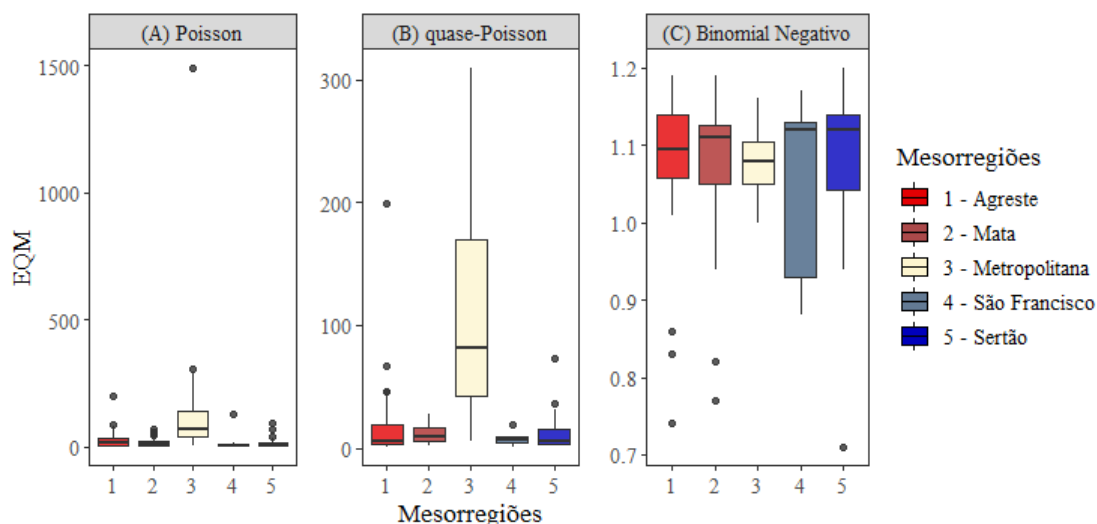


Figura 22: Resultado do Erro Quadrático médio dos modelos Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

De acordo com os resultados obtidos, o modelo Binomial Negativo mostrou-se mais satisfatório em descrever o fenômeno estudado, podendo-se inferir que os casos estão associados por uma vasta gama de covariáveis entre elas a variável precipitação, na qual, podem favorecer o do ciclo de vida do *Aedes aegypti*. Além disso, o modelo permitiu acomodar a heterogeneidade excessiva presente nos dados e sem efeito de multicolinearidade.

CAPÍTULO 5

Conclusões

Concluiu-se que no estado de Pernambuco, a dengue não é determinada por um único fator, mas sim, pela combinação de fatores, nos quais resultam nas elevadas incidências, assim como na alta variabilidade. Os testes SMK e PETT indicaram tendências significativas de crescimento/decrescimento em grande parte dos municípios em decorrência das variações naturais do clima ou influências antropogênicas.

O teste de Kruskal-Wallis foi possível descrever os padrões de sazonalidade existentes nos dados espaciais, evidenciando que o aumento de casos registrados ocorrem no período de transição do verão para o inverno, sendo este o período com maiores índices de chuvas. Diante dessa contribuição, sugere-se que o PNCD reforcem ainda mais as medidas de contenção nos meses mais frequentes de chuvas, mais precisamente, nos meses de março a junho, para diminuir a infestação pelo *Aedes aegypti* e assim reduzir a letalidade no estado.

O estudo identificou que a precipitação com atraso de 35 dias (5° SE) modula o número de casos de forma diferente nos municípios com correlações significativas. Além disso, destacou a existência de autocorrelação espacial entre o número de casos e seus vizinhos adjacentes. Assim, os resultados obtidos podem auxiliar as autoridades em saúde pública na tomada de decisão sobre futuras estratégias de controle da dengue.

Tendo por base as interpretações biológicas dos parâmetros e as medidas de qualidade de ajuste, podemos concluir que o modelo Binomial Negativo, foi mais representativo diante da complexidade dos dados, o qual, apresentou menores estimativas do parâmetro de dispersão (superdispersão dos dados).

O processamento informatizado de dados georreferenciados permite identificar municípios com maiores vulnerabilidades fornecendo subsídios para as agências reguladoras de epidemias e endemias do estado de Pernambuco planejarem suas ações.

Para trabalhos futuros, sugere-se estudar outros modelos de probabilidade, a citar: modelo de regressão Poisson generalizado inflacionado de zeros e o modelo aditivo generalizado, com classe Poisson-Gamma, bem como realizar análise de resíduos e técnicas de diagnósticos. Ademais, recomenda-se englobar fatores ambientais e meteorológicos (temperatura do ar e umidade relativa do ar), em relação à propagação de dengue em múltiplas escalas espaço-temporais. Com isso, espera-se que essa inclusão leve à compreensão mais rica dessa doença complexa.

Referências Bibliográficas

ABREU, M. B. d. *et al.* **O vírus do dengue: Novo paradigma de Saúde Pública**. Tese (Doutorado) — Universidade de Coimbra, 2019.

AGRESTI, A. **An introduction to categorical data analysis**. [S.l.]: New York: Wiley, 1996.

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE transactions on automatic control**, Ieee, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ALBUQUERQUE, M. d. F. P. M. d. *et al.* The microcephaly epidemic and zika virus: building knowledge in epidemiology. **Cadernos de saude publica**, SciELO Brasil, v. 34, 2018.

ALMEIDA, C. A. P. de; SILVA, R. M. da. Análise da ocorrência dos casos de dengue e sua relação com as condições socioambientais em espaços urbanos: os casos de João Pessoa, cabedelo e bayeux, no estado da Paraíba-Brasil. **Hygeia-Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, v. 14, n. 27, p. 56–79, 2018.

ANDRIES, A.-C. *et al.* Value of routine dengue diagnostic tests in urine and saliva specimens. **PLoS neglected tropical diseases**, Public Library of Science, v. 9, n. 9, 2015.

ANDRIES, A.-C. *et al.* Evaluation of the performances of six commercial kits designed for dengue NS1 and anti-dengue IgM, IgG and IgA detection in urine and saliva clinical specimens. **BMC infectious diseases**, Springer, v. 16, n. 1, p. 201, 2016.

ANDRIOLI, D. C.; BUSATO, M. A.; LUTINSKI, J. A. Characteristics of the dengue epidemic in pinhalzinho, santa catarina, brazil, 2015-2016. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, SciELO Brasil, v. 29, 2020.

ANSELIN, L. Local indicators of spatial association? LISA. **Geographical analysis**, Wiley Online Library, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.

ARIAS-CARRASCO, R. *et al.* Outbreak: a user-friendly georeferencing online tool for disease surveillance. **Biological Research**, Springer, v. 54, n. 1, p. 1–6, 2021.

AZEVEDO, M. B. d. *et al.* Formas de apresentação e evolução clínica dos óbitos por dengue em residentes no município do Rio de Janeiro em 2012. **Rev. Soc. Bras. Clín. Méd**, v. 12, n. 3, p. 1238–1255, 2014.

AZEVEDO, T. S. de; LORENZ, C.; CHIARAVALLLOTI-NETO, F. Spatiotemporal evolution of dengue outbreaks in brazil. **Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene**, Oxford University Press, v. 114, n. 8, p. 593–602, 2020.

- BAL, S.; SODOUDI, S. Modeling and prediction of dengue occurrences in kolkata, india, based on climate factors. **International journal of biometeorology**, Springer, v. 64, n. 8, p. 1379–1391, 2020.
- BARACHO, R. C. M. *et al.* A influência climática na proliferação da dengue na cidade de Areia, Paraíba. **Revista Gaia Scientia**, v. 8, n. 1, 2014.
- BARBOSA, D. S. *et al.* Spatial analysis for identification of priority areas for surveillance and control in a visceral leishmaniasis endemic area in Brazil. **Acta Tropica**, Elsevier, v. 131, p. 56–62, 2014.
- BARRETO, M. L.; TEIXEIRA, M. G. Dengue no Brasil: situação epidemiológica e contribuições para uma agenda de pesquisa. **Estudos avançados**, SciELO Brasil, v. 22, n. 64, p. 53–72, 2008.
- BAVIA, L. *et al.* Epidemiological study on dengue in southern brazil under the perspective of climate and poverty. **Scientific reports**, Nature Publishing Group, v. 10, n. 1, p. 1–16, 2020.
- BHATT, S. *et al.* The global distribution and burden of dengue. **Nature**, Nature Publishing Group, v. 496, n. 7446, p. 504–507, 2013.
- BÖHM, A. W. *et al.* Dengue incidence trend in Brazil, 2002-2012. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, SciELO Brasil, v. 25, n. 4, p. 725–733, 2016.
- BRUGUERAS, S. *et al.* Environmental drivers, climate change and emergent diseases transmitted by mosquitoes and their vectors in southern europe: A systematic review. **Environmental research**, Elsevier, p. 110038, 2020.
- CAMPOS, J. M. *et al.* Arboviroses de importância epidemiológica no Brasil. Universidade Estadual Paulista, 2018.
- CAO, Z. *et al.* Individual and interactive effects of socio-ecological factors on dengue fever at fine spatial scale: A geographical detector-based analysis. **International journal of environmental research and public health**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 14, n. 7, p. 795, 2017.
- CHANDRAKANTHA, L. Statistical analysis of climate factors influencing dengue incidences in Colombo, Sri Lanka: Poisson and negative binomial regression approach. **Int. J. Sci. Res. Publ**, v. 9, p. 133–144, 2019.
- CHENG, J. *et al.* Extreme weather events and dengue outbreaks in Guangzhou, China: a time-series quasi-binomial distributed lag non-linear model. **International Journal of Biometeorology**, Springer, p. 1–10, 2021.
- CHIARELLA, J. M. Vacina da dengue: um desafio nacional. **Revista da Faculdade de Ciências Médicas de Sorocaba**, v. 18, n. 2, p. 123–124, 2016.
- COLLISCHONN, E.; DUBREUIL, V.; MENDONÇA, F. d. A. Relações entre o clima e saúde: o caso da dengue no Rio Grande do Sul no período de 2007 a 2017. **Confin. Revue franco-brésilienne de géographie/Revista franco-brasilera de geografia**, Thérý, Hervé, n. 37, 2018.

- CORDEIRO, M. T. *et al.* **Evolução da dengue no estado de Pernambuco, 1987-2006: epidemiologia e caracterização molecular dos sorotipos circulantes.** Tese (Doutorado), 2008.
- CORDEIRO, M. T. *et al.* Dengue and dengue hemorrhagic fever in the state of pernambuco, 1995-2006. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, SciELO Brasil, v. 40, n. 6, p. 605–611, 2007.
- CORREIA, T. C. *et al.* Prevalência de dengue clássica e dengue hemorrágica no Brasil, entre 2011 e 2015. **Revista Eletrônica Acervo Saúde**, n. 22, p. e753–e753, 2019.
- COSTA, I. M. P.; CALADO, D. C. Incidência dos casos de dengue (2007-2013) e distribuição sazonal de culicídeos (2012-2013) em Barreiras, Bahia. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, SciELO Public Health, v. 25, p. 735–744, 2016.
- COSTA, L. C. *et al.* New insights on the zika virus arrival in the americas and spatiotemporal reconstruction of the epidemic dynamics in brazil. **Viruses**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 13, n. 1, p. 12, 2021.
- CRESSIE, N. A. C. **Statistics for Spatial Data**. Revised edition. [S.l.]: Wiley-Interscience, 1991. (Probability and Mathematical Statistics).
- DIAS, S. A (re) emergência das doenças nas sociedades contemporâneas. **SAPIENS-Revista de divulgação Científica**, v. 2, n. 2, p. 7–20, 2020.
- DICKIN SARAH K E SCHUSTER-WALLACE, C. J. Avaliando a mudança da vulnerabilidade à dengue no nordeste do brasil usando uma abordagem de índice de doenças associadas à água. **Mudança Ambiental Global**, Elsevier, v. 29, p. 155–164, 2014.
- EDUVIRGEM, R. V. *et al.* Dengue, chikungunya e vírus zika na região Sul do Brasil. Essentia Editora do Instituto Federal Fluminense, v. 20, n. 1, p. 67–80, 2018.
- ESPACIAIS, D. de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de P. **TerraView 4.2.2**. 2014. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/terralib5/wiki/doku.php?id=wiki:downloads>. Acesso em: 22/06/2020.
- FAIROS, W. W. *et al.* Modelling dengue fever (df) and dengue haemorrhagic fever (dhf) outbreak using poisson and negative binomial model. **World Academy of Science, Engineering and Technology**, v. 62, p. 903–908, 2010.
- FELGUEIRAS, C. A.; DRUCK, S.; MONTEIRO, A. M. V. Análise espacial de superfícies: O enfoque da geoestatística por indicação–. **Livro ?on line? da Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE**, 2002.
- FERREIRAI, D. T. de O. *et al.* Recent dengue virus infection: epidemiological survey on risk factors associated with infection in a medium-sized city in mato grosso. **Sao Paulo medical journal= Revista paulista de medicina**, p. S1516–31802021005028201, 2021.
- FILHA, L. G. F.; PAULA, A. M. de *et al.* Evolução da dengue no mundo. **Revista Gestão & Tecnologia**, v. 1, n. 28, p. 33–50, 2019.

- FOGAÇA, T. K.; MENDONÇA, F. Distribuição espacial dos sorotipos de dengue e fluxos intermunicipais no Paraná. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 46, n. 2, p. 101–115, 2019.
- FREITAS, J. R. de *et al.* Modelo de poisson e suas generalizações aplicadas a dados de dengue, Brasil. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 10, p. e6629108874–e6629108874, 2020.
- FREUND, J. E.; SIMON, G. A. Estatística aplicada: Economia. **Administração e Contabilidade**, 11a ed., Editora Artmed Bookman, SP, 2006.
- GABRIEL, A. F. B. *et al.* Avaliação de impacto à saúde da incidência de dengue associada à pluviosidade no município de Ribeirão Preto, São Paulo. **Cadernos Saúde Coletiva**, SciELO Brasil, v. 26, n. 4, p. 446–452, 2018.
- GARCIA, A. C. P. R. *et al.* Dengue: aspectos epidemiológicos, clínicos e diagnóstico laboratorial. **UNILUS Ensino e Pesquisa**, v. 13, n. 30, p. 172, 2016.
- GIDEON, S. *et al.* Estimating the dimension of a model. **The annals of statistics**, v. 6, n. 2, p. 461–464, 1978.
- GRIFFITH, D. A. Spatial autocorrelation. **International encyclopedia of human geography**, Elsevier: New York, NY, USA, v. 2009, p. 308–316, 2009.
- GUBLER, D. J.; CLARK, G. G. Dengue/dengue hemorrhagic fever: the emergence of a global health problem. **Emerging infectious diseases**, Centers for Disease Control and Prevention, v. 1, n. 2, p. 55, 1995.
- GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria básica-5**. [S.l.]: Amgh Editora, 2011.
- HILBE, J. M. **Negative binomial regression**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2011.
- HONÓRIO, N. A. *et al.* Chikungunya: uma arbovirose em estabelecimento e expansão no Brasil. **Cadernos de saude publica**, SciELO Public Health, v. 31, p. 906–908, 2015.
- HONÓRIO, N. A. *et al.* The spatial distribution of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* in a transition zone, Rio de Janeiro, Brazil. **Cadernos de Saúde Pública**, SciELO Public Health, v. 25, p. 1203–1214, 2009.
- IBGE. **Censo Demografico 2010. Aglomerados subnormais: primeiros resultados. Rio de Janeiro: IBGE**. 2010. p.1–259 p. Disponível em: http://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/92/cd_2010_aglomerados_subnormais.pdf. Acesso em: 11/04/2020.
- IBGE. **Estimativas da população**. 2020. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/panorama>. Acesso em: 15/06/2021.
- JACQUES, I. J. *et al.* High incidence of zika or chikungunya infection among pregnant women hospitalized due to obstetrical complications in northeastern brazil?implications for laboratory screening in arbovirus endemic area. **Viruses**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 13, n. 5, p. 744, 2021.

- JOHANSEN, I. C. *et al.* Population mobility, demographic, and environmental characteristics of dengue fever epidemics in a major city in Southeastern Brazil, 2007-2015. **Cadernos de Saúde Pública**, SciELO Public Health, v. 37, p. e00079620, 2021.
- JOURDAIN, F. *et al.* From importation to autochthonous transmission: Drivers of chikungunya and dengue emergence in a temperate area. **PLoS neglected tropical diseases**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 14, n. 5, p. e0008320, 2020.
- JUNIOR, P. P. G.; BEZERRA, A. C.; FERRAZ, E. X. L. Análise espacial de casos de dengue em município no semiárido pernambucano. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 6, p. e8510615473–e8510615473, 2021.
- KENDALL, M. G. Rank correlation methods. 1955. **London: Charles Griffin & Co. Ltd**, 1955.
- KILICMAN, A. *et al.* The development of a deterministic dengue epidemic model with the influence of temperature: A case study in malaysia. **Applied Mathematical Modelling**, Elsevier, v. 90, p. 547–567, 2021.
- KOHLER, L. I. A. *et al.* Perfil epidemiológico dos pacientes com evolução subaguda e crônica de infecção por Chikungunya. **Revista da Sociedade Brasileira de Clínica Médica**, v. 16, n. 1, p. 13–17, 2018.
- KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American statistical Association**, Taylor & Francis, v. 47, n. 260, p. 583–621, 1952.
- KUSUMA, R. D.; PURWONO, Y. Zero-inflated poisson regression analysis on frequency of health insurance claim pt. xyz. In: **Proceedings of the 12th International Conference on Business and Management Research (ICBMR 2018)**. [S.l.: s.n.], 2019.
- LEE, S. A. *et al.* Effect of climate change, connectivity, and socioeconomic factors on the expansion of the dengue virus transmission zone in 21st century brazil: an ecological modelling study. **The Lancet Planetary Health**, Elsevier, v. 5, p. S14, 2021.
- LESLIE, C. Statistical analysis of climate factors influencing dengue incidences in Colombo, Sri Lanka: Poisson and negative binomial regression approach. **International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)**, v. 9, n. 2, p. 133–144, 2019.
- LIN, R. J.; LEE, T. H.; LEO, Y. S. Dengue in the elderly: a review. **Expert review of anti-infective therapy**, Taylor & Francis, v. 15, n. 8, p. 729–735, 2017.
- LOWE, R. *et al.* Spatio-temporal modelling of climate-sensitive disease risk: Towards an early warning system for dengue in Brazil. **Computers & Geosciences**, Elsevier, v. 37, n. 3, p. 371–381, 2011.
- MACÊDO, S. F. de *et al.* Scaling up of eco-bio-social strategy to control aedes aegypti in highly vulnerable areas in fortaleza, brazil: A cluster, non-randomized controlled trial protocol. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), v. 18, n. 3, 2021.

- MANIERO, V. C. *et al.* Dengue, chikungunya e zika vírus no brasil: situação epidemiológica, aspectos clínicos e medidas preventivas. **Almanaque multidisciplinar de pesquisa**, v. 1, n. 1, 2016.
- MARTINS, M. M.; PRATA-BARBOSA, A.; CUNHA, A. J. L. A. D. Arboviral diseases in pediatrics. **Jornal de Pediatria (Versão em Português)**, Elsevier, v. 96, p. 2–11, 2020.
- MAYER, S. V.; TESH, R. B.; VASILAKIS, N. The emergence of arthropod-borne viral diseases: A global prospective on dengue, chikungunya and zika fevers. **Acta tropica**, Elsevier, v. 166, p. 155–163, 2017.
- MCCULLAGH, P.; NELDER, J. A. **Generalized linear models**. [S.l.]: Routledge, 2019.
- MONTEIRO, A. M. V. *et al.* Análise espacial de dados geográficos. **Brasília: Embrapa**, 2004.
- MONTEIRO, E. S. C. *et al.* Aspectos epidemiológicos e vetoriais da dengue na cidade de Teresina, Piauí-Brasil, 2002 a 2006. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Coordenação-Geral de Desenvolvimento da Epidemiologia em Serviços / Secretaria de Vigilância em Saúde / Ministério da Saúde, v. 18, n. 4, p. 365–374, 2009.
- MORAN, P. A. The interpretation of statistical maps. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, JSTOR, v. 10, n. 2, p. 243–251, 1948.
- MUDELE, O. *et al.* Modeling dengue vector population with earth observation data and a generalized linear model. **Acta Tropica**, Elsevier, v. 215, p. 105809, 2021.
- MUNRO, B. H. **Statistical methods for health care research**. [S.l.]: lippincott williams & wilkins, 2005. v. 1.
- MUSTAFA, M. *et al.* Discovery of fifth serotype of dengue virus (denv-5): A new public health dilemma in dengue control. **Medical journal armed forces India**, Elsevier, v. 71, n. 1, p. 67–70, 2015.
- NASCIMENTO, I. D. S. do *et al.* Retrospective cross-sectional observational study on the epidemiological profile of dengue cases in Pernambuco state, Brazil, between 2015 and 2017. **BMC Public Health**, BioMed Central, v. 20, n. 1, p. 1–10, 2020.
- NELDER, J. A.; WEDDERBURN, R. W. Generalized linear models. **Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)**, Wiley Online Library, v. 135, n. 3, p. 370–384, 1972.
- OLIVEIRA, A. *et al.* Mixed-effects modelling for crossed and nested data: an analysis of dengue fever in the state of Goiás, Brazil. **Journal of Applied Statistics**, Taylor & Francis, p. 1–15, 2020.
- OLIVEIRA, F. L. B. d. *et al.* Estudo comparativo da atuação do enfermeiro no controle de dengue e febre chikungunya. **Saúde e Sociedade**, SciELO Public Health, v. 25, p. 1031–1038, 2016.

- OLIVEIRA, M. A. C. de A. *et al.* Perfil das notificações de dengue e sazonalidade no município de Ubá-MG, 2015 a 2016. **Revista Científica FAGOC-Saúde**, v. 2, n. 2, p. 9–14, 2018.
- OLIVEIRA, R. d. M. A. B.; ARAÚJO, F. M. d. C.; CAVALCANTI, L. P. d. G. Entomological and epidemiological aspects of dengue epidemics in Fortaleza, Ceará, Brazil, 2001-2012. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, SciELO Public Health, v. 27, p. e201704414, 2018.
- OLSSON, U. **Generalized linear models: an applied approach**. [S.l.]: Lund, Studentlitteratur, 2002.
- OSSA, D. P. S. *et al.* Arbovírus circulantes no Brasil: fatores associados com a disseminação e estratégias terapêuticas. **Revista Eletrônica Acervo Saúde**, n. 33, p. e1067–e1067, 2019.
- PAULA, G. A. **Modelos de regressão: com apoio computacional**. [S.l.]: IME-USP São Paulo, 2004.
- PEARSON, K. Royal society proceedings. 1895.
- PENSO, J. M.; PÉRICO, E. Análise espaço-temporal da mortalidade por diabetes mellitus no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 6, p. 1836–48, 2016.
- PETTITT, A. A non-parametric approach to the change-point problem. **Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)**, Wiley Online Library, v. 28, n. 2, p. 126–135, 1979.
- PINHEIRO, A.; GRACIANO, R. L. G.; SEVERO, D. L. Análise de tendência das séries temporais de precipitação da região sul do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, SciELO Brasil, v. 28, n. 3, 2013.
- PORTO, W. L. *et al.* Cenário epidemiológico das arboviroses no Piauí. **Revista Eletrônica Acervo Saúde**, v. 11, n. 14, p. e1054–e1054, 2019.
- PÓVOA, T. F. *et al.* The pathology of severe dengue in multiple organs of human fatal cases: histopathology, ultrastructure and virus replication. **PloS one**, Public Library of Science, v. 9, n. 4, 2014.
- RAMESH, A. *et al.* No evidence of zika, dengue, or chikungunya virus infection in field-caught mosquitoes from the Recife Metropolitan Region, Brazil, 2015. **Wellcome open research**, The Wellcome Trust, v. 4, 2019.
- RASINHAS, A. d. C. *et al.* **Estudo do tropismo do vírus dengue tipo 4 em modelo murino BALB/c: infecção experimental, análises morfológicas e de viremia**. Tese (Doutorado), 2017.
- REINERT, J. F.; HARBACH, R. E.; KITCHING, I. J. Phylogeny and classification of Aedini (Diptera: Culicidae), based on morphological characters of all life stages. **Zoological Journal of the Linnean Society**, Oxford University Press, v. 142, n. 3, p. 289–368, 2004.
- REIS, J. L. B.; ABRAHÃO, B. O. de L.; MOURA, D. L. Os problemas do rio São Francisco na percepção de moradores de Petrolina e Juazeiro: a saúde em foco. **Saúde e Pesquisa**, v. 10, n. 3, p. 473–484, 2018.

RIBEIRO, A. F. *et al.* Associação entre incidência de dengue e variáveis climáticas. **Revista de Saúde Pública**, SciELO Public Health, v. 40, p. 671–676, 2006.

RIBEIRO, E. A. W. Chapecó/SC: Partial results. **Hygeia**, v. 15, n. 33, p. 29–41, 2019.

RODGERS, J. L.; NICEWANDER, W. A. Thirteen ways to look at the correlation coefficient. **The American Statistician**, Taylor & Francis, v. 42, n. 1, p. 59–66, 1988.

RODRÍGUEZ-CASTRO, A. I.; ROLÓN, J.; RÍOS-GONZÁLEZ, C. M. Dengue international costs in a third level hospital of attention of Paraguay 2017. **Revista del Instituto de Medicina Tropical**, Instituto de Medicina Tropical, v. 14, n. 1, p. 14–20, 2019.

SALLES, T. S. *et al.* History, epidemiology and diagnostics of dengue in the American and Brazilian contexts: a review. **Parasites & vectors**, BioMed Central, v. 11, n. 1, p. 264, 2018.

SANTOS, C. A. G. *et al.* Correlation of dengue incidence and rainfall occurrence using wavelet transform for João Pessoa city. **Science of The Total Environment**, Elsevier, v. 647, p. 794–805, 2019.

SAÚDE, M. da. **Pernambuco. Secretaria Estadual de Saúde, Secretaria Executiva de Vigilância em Saúde. Plano Estadual de Contingência da Dengue 2013 - 2014**. 2014. p.65 p. Disponível em: <https://portalarquivos2.saude.gov.br/images/pdf/2019/setembro/25/boletim-especial-21ago19-web.pdf>. Acesso em: 09/06/2021.

SAÚDE, M. da. **Secretaria de Vigilância em Saúde. Vigilância em saúde no Brasil 2003 - 2019: da criação da Secretaria de Vigilância em Saúde aos dias atuais**. 2019. p.1–154 p. Disponível em: <https://portalarquivos2.saude.gov.br/images/pdf/2019/setembro/25/boletim-especial-21ago19-web.pdf>. Acesso em: 09/06/2021.

SAÚDE, S. E. de. **Secretaria Executiva de Vigilância em Saúde. Diretoria Geral de Promoção, Monitoramento e Avaliação da Vigilância em Saúde. Perfil Socioeconômico, Demográfico e Epidemiológico: Pernambuco 2016**. 2016. p.1–245 p. Disponível em: http://portal.saude.pe.gov.br/sites/portal.saude.pe.gov.br/files/perfil_socioeconomico_demografico_e_epidemiologico_de_pernambuco_2016.pdf. Acesso em: 10/06/2021.

SILVA, E. O. da; SCRIPNIC, D. S. O. Uso de ferramentas preditivas para detecção de epidemias de dengue. **Revista de Saúde Coletiva da UEFS**, v. 9, p. 138–146, 2019.

SILVA, M. B. A. *et al.* Aspectos clínicos e epidemiológicos da dengue no Recife de 2003 a 2009. **Revista Enfermagem Digital Cidade e Promoção da Saúde**, v. 3, n. 1, p. 9–14, 2018.

SINGHI, S.; KISSOON, N.; BANSAL, A. Dengue e dengue hemorrágico: aspectos do manejo na unidade de terapia intensiva. **Jornal de Pediatria**, SciELO Brasil, v. 83, n. 2, p. S22–S35, 2007.

SKALINSKI, L. M.; COSTA, M. d. C. N.; TEIXEIRA, M. d. G. L. Contribuições da análise espacial para a compreensão da dinâmica de transmissão da dengue: revisão integrativa. **Journal of Health & Biological Sciences**, v. 7, n. 1 (Jan-Mar), p. 53–63, 2018.

- SNEYERS, R. R. Sneyers-sur l'analyse statistique des séries d'observations. **Ciel et Terre**, v. 93, p. 186, 1977.
- SOUZA, M. *et al.* Bayesian estimates for the mapping of dengue hotspots and estimation of the risk of disease epidemic in northeast brazil. **Urban Climate**, Elsevier, v. 26, p. 198–211, 2018.
- SPSS, I. Ibm spss statistics base 20. **Chicago, IL: SPSS Inc**, 2011.
- SULEKAN, A. *et al.* Assessing the effect of climate factors on dengue incidence via a generalized linear model. **Open Journal of Applied Sciences**, Scientific Research Publishing, v. 10, n. 04, p. 549, 2021.
- SUZUKI, S. L. **Estrutura da vigilância em dengue no município de Mogi das Cruzes, SP, no período de 2003 a 2007**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2009.
- TEAM, Q. D. **Quantum GIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project**. 2020. Disponível em: <https://qgis.org/en/site/>. Acesso em: 15/06/2020.
- TEAM, R. **RStudio: integrated development for R**. Boston, MA: **RStudio**. [S.l.]: Inc, 2015.
- TOLEDO, C. R. S. d. *et al.* Vulnerabilidade à transmissão da leishmaniose visceral humana em área urbana brasileira. **Revista de Saúde Pública**, SciELO Public Health, v. 51, p. 49, 2017.
- TOLEDO, J. *et al.* Relevance of non-communicable comorbidities for the development of the severe forms of dengue: a systematic literature review. **PLoS neglected tropical diseases**, Public Library of Science, v. 10, n. 1, 2016.
- VERNAL, S. *et al.* Geoclimatic, demographic and socioeconomic characteristics related to dengue outbreaks in southeastern brazil: an annual spatial and spatiotemporal risk model over a 12-year period. **Revista do Instituto de Medicina Tropical de São Paulo**, SciELO Brasil, v. 63, 2021.
- WEDDERBURN, R. W. Quasi-likelihood functions, generalized linear models, and the gauss-newton method. **Biometrika**, Oxford University Press, v. 61, n. 3, p. 439–447, 1974.
- WHO. **Dengue and severe dengue**. 2015. Disponível em: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe-dengue>. Acesso em: 30/12/2021.
- YAACOB, W. F. W.; SAPRI, N. N. F. F.; WAH, Y. Fixed effects panel count model for modeling dengue incidence. **Advances in Mathematics: Scientific Journal**, v. 9, p. 7331–7340, 2020.
- YU, P.-S.; YANG, T.-C.; KUO, C.-C. Evaluating long-term trends in annual and seasonal precipitation in Taiwan. **Water Resources Management**, Springer, v. 20, n. 6, p. 1007–1023, 2006.
- ZANOTTO, P. M. d. A.; LEITE, L. C. d. C. The challenges imposed by dengue, zika, and chikungunya to brazil. **Frontiers in immunology**, Frontiers, v. 9, p. 1964, 2018.
- ZEVIANI, W. M. *et al.* The Gamma-count distribution in the analysis of experimental under-dispersed data. **Journal of Applied Statistics**, Taylor & Francis, v. 41, n. 12, p. 2616–2626, 2014.

APÊNDICE A

Teste de Dickey-Fuller Aumentado (DFA)

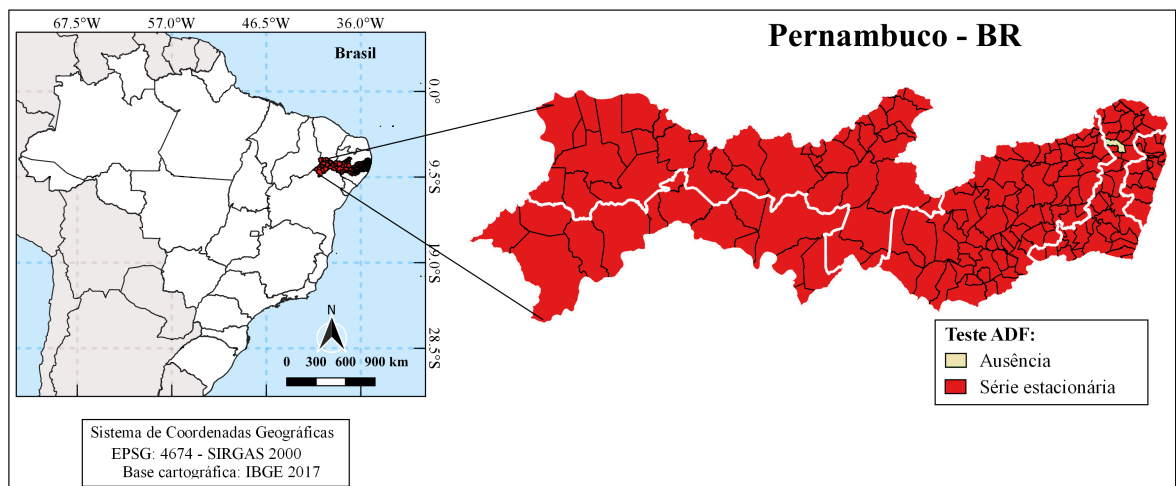


Figura 23: Distribuição espacial do teste ADF para o número de casos de dengue em Pernambuco, no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

APÊNDICE B

Coeficiente de correlação de Pearson

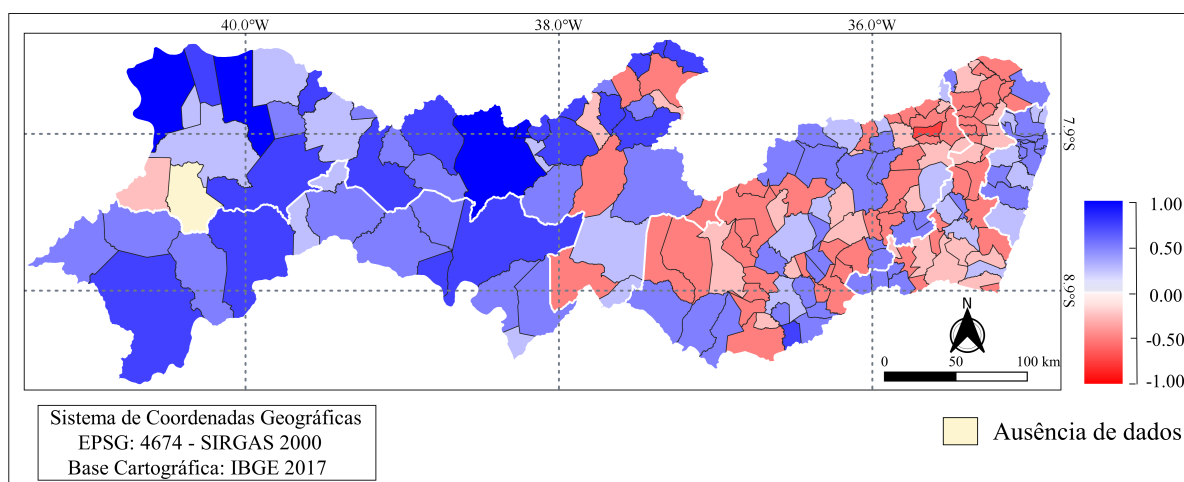


Figura 24: Distribuição espacial do coeficiente de correlação de Pearson para o número de casos de dengue agrupados semanalmente versus precipitação sem atraso temporal, no estado de Pernambuco no período de 2000 a 2018. Fonte: autor.

APÊNDICE C

Nível de significância do parâmetro β_1

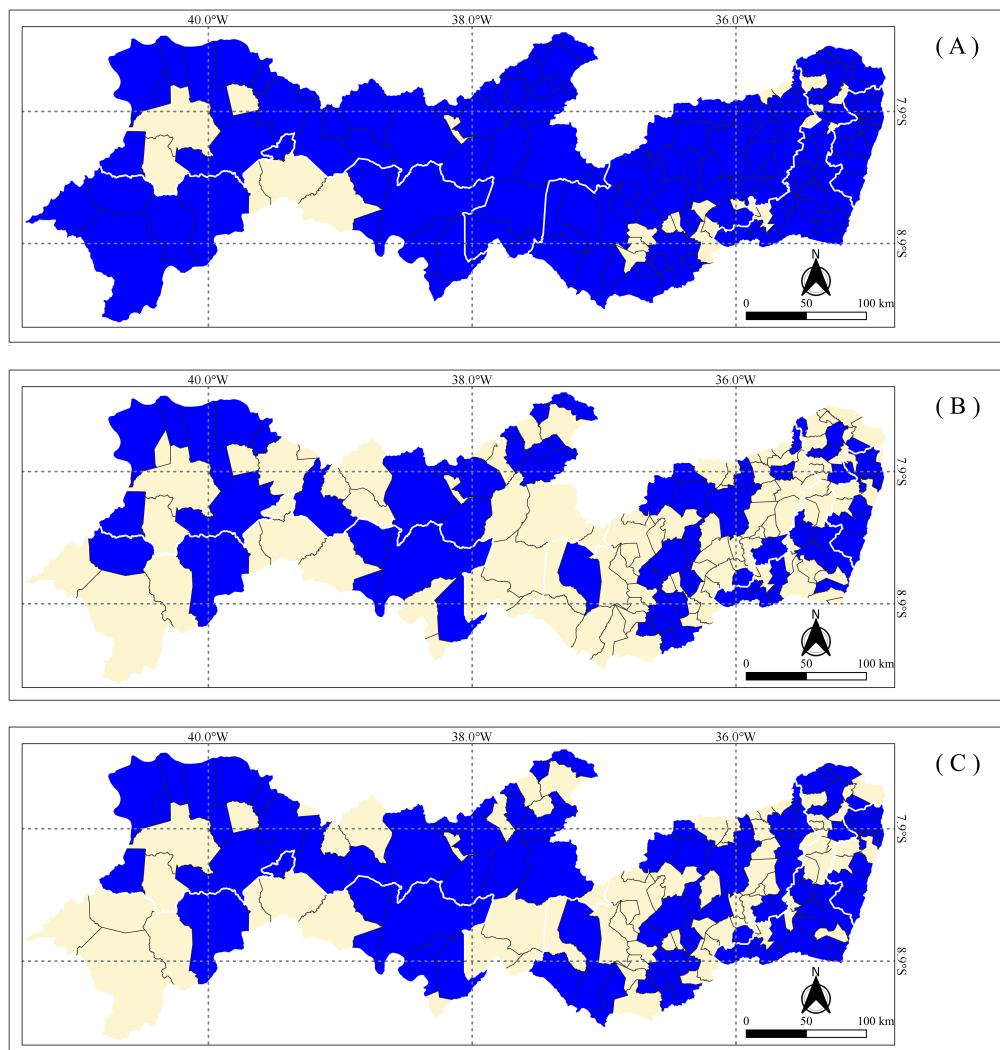


Figura 25: Distribuição espacial do nível de significância do parâmetro de precipitação para o modelo Poisson (A), quase-Poisson (B) e Binomial Negativo (C) com atraso temporal, no estado de Pernambuco. Fonte: autor.

APÊNDICE D

Critério de informação de Bayesiano

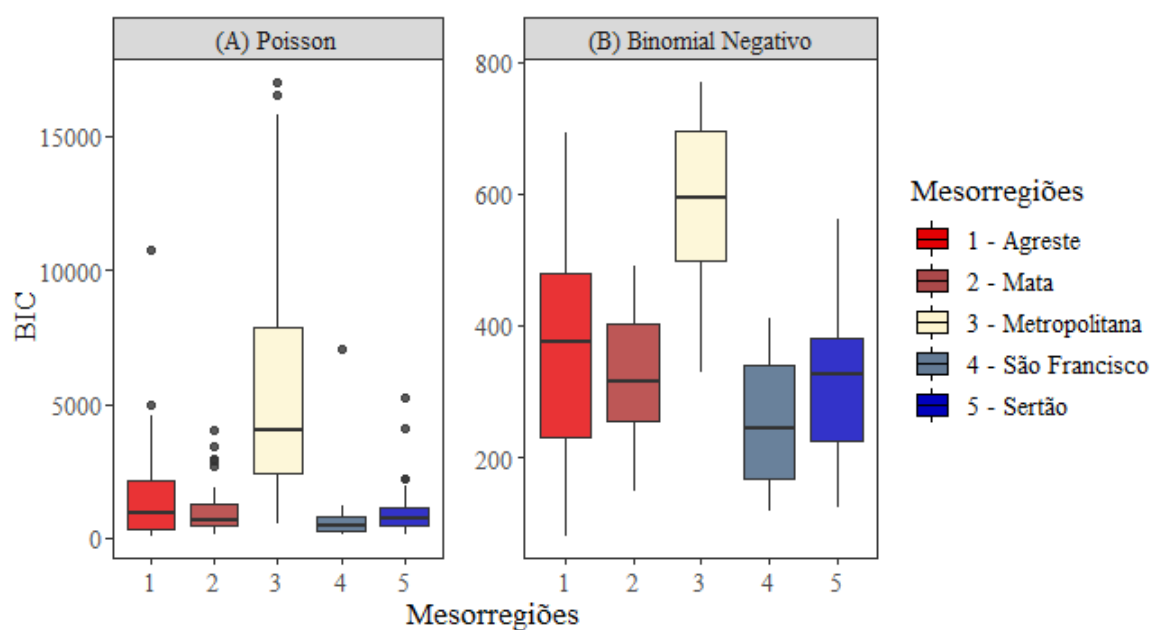


Figura 26: Resultado do critério de informação de Bayesiano dos modelos Poisson e Binomial Negativo para o número de casos de dengue agrupados semanalmente, Pernambuco, Brasil. Fonte: autor.

APÊNDICE E

Teste SKM e Pettitt

Microrregião do Sertão Pernambucano

Microrregião (Sertão)		Municípios						
		SMK	Pettitt	Tendência		SMK	Pettitt	Tendência
Araripina	Araripina	2003	2003	Negativa	Moreilândia	2003	2003	Negativa
	Bodocó	2004	2004	Negativa	Ouricuri	?	-	Ausência
	Exu	2013	2013	Negativa	Santa Cruz	2014	2012	Negativa
	Granito	2004	2003	Negativa	Santa Filomena	2004	2003	Negativa
	Ipubi	?	?	Ausência	Trindade	-	?	Ausência
Salgueiro	Cedro	2003	2016	Positiva	São José do Belmonte	2002	2004	Positiva
	Mirandiba	+	?	Ausência	Serrita	2004	2007	Positiva
	Parnamirim	2013	2013	Negativa	Verdejante	+	?	Ausência
	Salgueiro	+	?	Ausência				
Pajeú	Afogados d. I.	2010	2010	Positiva	Santa Cruz da B. V.	2010	2010	Positiva
	Brejinho	2004	2007	Positiva	Santa Terezinha	2005	2003	Negativa
	Calumbi	2003	2003	Negativa	São José do Egito	?	?	Ausência
	Carnaíba	?	?	Ausência	Serra Talhada	2017	2016	Negativa
	Flores	+	?	Ausência	Solidão	2008	2010	Positiva
	Iguaracy	2003	2003	Negativa	Tabira	2007	2007	Positiva
	Ingazeira	2010	2010	Positiva	Triunfo	+	?	Ausência
	Itapetim	-	?	Ausência	Tuparetama	2004	2003	Negativa
	Quixaba	2004	2010	Positiva				
Sertão do Moxotó	Arcoverde	?	+	Ausência	Inajá	2016	2016	Negativa
	Betânia	2008	2008	Negativa	Manari	+	?	Ausência
	Custódia	2009	2009	Negativa	Sertânia	2003	2003	Negativa
	Ibimirim	2002	2003	Negativa				

Tendência positiva para um dos teste = +

Tendência negativa para um dos testes = -

Ausência para um dos testes = ?

Microrregião da Metropolitana do Recife

Microrregião (Metropolitana)		Municípios					
		SMK	Pettitt	Tendência		SMK	Pettitt
Itamaracá	Araçoiaba	?	+	Ausência	Ilha de Itamaracá	?	?
	Igarassu	?	+	Ausência	Itapissuma	+	2010
Recife	Abreu e Lima	+	2010	Positiva	Olinda	+	2010
	Camaragibe	+	2015	Positiva	Paulista	?	+
	Jaboatão d. G.	+	2010	Positiva	Recife	?	+
	Moreno	+	2010	Positiva	São Lour. d. M.	+	2015
Suape	Ipojuca	?	2016	Positiva	Cabo d. Sant. Ag.	+	2005
Fernando de Noronha	Fernando d. N.	+	?	Ausência	Inajá	2016	2016

Tendência positiva para um dos teste = +

Tendência negativa para um dos testes = -

Ausência para um dos testes = ?

Microrregião do São Francisco Pernambucano

Microrregião (São Francisco)		Municípios						
		SMK	Pettitt	Tendência		SMK	Pettitt	Tendência
Petrópolis	Afrânio	+	2010	Positiva	Orocó	+	2010	Positiva
	Cabrobó	+	?	Positiva	Petrópolis	?	+	Positiva
	Dormentes	+	?	Positiva	Santa M. d. BV.	?	+	Positiva
	Lagoa Grande	-	2003	Negativa	Terra Nova	+	2015	Positiva
Itaparica	Belém d. S. F.	+	2009	Positiva	Jatobá	-	2004	Negativa
	Carnaub. d. P.	-	2003	Negativa	Petrolândia	+	?	Positiva
	Floresta	?	-	Negativa	Tacaratu	?	2003	Negativa
	Itacuruba	+	2010	Positiva				

Tendência positiva para um dos teste = +

Tendência negativa para um dos testes = -

Ausência para um dos testes = ?

Microrregião do Agreste Pernambucano

Microrregião (Agreste)	Municípios							
		SMK	Pettitt	Tendência		SMK	Pettitt	Tendência
Vale do Ipanema	Águas Belas	+	2012	Positiva	Pedra	+	?	Positiva
	Buíque	-	2003	Negativa	Tupanatinga	+	?	Positiva
	Itaíba	?	2015	Positiva	Venturosa	+	2015	Positiva
Vale do Ipujuca	Alagoinha	+	?	Positiva	Jataúba	+	2015	Positiva
	Belo Jardim	+	?	Positiva	Pesqueira	-	2003	Negativa
	Bezerros	+	?	Positiva	Poção	-	2004	Negativa
	Brej. d. M. d. D.	-	?	Ausência	Riacho d. A.	?	-	Negativa
	Cachoeirinha	-	2004	Negativa	Sanharó	-	2004	Negativa
	Capoeiras	+	2010	Positiva	São B. do Una	?	2004	Negativa
	Caruaru	-	2004	Negativa	São Caetano	-	2010	Negativa
	Gravatá	-	?	Ausência	Tacaimbó	-	?	Negativa
Alto Capibaribe	Casinhas	+	?	Positiva	Taquar. d. N.	+	2010	Positiva
	Frei M.	-	2008	Negativa	Toritama	-	2003	Negativa
	Santo C. d. C.	-	2004	Negativa	Vertente d. L.	?	2003	Negativa
	Santo M. d. C.	+	2011	Positiva	Vertentes	+	?	Ausência
	Surubim	+	2007	Positiva				
Médio Capibaribe	Bom Jardim	-	2002	Negativa	Machados	+	2010	Positiva
	Cumaru	-	2008	Negativa	Orobó	+	2010	Positiva
	Feira Nova	-	2004	Negativa	Passira	+	?	Ausência
	João Alfredo	-	2015	Negativa	Salgadinho	+	?	Ausência
	Limoeiro	+	2010	Positiva	São Vicente F.	-	2002	Negativa
Garanhuns	Angelim	+	2013	Positiva	Jupi	+	?	Ausência
	Bom Conselho	+	?	Positiva	Jurema	+	?	Ausência
	Brejão	+	2010	Positiva	Lagoa d. Ouro	+	2014	Positiva
	Caetés	?	2010	Ausência	Lajedo	+	2015	Positiva
	Calçado	+	2006	Positiva	Palmerina	+	2009	Positiva
	Canhotinho	+	?	Positiva	Paranatama	?	2010	Ausência
	Correntes	?	2013	Ausência	Saloá	+	2015	Positiva
	Garanhuns	+	2010	Positiva	São João	+	2015	Positiva
	Iati	+	2007	Positiva	Terezinha	+	?	Ausência
	Jucati	+	2015	Positiva				
Brejo Pernamb.	Agrestina	?	2008	Ausência	Ibirajuba	?	-	Ausência
	Altinho	-	2003	Negativa	Lagoa d. Gatos	-	-	Negativa
	Barra d. G.	+	2015	Positiva	Panelas	+	+	Positiva
	Bonito	+	?	Positiva	Sairé	-	?	Ausência
	Camoc. d. S. F.	-	2010	Negativa	São J. d. M.	+	?	Ausência
	Cupira	-	2010	Negativa				

Tendência positiva para um dos teste = +

Tendência negativa para um dos testes = -

Ausência para um dos testes = ?

Microrregião da Mata Pernambucana

Microrregião (Zona da Mata)		Municípios						
		SMK	Pettitt	Tendência		SMK	Pettitt	Tendência
Mata Setentrional	Aliança	?	+	Ausência	Lagoa de I.	?	+	Ausência
	Buenos Aires	+	+	Positiva	Lagoa do C.	+	+	Positiva
	Camutanga	?	+	Ausência	Macaparana	?	+	Ausência
	Carpina	+	+	Positiva	Nazaré d. M.	-	-	Negativa
	Condado	?	+	Positiva	Paudalho	?	+	Ausência
	Ferreiros	-	-	Negativa	Timbaúba	+	+	Positiva
	Goiana	+	+	Positiva	Tracunhaém	?	+	Ausência
	Itambé	?	+	Ausência	Vicência	-	-	Negativa
Vitória d. Santo A.	Itaquitinga	+	+	Positiva				
	Chã de Alegria	?	?	Ausência	Pombos	+	+	Positiva
	Chã Grande	+	?	Ausência	Vitória d. S. A.	+	+	Positiva
	Glória do Goitá	?	+	Ausência				
Mata Meridional	Água Preta	-	-	Negativa	Palmares	?	+	Ausência
	Amaraji	?	-	Ausência	Primavera	+	+	Positiva
	Barreiros	-	-	Negativa	Quipapá	+	+	Positiva
	Belém de Maria	?	-	Ausência	Ribeirão	?	+	Ausência
	Catende	-	-	Negativa	Rio Formoso	+	+	Positiva
	Cortês	-	?	Ausência	São Bem. d. S.	?	-	Ausência
	Escada	?	+	Ausência	São José d. CG.	?	+	Ausência
	Gameleira	+	+	Positiva	Sirinhaém	+	+	Positiva
	Jaqueira	?	+	Ausência	Tamandaré	?	+	Ausência
	Joaquim Nabuco	-	-	Negativa	Xexéu	+	+	Positiva
	Maraial	?	+	Ausência				

Tendência positiva para um dos teste = +

Tendência negativa para um dos testes = -

Ausência para um dos testes = ?