UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Instituto de Ciências Biológicas
Programa de Pós–Graduação em Parasitologia

Danielle Andreza da Cruz Ferreira

DA INTRODUÇÃO AO ESTABELECIMENTO DE *AEDES AEGYPTI* E DA DENGUE EM UMA ÁREA URBANA DO SUL DO BRASIL: padrões espaço – temporais e fatores de risco

Belo Horizonte

2025

Danielle Andreza da Cruz Ferreira

DA INTRODUÇÃO AO ESTABELECIMENTO DE *AEDES AEGYPTI* E DA DENGUE EM UMA ÁREA URBANA DO SUL DO BRASIL: padrões espaço – temporais e fatores de risco

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Parasitologia do Instituto de Ciências Biológicas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito à obtenção do título de Doutora em Parasitologia.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Toshio Fujiwara

Coorientadora: Dra. Raquel Martins Lana

Coorientadora: Dra. Laís Picinini Freitas

Belo Horizonte

2025

043 Ferreira, Danielle Andreza da Cruz.
Da introdução ao estabelecimento de Aedes aegypti e da dengue em uma área urbana do Sul do Brasil: padrões espaço-temporais e fatores de risco [manuscrito] / Danielle Andreza da Cruz Ferreira. – 2025.
236 f. : il. ; 29,5 cm.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Toshio Fujiwara. Coorientadora: Dra. Raquel Martins Lana. Coorientadora: Dra. Laís Picinini Freitas.
Tese (doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Biológicas. Programa de Pós-Graduação em Parasitologia.

1. Parasitologia. 2. Aedes. 3. Dengue. 4. Análise Espaço-Temporal. 5. Teorema de Bayes. I. Fujiwara, Ricardo Toshio. II. Lana, Raquel Martins. III. Freitas, Laís Picinini. IV. Universidade Federal de Minas Gerais. Instituto de Ciências Biológicas. V. Título.

CDU: 576.88/.89

Ficha catalográfica elaborada pela bibliotecária Fabiane C M Reis – CRB 6 - 2680

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

FOLHA DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE:

"DA INTRODUÇÃO AO ESTABELECIMENTO DE AEDES AEGYPTI E DA DENGUE EM UMA ÁREA URBANA DO SUL DO BRASIL: PADRÕES ESPAÇO-TEMPORAIS E FATORES DE RISCO"

ALUNA: DANIELLE ANDREZA DA CRUZ FERREIRA

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: **EPIDEMIOLOGIA E CONTROLE DOENÇAS INFECCIOSAS E PARASITÁRIAS**

TESE 381/2025/15

Tese de Doutorado defendida e aprovada, no dia **vinte e quatro de novembro de 2025,** pela Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação Parasitologia da Universidade Federal de Minas Gerais constituída pelos seguintes Doutores:

Aline Araújo Nobre

Membro externo - FIOCRUZ/RJ

Taynana César Simões

Membro externo - IRR/FIOCRUZ

Juliana Maria Trindade Bezerra

Membro externo - UEMA

Magda Carvalho Pires

Membro interno - UFMG

Lais Picinini Freitas

Coorientadora - Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, Fundação Oswaldo Cruz

Raquel Martins Lana

Coorientadora - Barcelona Supercomputing Center, Espanha

Ricardo Toshio Fujiwara

Orientador - UFMG

Belo Horizonte, 24 de novembro de 2025.

Documento assinado eletronicamente por **Ricardo Toshio Fujiwara**, **Professor do Magistério Superior**, em 24/11/2025, às 13:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Laís Picinini Freitas**, **Usuário Externo**, em 24/11/2025, às 17:37, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Magda Carvalho Pires**, **Professora do Magistério Superior**, em 25/11/2025, às 11:12, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Taynãna César Simões**, **Usuária Externa**, em 25/11/2025, às 11:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Aline Araujo Nobre**, **Usuária Externa**, em 04/12/2025, às 13:19, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Juliana Maria Trindade Bezerra**, **Usuário Externo**, em 09/12/2025, às 11:04, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Raquel Martins Lana**, **Usuário Externo**, em 12/12/2025, às 08:42, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4695129** e o código CRC **19353A3E**.

Referência: Processo nº 23072.266850/2025-97 SEI nº 4695129

Às que vieram antes de mim, que com força e esperança sustentaram a minha possibilidade de existir e sonhar

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, e a todas as boas energias deste mundo, por ter me dado força ao longo deste percurso e por ter mantido saudáveis e por perto as pessoas que amo, algo fundamental para que eu pudesse concluir esta etapa.

Aos meus amigos, registro minha profunda gratidão pelo apoio constante, cada um a seu modo. Agradeço especialmente às minhas amigas Danielle Diniz, Erika Prates, Marcia Coeli, Pollyanna Santos e Bruna Antoniety, pelo amor e cuidado.

Sou imensamente grata à minha família, por ser minha base e meu refúgio, e pelo amor e compreensão nos momentos de ausência, em especial à minha amada mãe, Rosilene da Cruz Ferreira. Estendo esse agradecimento às minhas tias, que sempre me apoiaram como verdadeiras mães, e à minha avó Maria, que sempre me recebe com um sorriso de esperança e palavras de fé. Isso, para mim, é inestimável.

Agradeço ao Sergi Barrera, pelo incentivo, acolhimento e por me proporcionar tantos momentos de alegria no último ano.

Aos meus orientadores, Ricardo Toshio Fujiwara, Raquel Martins Lana e Laís Picinini Freitas, agradeço pela confiança depositada e por todo o apoio e ensinamentos. Foi um verdadeiro presente conduzir esta pesquisa sob a orientação de pessoas tão magníficas!

Ao Ricardo, agradeço especialmente por ter aceitado o desafio de orientar uma estudante de uma área de pesquisa distinta da sua, pelas conversas motivadoras e pelo acolhimento em todos os momentos em que precisei.

À Raquel Lana, agradeço não apenas pela orientação, mas também pela amizade, carinho e respeito. Sou grata por ter acreditado, desde o primeiro dia, no potencial deste trabalho, por me incentivar nos momentos difíceis, apresentar pessoas inspiradoras, apoiar-me durante o doutorado sanduíche e por me inserir em grupos de pesquisa que ampliaram minha trajetória acadêmica.

À Laís Picinini, também agradeço pela amizade e por acreditar na minha capacidade, mesmo nos momentos em que eu mesma duvidei. Sou grata pelas orientações sempre feitas de forma empática e precisa. Agradeço também pela presença ativa ao longo da pesquisa, por me incluir em projetos e, sobretudo, por incentivar meu desenvolvimento como pesquisadora independente. Sorte a minha que os nossos caminhos tenham se cruzado!

Agradeço à Carolin Degener, Tatiana Mingote, Kelly Paixão e Luciane Batista por sempre acreditarem em mim e por terem aberto portas que me conduziram até aqui. À Tati, agradeço também pela amizade de mais de 13 anos e pelas contribuições científicas.

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Parasitologia pela oportunidade de formação e às secretárias Sibele e Sumara pelo suporte ao longo do processo. Da mesma forma, agradeço à Escola Nacional de Saúde Pública, onde tive a oportunidade de cursar disciplinas e participar de cursos internacionais que muito contribuíram para minha formação. Agradeço, também, ao professor José Miguel Ortega, pelo suporte no Laboratório de Biodados.

Agradeço à Prefeitura de Porto Alegre pela parceria durante toda a pesquisa, representada pela equipe técnica da Vigilância Ambiental e Epidemiológica, sempre disposta a contribuir com o estudo e sendo fonte de motivação para sua continuidade. Agradeço especialmente ao Getúlio Dornelles, com quem mantive contato mais próximo nos últimos anos.

Agradeço ao Barcelona Supercomputing Center por me receber durante o Doutorado Sanduíche e à professora Rachel Lowe pela orientação nesse período. Agradeço a todos os membros do Global Health Resilience (GHR) que contribuíram com esta pesquisa, em especial, a Remy Spaans, Alba Labres e ao Bruno Carvalho. O Bruno me ensinou muito mais do que imagina, e serei eternamente grata.

À Cláudia Codeço, Leonardo Bastos, Oswaldo Cruz e Flávio Codeço, coordenadores do Infodengue, agradeço pela oportunidade de participar do projeto e de aprender, na prática, sobre as arboviroses no Brasil e os inúmeros desafios associados à sua vigilância. Por meio do Infodengue, tive a oportunidade de conhecer pesquisadores(as) brilhantes que hoje são fonte de inspiração, além dos coordenadores já citados, destaco: Thais Riback, Sara Souza, Iasmim Almeida, Eduardo Corrêa e Ayrton Gouveia. Além de participar da elaboração de trabalhos técnicos e acadêmicos, organizar eventos científicos e estabelecer parcerias. Enfim, foi uma escola!

Agradeço ao Leonardo Bastos pelas contribuições científicas e apoio à divulgação deste trabalho em evento acadêmico.

Agradeço ao CNPq pela concessão da bolsa de Doutorado Sanduíche, e à UFMG, que, por meio de seu programa de desenvolvimento de pessoas, permitiu meu afastamento do trabalho por quase dois anos para a condução desta pesquisa. Aproveito para expressar minha gratidão aos colegas de trabalho, em especial à Lília Santo e ao Anderson Lopes, pela compreensão e empatia demonstradas ao longo de todo o meu processo de doutoramento.

Agradeço ao Elias Manensa Sabe, que surgiu como um anjo – já no finalzinho – e tanto me ajudou na preparação da apresentação desta tese. Serei eternamente grata!

Por fim, agradeço profundamente a todos os bons encontros ao longo da minha trajetória e a cada professora e professor que tive. Sem vocês, nada disso teria sido possível!

Tudo que dura, muda

Mas algo permanece na mudança

... como a água do rio que corre e, mesmo assim, é sempre rio

RESUMO

A dengue é uma arbovirose endêmica no Brasil que, nos últimos anos, tem avançado para áreas de clima temperado no Sul do país. Porto Alegre, capital do Rio Grande do Sul, onde a emergência da dengue é recente, representa um local oportuno para investigar a dinâmica do vetor *Aedes aegypti* e da doença nesse novo contexto climático. Assim, o objetivo desta pesquisa foi descrever o processo de introdução, expansão e estabelecimento do vetor e da dengue no município entre 2001 e 2021, além de identificar fatores associados às suas dinâmicas, por meio da integração de dados epidemiológicos, entomológicos, ambientais, socioeconômicos e demográficos. Foram realizadas análises documentais, estatística de varredura espaço-temporal para detecção de aglomerados de alto risco anuais e modelos estatísticos bayesianos com componentes aleatórios espaciais, definidos ao nível de bairro, e componentes aleatórios temporais mensais. Em Porto Alegre, *Ae. aegypti* foi detectado pela primeira vez em 2001 e, ao longo dos anos, disseminou-se por todo o território, atingindo ampla distribuição até 2016. Apesar disso, a transmissão local foi registrada somente a partir de 2010. No que se refere à distribuição espaço-temporal, a dengue e *Ae. aegypti* apresentaram padrão heterogêneo, com aglomerados mais frequentes no verão e no outono, embora também tenham sido observados durante o inverno. Em escala intramunicipal, o risco de dengue associou-se positivamente à densidade vetorial e a interações envolvendo densidade populacional humana, proporção de domicílios pobres e casos importados. Já a urbanização e a elevação média do terreno associaram-se positivamente à abundância vetorial, enquanto o Índice de Vegetação (EVI) mostrou associação negativa. Em relação à dinâmica temporal mensal, o risco de dengue aumentou com a temperatura mínima do mês anterior, o número de casos importados e a média de fêmeas de *Ae. aegypti*. A contagem de mosquitos associou-se positivamente à temperatura mínima e à precipitação acumulada do mês anterior. O *El Niño* mostrou associação positiva tanto com a dengue quanto com a abundância vetorial, contribuindo para explicar a variabilidade interanual da transmissão. Os resultados indicam o sucesso do estabelecimento do vetor e da dengue em Porto Alegre, com dinâmica marcada por sazonalidade, forte heterogeneidade espacial e associação com fatores climáticos, socioeconômicos, demográficos, assim como a densidade vetorial e os casos importados, evidenciando o caráter multifatorial e socialmente mediado da dengue, o que reforça a necessidade de estratégias intersetoriais e territorializadas de vigilância e controle.

Palavras-chave: *Aedes aegypti*, dengue, espaço–temporal, modelagem Bayesiana

ABSTRACT

Dengue is an arboviral disease endemic in Brazil that, in recent years, has expanded into temperate climate in the southern region of the country. Porto Alegre, the capital of Rio Grande do Sul, where dengue emergence is relatively recent, provides a opportune location to investigate the dynamics of the*Aedes aegypti* and dengue transmission within this new climatic context. Accordingly, this study aimed to describe the introduction, expansion, and establishment of the vector and dengue in the municipality between 2001 and 2021, and identify factors associated with their dynamics, through the integration of epidemiological, entomological, environmental, socioeconomic, and demographic data. Documentary analysis were conducted, along with annual space–time scan statistics to detect high-risk clusters and Bayesian statistical models incorporating spatial random effects defined at the neighbourhood level and monthly temporal random effects. In Porto Alegre, *Ae. aegypti* was first detected in 2001 and, over subsequent years, spread throughout the municipality, achieving wide distribution by 2016. Despite this, local transmission was recorded only from 2010 onwards. Regarding spatio-temporal distribution, dengue and *Ae. aegypti* exhibited heterogeneity, with clusters occurring more frequently in summer and autumn, although clusters were also observed during winter. At the intra-municipal level, dengue risk was positively associated with vector density and with interactions involving human population density, the proportion of poor households, and imported cases. Urbanisation and mean terrain elevation were positively associated with vector abundance, whereas the Enhanced Vegetation Index (EVI) showed a negative association. In terms of monthly temporal dynamics, dengue risk increased with the minimum temperature of the previous month, the number of imported cases, and the mean number of female *Ae. aegypti*. Mosquito counts were also positively associated with minimum temperature and accumulated precipitation in the previous month. El Niño showed a positive association with both dengue incidence and vector abundance, contributing to the explanation of interannual variability in transmission. The findings indicate the successful establishment of the vector and dengue in Porto Alegre, marked by seasonality, spatial heterogeneity, and associations with climatic, socioeconomic, and demographic factors, as well as vector density and imported cases. These results highlight the multifactorial and socially mediated nature of dengue transmission and reinforce the need for intersectoral and territorially targeted surveillance and control strategies.

Keywords: *Aedes aegypti*, dengue, spatiotemporal, Bayesian modelling

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Mapa da expansão da dengue nos municípios brasileiros de 2010 a 2022 . . 26
Figura 2.2 – Ciclo de transmissão da dengue e influência de fatores bióticos e abióticos . 31

Figura 5.1 – Mapa da localização de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 44
Figura 5.2 – Esquema representativo dos modelos bayesianos espaciais e temporais ajustados para as variáveis resposta: casos de dengue e infestação de *Ae. aegypti* 58
Figura 5.3 – Bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 59
Figura 5.4 – Matriz de vizinhança dos bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 62

Figura 6.1 – Distribuição temporal dos casos de dengue autóctones e importados em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2001 a 2021. 73
Figura 6.2 – Casos de dengue notificados e confirmados em Porto Alegre de 2010 a 2021. 74
Figura 6.3 – Casos autóctones de dengue por bairro de 2010 a 2021 Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 75
Figura 6.4 – Tendência mensal dos casos autóctones de dengue de janeiro de 2010 a julho de 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 76
Figura 6.5 – Total de inspeções semanais das MosquiTRAPs, número máximo de armadilhas instaladas e bairros monitorados por ano, Porto Alegre, 2012 a 2021. 77
Figura 6.6 – Positividade das armadilhas MosquiTRAp para *Ae. aegypti* fêmea de 2012 a 2021 em Porto Alegre. 77
Figura 6.7 – Média de fêmeas de *Aedes aegypti* capturadas por semana epidemiológica de setembro de 2012 a dezembro de 2021 em Porto Alegre. 78
Figura 6.8 – Média de *Aedes aegypti* para um subconjunto de 34 bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2012–2018. 79
Figura 6.9 – Série temporal mensal das variáveis climáticas entre novembro de 2009 e julho de 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 80
Figura 6.10 – Distribuição mensal das variáveis climáticas no período de 2009 a 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 81
Figura 6.11 – Série temporal do Índice Oceânico de *El Niño* (ONI) 3.4 entre setembro de 2009 e julho de 2021. 82
Figura 6.12 – Distribuição das variáveis climáticas segundo as fases do fenômeno *El Niño* – Oscilação Sul (ENOS) no período de novembro de 2009 a junho de 2021 83

Figura 6.13 – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Índice de Vegetação Melhorado (EVI) médios por bairro em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de janeiro de 2010 a julho de 2021. 84
Figura 6.14 – Série temporal dos valores médios índices de vegetação NDVI (verde) e EVI (alaranjado) para Porto Alegre de novembro de 2009 a julho de 2021. 84
Figura 6.15 – Matriz de correlação entre variáveis climáticas, EVI e NDVI agregadas por mês para o município de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 85
Figura 6.16 – Distribuição espacial das variáveis socioeconômicas e ambientais por bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 86
Figura 6.17 – Matriz de correlação entre variáveis socioeconômicas e ambientais agregadas por bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 87
Figura 6.18 – Bairros do primeiro registro do vetor e casos de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 89
Figura 6.19 – Emergência de dengue autóctone e incidência acumulada por bairro de janeiro de 2010 a julho de 2021 89
Figura 6.20 – Distribuição espacial dos casos de dengue autóctones e importados em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010 a 2021. 90
Figura 6.21 – Mapas da incidência de dengue (casos confirmados autóctones e importados) por 100.000 habitantes por bairros de 2010 a 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 91
Figura 6.22 – Distribuição dos casos de dengue confirmados por faixa etária de 2010 e 2021, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 93
Figura 6.23 – Incidência de dengue por 100.000 habitantes por ano e grupo etário em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 94
Figura 6.24 – Aglomerados de alto risco para *Aedes aegypti* em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2012–2021. 95
Figura 6.25 – Duração dos aglomerados (*clusters*) de infestação de alto risco de fêmeas de *Aedes aegypti* capturadas por MosquiTRAPs em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 97
Figura 6.26 – Aglomerados de alto risco para casos de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010-2021. 98

Figura 6.27 – Duração dos aglomerados (clusters) de alto risco de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 99
Figura 6.28 – Efeitos marginais condicionais da interação entre casos importados e proporção de domicílios pobres no risco relativo da dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 106
Figura 6.29 – Risco relativo (RR) predito pelo modelo mod_b_22 e probabilidade posterior de RR > 1 para casos de dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 107
Figura 6.30 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo mod_b_22 por bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 107
Figura 6.31 – Casos de dengue observados e preditos para cada bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 108
Figura 6.32 – Efeitos marginais condicionais da interação entre densidade populacional humana e a proporção de domicílios pobres no risco relativo da dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 109
Figura 6.33 – Risco relativo (RR) predito pelo modelo mod_b_25 e probabilidade posterior de $RR > 1$ para casos de dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 109
Figura 6.34 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo mod_b_25 para cada bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 110
Figura 6.35 – Casos de dengue observados e preditos pelo modelo mod_b_25 para cada bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 111
Figura 6.36 – Estimativas dos efeitos fixos do modelo espacial mod_b2_33 – dengue em 34 bairros 112
Figura 6.37 – Efeitos marginais condicionais da interação entre densidade populacional humana e densidade de *Aedes aegypti* no risco relativo da dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 113
Figura 6.38 – Risco relativo (RR) predito pelo modelo mod_b2_33 e probabilidade posterior de $RR > 1$ para casos de dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 114
Figura 6.39 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo mob_b2_33 por bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul Brasil 115

Figura 6.40 – Casos de dengue observados e preditos para bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 115
Figura 6.41 – Estimativas dos efeitos fixos do modelo espacial mod_ae_c3 – *Aedes aegypti* em 34 bairros 118
Figura 6.42 – Estimativas dos efeitos fixos do modelo espacial mod_ae_c6 – *Aedes aegypti* em 34 bairros 118
Figura 6.43 – Razão esperada (RE) e probabilidade de RE $>$ 1 nos modelos mod_ae_c3 e mod_ae_c6 119
Figura 6.44 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo base para os bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 120
Figura 6.45 – Efeitos espaciais estimados pelos modelos mod_ae_c3 e mod_ae_c3 para os bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 121
Figura 6.46 – Estimativas dos efeitos fixos do modelos temporais para dengue de 2010 a 2021 123
Figura 6.47 – Risco relativo estimado para covariáveis selecionadas no modelo mod_6t_c 124
Figura 6.48 – Comparação dos efeitos aleatórios de mês e de ano entre o modelo base e o modelo ajustado com covariáveis mod_6t_c 125
Figura 6.49 – Série temporal de casos de dengue autóctone observados e ajustados pelo modelo mod_6t_c) (2010–2021) 125
Figura 6.50 – Estimativas dos efeitos fixos dos modelos temporais para dengue de 2012 a 2021 128
Figura 6.51 – Risco relativo (RR) estimado para a ocorrência de casos de dengue autóctones de dengue (2012–2021) associado a *Aedes aegypti* 129
Figura 6.52 – Risco relativo (RR) estimado para a ocorrência de casos autóctones de dengue associado a covariáveis climáticas nos modelos selecionados (2012–2021) 129
Figura 6.53 – Risco relativo (RR) de dengue autóctone associado a casos importados (2012–2021) 130
Figura 6.54 – Efeito do mês e ano estimado pelos modelos para casos de dengue (2012 a 2021) 131
Figura 6.55 – Casos observados de dengue autóctone e valores ajustados pelos modelos selecionados no período de 2012 a 2021 132
Figura 6.56 – Razões esperadas estimadas pelo modelo mod_t2.ae1 134

Figura 6.57 – Efeitos de mês e ano estimados pelo modelo mod_t2.ae1 135
Figura 6.58 – Total de fêmeas de *Ae. aegypti* observadas e valores ajustados pelo modelo (*mod_t2.ae1*) no período de 2012 a 2021 136

LISTA DE TABELAS

Tabela 6.1 – Classificação final dos casos de dengue notificados em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, de 2010 a 2021. 74
Tabela 6.2 – Resultado do PCR em tempo real para a detecção de DENV nas amostras de mosquitos de 2012 a 2021 em Porto Alegre. 79
Tabela 6.3 – Incidência anual de casos de dengue por 100.000 habitantes em Porto Alegre e número de bairros com casos confirmados. 90
Tabela 6.4 – Frequência absoluta e relativa dos casos de dengue confirmados em Porto Alegre por grupo de 2010 a 2021, estratificados por variáveis sociodemográficas. 92
Tabela 6.5 – Distribuição dos sorotipos de DENV identificados em amostras de casos de dengue confirmados em Porto Alegre de 2010 a 2021 94
Tabela 6.6 – Resumos das características dos aglomerados (clusters) de *Ae. aegypti*, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010–2021. 96
Tabela 6.7 – Resumo das características dos aglomerados (clusters) de dengue, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010–2021. 98
Tabela 6.8 – Modelo espacial base e modelos múltiplos selecionados para investigar associações de variáveis socioeconômicas, demográficas e ambientais com os casos autóctones de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil . . 105
Tabela 6.9 – Modelo espacial base e modelo múltiplo selecionado para investigar associações de variáveis explicativas com os casos autóctones de dengue em 34 bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 112
Tabela 6.10 – Modelos múltiplos selecionados para investigar a associação de covariáveis com abundância de *Ae. aegypti* em trinta e quatro bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil. 117
Tabela 6.11 – Comparação dos hiperparâmetros do componente espacial e do ajuste global entre os modelos finais e o modelo base 120
Tabela 6.12 – Modelo múltiplo selecionado para investigar a associação entre casos autóctones de dengue e variáveis explicativas no período de 2010 a 2021 . . . 123
Tabela 6.13 – Modelo múltiplo final para casos de dengue autóctone de 2012 a 2021 com e sem dados entomológicos 127

Tabela 6.14 – Modelo múltiplo selecionado para explicar a dinâmica mensal da abundância de *Ae. aegypti* entre 2012 e 2021. 133

LISTA DE QUADROS

Quadro 5.1 – Descrição da fonte, resolução temporal e espacial e unidade das variáveis originais dos dados/variáveis utilizadas no estudo. 45
Quadro 5.2 – Códigos da variável classificação final (CLASSI_FIN) do SINAN para dengue por período. 47
Quadro 5.3 – Descrição das variáveis socioeconômicas e demográficas agregadas por bairro pelo PROCEMPA a partir de dados do Censo demográfico do IBGE de 2010 52
Quadro 5.4 – Descrição das variáveis avaliadas nos modelos espaciais, indicando a origem, e tipo de agregação. 67
Quadro 5.5 – Descrição das interações avaliadas nos modelos espaciais 68
Quadro 5.6 – Descrição das variáveis agregadas por município e avaliadas nos modelos temporais 69
Quadro 5.7 – Métricas de avaliação dos modelos e suas interpretações 70
Quadro 6.1 – Síntese das metodologias e das principais evidências obtidas sobre a dinâmica da dengue e de *Aedes aegypti* em Porto Alegre, 2001–2021. 148

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 23
2 REFERENCIAL TEÓRICO 25
2.1 Aspectos gerais e epidemiologia da dengue no Brasil e na região Sul . . . 25
2.2 O vetor: *Aedes aegypti* 26
2.2.1 Ciclo biológico e comportamento 26
2.2.2 Histórico e estratégias de controle vetorial no Brasil 28
2.2.3 Inovações no monitoramento e controle 29
2.3 Transmissão da dengue e fatores associados à dinâmica do vetor e da doença 30
2.3.1 Clima 31
2.3.2 Índices de vegetação 33
2.3.3 Fatores socioeconômicos e demográficos 34
2.4 Abordagens estatísticas em estudos espaciais e temporais da dengue e *Ae. aegypti* 35
2.4.1 Estatística de varredura espacial e espaço–temporal 35
2.4.2 Modelagem estatística explicativa e preditiva 37
2.4.2.1 Modelo espacial 38
2.4.2.2 Modelo temporal 39
3 JUSTIFICATIVA 41
4 OBJETIVOS 42
4.1 Objetivo geral 42
4.2 Objetivos específicos 42
5 MATERIAIS E MÉTODOS 43
5.1 Área de estudo 43
5.2 Coleta e processamento de dados 44
5.2.1 Variáveis epidemiológicas 46
5.2.2 Variáveis epidemiológicas 46
5.2.3 Variáveis entomológicas 47
5.2.4 Variáveis climáticas 48
5.2.5 Variáveis ambientais 50
5.2.6 Variáveis socioeconômicas e demográficas 52

5.2.7 **Relatórios de gestão e boletim epidemiológico da Secretaria Municipal de Saúde** 53
5.2.8 **Georreferenciamento dos dados** 53
5.3 **Análises exploratórias dos dados** 53
5.4 **Métodos aplicados aos objetivos específicos 1 a 3** 54
5.4.1 **Reconstrução histórica** 54
5.4.2 **Perfil epidemiológico dos casos de dengue** 55
5.4.3 **Detecção de aglomerados espaço–temporais** 55
5.5 **Métodos aplicados ao objetivo específico 4** 57
5.5.1 **Modelagem** 57
5.5.1.1 **Modelos espaciais** 58
5.5.1.2 **Modelos temporais** 63
5.5.1.3 **Etapas da modelagem** 66
5.5.1.4 **Padronização e transformação de variáveis** 70
5.5.1.5 **Estimativa e visualização dos riscos relativos e razões esperadas** 71
5.5.1.5.1 **Cálculo da probabilidade de $RR > 1$ e $RE > 1$ por bairro** 71
5.5.2 **Software** 71
5.5.3 **Comitê de ética** 72
6 **RESULTADOS E DISCUSSÃO** 73
6.1 **Análise descritiva** 73
6.1.1 **Dados epidemiológicos** 73
6.1.2 **Dados entomológicos** 76
6.1.3 **Detecção de vírus em amostras de mosquitos** 79
6.1.4 **Dados climáticos locais e *El-Niño* Oscilação Sul (ENSO)** 80
6.1.5 **Índice de vegetação** 83
6.1.6 **Análise da correlação entre variáveis climáticas e EVI e NDVI** 85
6.1.7 **Distribuição espacial das variáveis socioeconômicas e ambientais** 86
6.2 **Resultados e discussão (objetivos de 1 a 3)** 88
6.2.1 **Reconstrução histórica** 88
6.2.2 **Perfil epidemiológico dos casos de dengue** 91
6.2.3 **Sorotipos de DENV circulantes entre os casos de dengue** 94
6.2.4 **Aglomerados de alto risco** 95

6.2.5 Discussão (objetivos específicos 1 a 3) 100
6.3 Resultados e discussão (objetivo específico 4) 104
6.3.1 Modelo espacial 104
6.3.1.1 Modelos para casos autóctones de dengue 104
6.3.1.1.1 Análise sem dados entomológicos 104
6.3.1.1.2 Análise com dados entomológicos 111
6.3.1.2 Modelos para abundância de *Ae. aegypti* 116
6.3.2 Modelo temporal 122
6.3.2.1 Casos de dengue de 2010 a 2021 122
6.3.2.2 Casos de dengue de 2012 a 2021 126
6.3.2.3 *Aedes aegypti* de 2012 a 2021 132
6.3.3 Discussão (objetivo específico 4) 136
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS 149
REFERÊNCIAS 154
APÊNDICE 174
ANEXOS 234

1 INTRODUÇÃO

A dengue é uma arbovirose que tem seu agente etiológico DENV (*Orthoflavivirus denguei*) transmitido por mosquitos e ocorre principalmente em regiões urbanas e semi–urbanas. Nas últimas décadas, observou–se rápida expansão geográfica e aumento de incidência no mundo, com registro de transmissão em aproximadamente 100 países/territórios e mais de 14 milhões de casos somente em 2024 (Organização Mundial da Saúde, 2025). Esse cenário reforça a importância dessa doença na saúde pública global.

O Brasil tem vivenciado epidemias de dengue há quase 40 anos desde a sua re-emergência e re-estabelecimento no país em 1986 (Braga; Valle, 2007). Em consonância com a tendência global, desde 2022, epidemias de magnitude nunca antes registradas assolaram o país, impulsionadas pela disseminação para áreas previamente pouco afetadas, notadamente na região Sul. Em 2024, o país enfrentou a maior epidemia já registrada, com mais de 6,5 milhões de casos notificados (SAÚDE, 2025).

No território nacional, o vetor comprovado da dengue é o *Aedes aegypti* (Linnaeus, 1762), um mosquito sensível ao clima, altamente adaptado ao ambiente urbano e de hábitos diurnos (FORATTINI, 1996). O mosquito–tigre, *Aedes albopictus* (Skuse, 1894), também ocorre no país, com distribuição mais associada a áreas periurbanas, rurais, e de mata (Lima-Camara; Honório; Oliveira, 2006). Embora seja um vetor competente, com detecção de DENV nessa espécie (Rezende et al., 2020; Bezerra et al., 2016; Medeiros et al., 2018), seu papel na dinâmica de transmissão da dengue no Brasil permanece menos compreendido.

O mosquito *Ae. aegypti* está amplamente disseminado em todo o território brasileiro, incluindo a região Sul, onde a ausência ou a baixa infestação vetorial foi, por longo período, atribuída a barreiras climáticas. A capacidade de colonização do mosquito em tais locais indica que zonas de clima temperado estão se mostrando adequadas para o vetor, como observado em outros países do Cone Sul (Basso et al., 2012; Estallo et al., 2020).

Ainda que o aquecimento global seja frequentemente apontado como motor da expansão vetorial, persistem lacunas na quantificação do efeito climático e da separação da sua influência frente a outros determinantes antrópicos e ecológicos, como mudanças de uso e ocupação do solo, interação entre espécies, ou mesmo dispersão através de circulação de pessoas e mercadorias (Lyberger et al., 2025).

A presença do vetor é um risco para a transmissão de dengue, porém não é determinante. Há contextos em que populações de *Ae. aegypti* persistem sem transmissão sustentada de arboviroses, fenômeno descrito como "Aegyptism without arboviruses" (Olson et al., 2021). Para que a transmissão ocorra, além de um vetor competente, é essencial que haja circulação viral e uma população imunologicamente susceptível, além da interação entre aspectos ambientais, socioeconômicos e demográficos favoráveis (Paz-Bailey et al., 2024; Kolimenakis et al., 2021).

O espaço urbano possui configuração heterogênea, o que impacta na dinâmica de transmissão e distribuição da dengue. As diversas dimensões da paisagem urbana, incluindo fatores ambientais, socioeconômicos e demográficos, assim como suas interações, podem resultar em distintas classes de riscos para a transmissão da doença. A presença de microclimas, por exemplo, pode gerar condições de sobrevivência variadas para o vetor *Ae. aegypti* (Lana et al., 2018). Adicionalmente, no contexto das mudanças climáticas, tais heterogeneidades podem propiciar e potencializar diferentes cenários favoráveis à transmissão de arboviroses.

Diante deste quadro, investigações em escala intramunicipal tornam-se essenciais para elucidar como variáveis da paisagem urbana se associam à distribuição e transmissão da dengue e populações de seus vetores, especialmente em áreas de emergência recente da doença, como é o caso de Porto Alegre, capital do Rio Grande do Sul.

Porto Alegre é uma importante metrópole brasileira com alta conectividade por transporte aéreo, rodoviário e aquaviário. Devido à sua história recente de emergência da dengue, ao clima temperado e a um contexto ecoepidemiológico potencialmente distinto das capitais tropicais onde a doença já está estabelecida há décadas, a cidade representa uma área estratégica de estudo para gerar conhecimento que contribua na compreensão desse novo contexto de transmissão da doença e estabelecimento de seu vetor.

A hipótese deste estudo é que a expansão e o estabelecimento do vetor *Ae. aegypti* em Porto Alegre, associados à introdução frequente de casos importados e à existência de uma população imunologicamente suscetível, favoreceram a transmissão autóctone de dengue, sendo a dinâmica espacial e temporal tanto do vetor quanto da doença no município influenciada por fatores climáticos, ambientais, socioeconômicos e demográficos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Aspectos gerais e epidemiologia da dengue no Brasil e na região Sul

A dengue é uma doença causada por um arbovírus de RNA pertencente à família Flaviviridae e ao gênero *Orthoflavivirus*, sendo conhecidos quatro sorotipos virais (DENV–1, DENV–2, DENV–3 e DENV–4) (International Committee on Taxonomy of Viruses (ICTV), 2017). Trata–se de uma arbovirose, termo derivado da expressão em inglês *Arthropod–borne viruses*, que designa doenças causadas por vírus transmitidos por artrópodes, como os mosquitos (World Health Organization, 1985).

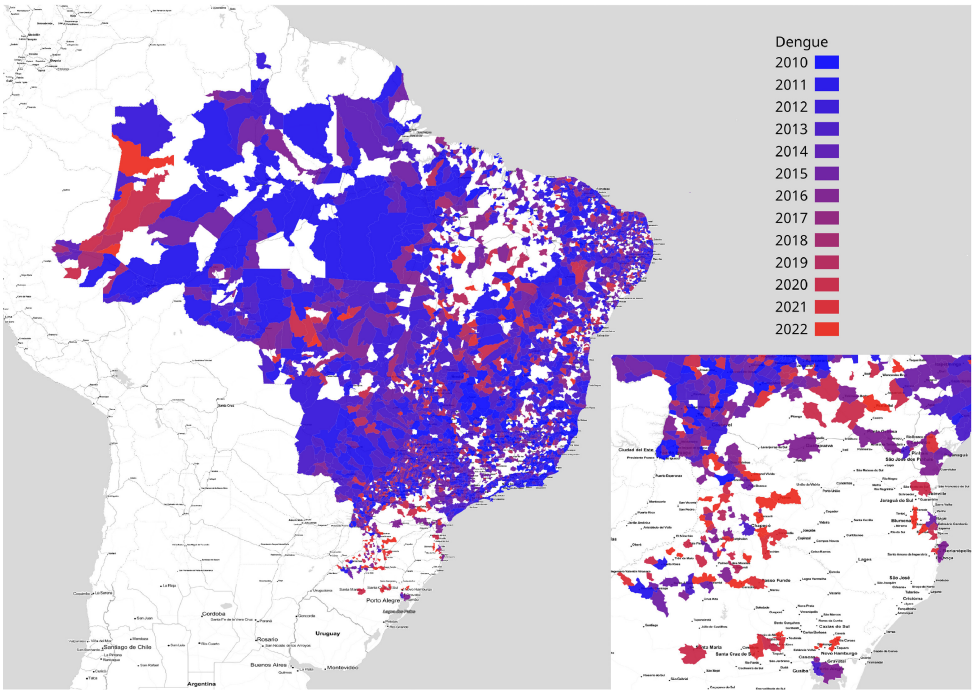
Considera-se que o indivíduo, ao se infectar por um sorotipo, desenvolve imunidade duradoura àquele sorotipo e imunidade cruzada e temporária aos outros sorotipos, o que pode ter implicações no padrão interanual das epidemias de dengue (Halstead, 2014). Assume–se que, na ausência de infecção prévia, a suscetibilidade ao vírus seja universal (BRASIL, 2002).

O DENV é transmitido pela picada de mosquitos do gênero *Aedes* sp., sendo o *Aedes aegypti* o único vetor comprovado no Brasil. O espectro da doença varia de casos assintomáticos até casos graves, sendo os sintomas mais comuns muito inespecíficos, tais como: febre alta, dor de cabeça ou atrás dos olhos, enjoo, indisposição, dor nas articulações e manchas vermelhas pelo corpo (OPAS/OMS, 2024).

Desde 2022, o Brasil tem registrado número recorde de casos. Em 2024, foi o país com maior número de notificações no mundo, com mais de 6,5 milhões de casos notificados e 6.321 óbitos (SAÚDE, 2025; Organização Mundial da Saúde, 2025). Historicamente, as regiões Centro–Oeste e Sudeste do país possuem as maiores incidências. Entretanto, desde 2019 observa–se um recrudescimento da doença na região Sul. Em 2024, na semana epidemiológica 26, a região Sul apresentou a segunda maior incidência entre todas as regiões brasileiras (3.880,9 casos por 100 mil habitantes) (SAÚDE, 2025).

Esse aumento de magnitude de casos notificados coincidiu com a expansão geográfica da doença. De 2018 a 2022, em 481 municípios brasileiros houve, pela primeira vez, o registro de transmissão comunitária de dengue, adicionando cerca de 8,7 milhões de pessoas à população em risco (Figura 2.1). O avanço foi especialmente marcante na região Sul, com destaque para Santa Catarina e Rio Grande do Sul, onde o número de novos municípios com transmissão cresceu acentuadamente em 2022 (Codeco et al., 2022).

Figura 2.1 – Mapa da expansão da dengue nos municípios brasileiros de 2010 a 2022



Fonte: CODEÇO et al. 2022. DOI:https://doi.org/10.1016/j.lana.2022.100274.

A expansão geográfica da dengue acompanha a disseminação do seu principal vetor, *Ae. aegypti*, espécie amplamente adaptada ao ambiente urbano e presente em praticamente todo o território brasileiro (Pimenta, 2004; Gubler, 2011; Abbasi, 2025).

2.2 O vetor: *Aedes aegypti*

A espécie *Aedes (Stegomyia) aegypti* (Linnaeus, 1762) (Diptera:Culicidae) é um mosquito cosmopolita responsável pela transmissão de diversos vírus, como os da dengue (DENV), chikungunya (CHIKV), Zika (ZIKV) e febre amarela (YFV), sendo, portanto, de grande importância para a saúde pública (Souza-Neto; Powell; Bonizzoni, 2019). Esse mosquito, de hábito diurno e antropofílico, encontra no ambiente urbano uma ampla disponibilidade de locais para o seu desenvolvimento e fontes de alimento (Consoli; Oliveira, 1994).

2.2.1 Ciclo biológico e comportamento

O ciclo de vida do *Ae. aegypti* é holometábolo, composto pelas fases de ovo, larva (com quatro estádios), pupa e adulto. A duração média desse ciclo é de 7 a 10 dias (Borges, 2025).

Nas fases imaturas (larva e pupa), o mosquito se desenvolve em ambiente aquático e esses locais são denominados criadouros (artificiais ou naturais). No ambiente urbano, os criadouros mais comuns são pequenos recipientes, como vasos de plantas, potes e depósitos de água (Consoli; Oliveira, 1994).

Após a emergência do adulto, os machos estão aptos a copular depois de aproximadamente 24 horas, tempo necessário para a rotação da genitália (Roth, 1948), mesmo intervalo de tempo em que as fêmeas tendem a exibir um padrão refratário aos machos (RAMÍREZ-SÁNCHEZ et al., 2023). Esses mosquitos se alimentam de substâncias açucaradas e também de sangue, no caso das fêmeas.

As fêmeas realizam o repasto sanguíneo, ou seja, picam e sugam o sangue de um vertebrado, geralmente um humano para obter aminoácidos necessários para a maturação e desenvolvimento dos ovócitos (Clements, 1999). Elas são atraídas até o hospedeiro através de pistas visuais e olfativas, mecanismo similar ao que as atrai para criadouros onde irão depositar os ovos (Bentley; Day, 1989).

O ciclo gonotrófico, que vai desde o repasto sanguíneo até a oviposição (Klowden; Briegel, 1994), dura, em média, quatro dias (Casas-Martínez et al., 2020). Assim, considerando condições médias, uma nova geração de mosquitos adultos pode ser gerada entre 12 e 15 dias.

Este vetor exibe uma série de comportamentos e adaptações fisiológicas que conferem sucesso à espécie e possuem importantes implicações epidemiológicas. Por exemplo, o *Ae. aegypti* pode apresentar discordância gonotrófica, ou seja, a necessidade de realizar mais de um repasto sanguíneo para completar a postura de ovos viáveis (Scott et al., 1993). Esse aumento no número de picadas pode favorecer a transmissão viral.

No momento da postura, as fêmeas distribuem seus ovos em diversos criadouros, comportamento denominado "*skip oviposition*", ou oviposição aos saltos (Chadee; Corbet, 1987; Abreu et al., 2015), que contribui para o sucesso reprodutivo e a dispersão da espécie. Esses ovos são resistentes à dessecação, e por meio de um mecanismo denominado quiescência, no qual ocorre uma redução metabólica em resposta a condições ambientais desfavoráveis, podem se manter viáveis na natureza por mais de um ano (Diniz et al., 2017; Faull; Williams, 2015).

Esse mecanismo permite a sobrevivência da espécie e o restabelecimento da população adulta quando as condições ambientais se tornam favoráveis. Além disso, pode contribuir para a manutenção do vírus na população vetorial, uma vez que parte desses ovos pode já estar infectada pelo DENV devido à transmissão vertical (Buckner; Alto; Lounibos, 2013).

A distância de voo desse mosquito pode variar conforme a disponibilidade de criadouros, alimento e as características do ambiente. Por exemplo, em áreas de maior adensamento urbano ou em favelas, a dispersão pode diferir daquela observada em regiões com outras configurações espaciais (Freitas; Oliveira, 2009). Contudo, a capacidade de dispersão pelo voo é geralmente baixa. Dessa forma, a ampla dispersão dessa espécie está fortemente associada à dispersão passiva dos ovos por meio de mercadorias e do movimento humano (Laporta et al., 2023).

As variáveis climáticas interferem na biologia da espécie, refletindo-se em sua dinâmica populacional e na capacidade vetorial. A temperatura ótima para o desenvolvimento situa-se na faixa de 24 °C a 28 °C (Consoli; Oliveira, 1994) e por serem organismos ectotérmicos, variações de temperatura associam-se a alterações no metabolismo, na reprodução, no desenvolvimento e na sobrevivência (Reinhold; Lazzari; Lahondère, 2018).

2.2.2 Histórico e estratégias de controle vetorial no Brasil

Após a introdução de *Ae. aegypti* no Brasil, houve campanhas de erradicação, seguidas de reintrodução do vetor. O último registro de erradicação foi em 1973, e a reintrodução em 1976 (Braga; Valle, 2007). O vetor *Ae. aegypti* encontra-se distribuído por todos os estados brasileiros (Pimenta, 2004).

A erradicação do mosquito do território nacional não é mais uma meta dos programas de controle, como foi preconizado no Plano Diretor de Erradicação de *Aedes aegypti* no Brasil (PEAa) na década de 1990. Assim, o objetivo passou a ser a redução da infestação de *Ae. aegypti* (SAÚDE, 2002).

O controle do vetor é a principal estratégia preconizada pelo Programa Nacional de Controle da Dengue (PNCD) para o enfrentamento da doença, e a partir de janeiro de 2024, essa abordagem passou a ser complementada pela introdução da vacina Qdenga no âmbito do Sistema Único de Saúde (SUS) (Triunfol, 2024).

O método tradicional de monitoramento do vetor consiste no monitoramento de formas imaturas (larvas e pupas). A partir de 2003 foi instituído, em nível nacional, o Levantamento Rápido de Índices de Infestação de *Ae. aegypti* (LIRAa) (BRASIL, 2013b). Por meio do LIRAa são obtidos indicadores entomológicos que servem para direcionar ações de controle e investigar a distribuição do vetor. Um dos indicadores obtidos é o Índice de Infestação Predial (IIP), que

representa a porcentagem de imóveis positivos para a presença do vetor (BRASIL, 2013b). Com base no valor do IIP, ele é classificado como satisfatório (< 1), alerta (1 a 3,9) e risco (superior a 3,9).

As principais formas de controle vetorial envolvem o controle mecânico, biológico e o químico com a aplicação de inseticidas (Zara et al., 2016). No entanto, apesar dos esforços contínuos e do elevado volume de recursos empregados, as estratégias tradicionais de controle vetorial têm se mostrado insuficientes para conter a expansão da dengue, especialmente diante da crescente magnitude das epidemias registradas no país. Paralelamente, o uso intenso de inseticidas para o combate do mosquito, resulta na seleção de populações resistentes e na necessidade de substituição dos produtos utilizados (Valle et al., 2019; Campos et al., 2020).

2.2.3 Inovações no monitoramento e controle

Nos últimos anos, novas estratégias de monitoramento e controle vetorial passaram a ser exploradas, algumas das quais estão incluídas nas recomendações do Ministério da Saúde (BRASIL. Ministério da Saúde., 2025). Além do objetivo de reduzir a densidade populacional do mosquito, algumas dessas novas tecnologias têm como princípio modificar a população vetorial de forma que ela não seja capaz de transmitir o vírus, tais como a liberação de mosquitos infectados pela bactéria *Wolbachia* na natureza (Caragata; Dutra; Moreira, 2016).

O propósito da estratégia de soltura desses mosquitos resistentes à infecção por DENV é promover a substituição das populações naturais, resultando, assim, na diminuição da incidência da doença (Douchet et al., 2021; Santos et al., 2022), estratégia que tem demonstrado resultados promissores (Zimmermann et al., 2024).

Em relação ao monitoramento, o objetivo é gerar índices entomológicos de forma rápida e contínua, úteis para a tomada de ações de controle direcionadas e oportunas. Um sistema que atende a essas demandas é o MI-Aedes®. Este é constituído por armadilhas MosquiTRAP desenvolvidas para capturar fêmeas grávidas de *Ae. aegypti* (Eiras; Resende, 2009). Essas armadilhas são dispositivos de cor preta que contêm no seu interior um atraente sintético de oviposição (AtrAedes) e um cartão adesivo onde os mosquitos ficam presos. Essas armadilhas são geolocalizadas e vistoriadas semanalmente, e os mosquitos capturados são contabilizados e encaminhados para avaliação da infecção por vírus da dengue, Zika e chikungunya (Prefeitura Municipal de Porto Alegre, 2025).

Os dados são enviados para um sistema no qual os gestores acessam as informações sobre a abundância e densidade do vetor por semana epidemiológica na forma de mapas e gráficos. Esse sistema fornece o indicador Índice Médio de Fêmeas de *Ae. aegypti* (IMFA) e a partir dele são estabelecidas classes de riscos e níveis de alerta (Prefeitura Municipal de Porto Alegre, 2025).

Alguns trabalhos encontraram correlações entre os índices entomológicos gerados pelo sistema MI-Aedes® e a incidência de dengue em nível municipal (Ferreira et al., 2017; Marques-Toledo et al., 2019), indicando que índices do vetor adulto podem ser utilizados como indicador para priorizar áreas de controle (Ong; Aik; Ng, 2021). Além disso, o monitoramento do vírus na população vetorial é essencial para a vigilância epidemiológica, já que o aumento da incidência de DENV em mosquitos se associa aos casos humanos e pode servir de alerta caso sorotipos ainda não identificados entre os casos esteja em circulação entre os vetores (Sedda et al., 2018).

Apesar das vantagens apresentadas, o MI-Aedes® pertence a uma empresa privada e há custos de implementação e manutenção, tornando-o inviável para grande parte das cidades brasileiras. Diante dessa limitação, o Ministério da Saúde recomenda o uso das armadilhas de oviposição, conhecidas como ovitrampas, para o monitoramento entomológico. A partir da detecção e contagem dos ovos, é possível obter informações sobre a presença e a densidade populacional do vetor, subsidiando o planejamento de ações de controle (BRASIL. Ministério da Saúde., 2025).

2.3 Transmissão da dengue e fatores associados à dinâmica do vetor e da doença

As fêmeas de *Ae. aegypti* adquirem o vírus DENV ao realizar um repasto sanguíneo em um hospedeiro infectado e em fase de viremia. No interior do mosquito, o vírus passa por um processo de multiplicação e migra para diversas partes do corpo, inclusive para as glândulas salivares, o que o torna apto a infectar um próximo hospedeiro no momento da alimentação sanguínea (Novelo et al., 2019).

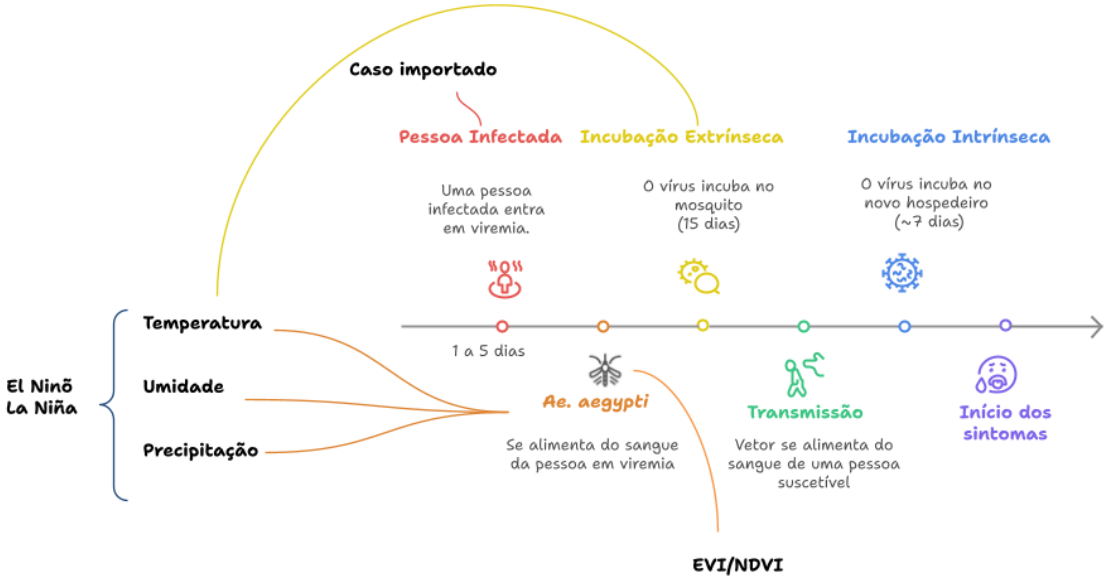
Esse intervalo de tempo entre a ingestão do vírus até a sua chegada na glândula salivar é denominado período de incubação extrínseco (EPI) e possui duração média de 15 dias a 25°C (Chan; Johansson, 2012).

No ser humano, o DENV apresenta um período de incubação intrínseco (PII) médio de 6,9 dias (tempo decorrido entre a infecção e o aparecimento dos primeiros sintomas) (Chan;

Johansson, 2012). A fase sintomática dura geralmente 1—5 dias e coincide com viremia elevada, período em que o indivíduo é fonte de infecção para mosquitos durante a alimentação sanguínea.

Uma região ou ecossistema é receptivo para a dengue/arboviroses quando apresenta condições ideais para a transmissão da doença, como uma densidade mínima de vetores competentes, além de fatores climáticos, ambientais e ecológicos favoráveis (Lana et al., 2017; Liu et al., 2023; Santos et al., 2020; Siqueira et al., 2022). A Figura 2.2 ilustra o ciclo de transmissão da dengue, destacando os principais pontos de influência de fatores bióticos e abióticos.

Figura 2.2 – Ciclo de transmissão da dengue e influência de fatores bióticos e abióticos



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: *El Niño*–Oscilação Sul (ENSO), temperatura, umidade, precipitação, Índice de Vegetação Melhorado (EVI) e Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

2.3.1 Clima

O clima é a condição mais estudada e há uma sólida literatura com evidências sobre o efeito da temperatura, umidade e precipitação sobre a população vetorial e a transmissão da dengue (Liu et al., 2017; Morin; Comrie; Ernst, 2013; Wong; Jim, 2017).

A temperatura e a umidade afetam a longevidade, a fecundidade, a viabilidade dos ovos, a taxa de alimentação sanguínea e o tamanho do vetor (Rueda et al., 1990; Kuno, 1995). Além

disso, o aumento da temperatura diminui o período de incubação do vírus no mosquito ao acelerar a replicação viral. Com isso, mais mosquitos se tornam aptos a transmitir o vírus em um intervalo menor de tempo (Descloux et al., 2012; MARTÍN et al., 2010).

Sem negar esse mecanismo geral, a relação entre temperatura e dengue apresenta heterogeneidade entre regiões, com achados que variam de associações fortes a fracas, ou mesmo à ausência de efeito (Feng et al., 2024; Kirk et al., 2024). Com o propósito de compreender essa variação, Kirk et al. (2024) conduziram uma metanálise a partir de resultados de estudos publicados entre 1981 e 2017 e concluíram que a direção e a intensidade da correlação entre a temperatura e a dengue são influenciadas pela média de temperatura do local de estudo, pela interação com outras variáveis climáticas, por características socioeconômicas e demográficas e carga da doença, reforçando a necessidade de estudos locais.

O mesmo ocorre com a precipitação, cujo efeito sobre a população vetorial está associado, principalmente, à formação de criadouros utilizados pelas fêmeas para oviposição (Ibarra et al., 2013). No entanto, a magnitude e a direção desse efeito variam conforme o contexto local, incluindo os tipos de criadouros predominantes, a escala espacial e temporal analisada e fatores socioculturais (Ibarra et al., 2013; Newman et al., 2024).

Por exemplo, em áreas com escassez ou irregularidade de abastecimento de água, o armazenamento inadequado favorece a reprodução do mosquito, elevando a densidade vetorial (Newman et al., 2024; TREWIN et al., 2013) e o risco de transmissão de dengue, sobretudo durante secas extremas (Lowe et al., 2021). Onde a pluviosidade é bem distribuída ao longo do ano, o efeito da chuva pode não ser observado (Ferreira et al., 2017); já chuvas intensas podem ter um efeito negativo ao lavar criadouros (Seidahmed; Eltahir, 2016).

Em razão dessa forte influência do clima, especialmente da temperatura, observa-se uma flutuação sazonal da população de *Ae. aegypti*, caracterizada pelo aumento nas épocas mais quentes, período em que geralmente também se observa maior incidência de dengue (Bavia et al., 2020; Descloux et al., 2012; MARTÍN et al., 2010).

Fenômenos climáticos globais como *El Niño*–Oscilação Sul (ENSO) são capazes de influenciar a dinâmica de doença sensíveis ao clima ((Mokhtar et al., 2024)). O ENSO, por exemplo, é capaz de alterar a circulação atmosférica global, e com isso, influenciar a temperatura e a precipitação em todo o planeta. Esse fenômeno climático pode apresentar três fases: (a) *El Niño*: temperatura da superfície do mar (TSM) acima da média no Pacífico tropical central e

oriental, (b) *La Niña*: TSM abaixo da média na mesma região; e (c) Neutra: TSM próximas da média (NOAA Pacific Marine Environmental Laboratory, 2025).

A evidência da relação entre o fenômeno ENSO e a incidência de dengue e infestação de *Ae. aegypti* é identificada em diversas regiões do mundo (Mokhtar et al., 2024; Pirani et al., 2024), e o meio pelo qual isso ocorre está diretamente relacionado às teleconexões que esse fenômeno climático global estabelece com o clima regional/local (Tian et al., 2025).

Devido à extensão territorial do Brasil, os efeitos do ENSO sobre o clima local são variáveis. De maneira geral, durante a fase *El Niño* observa-se uma diminuição das chuvas nas regiões Norte e Nordeste, e aumento na região Sul. Já em anos de *La Niña*, o padrão se inverte (Cirino et al., 2015).

Estudos realizados nas regiões Sudeste e Nordeste do Brasil têm demonstrado associações positivas entre a fase *El Niño* e os índices vetoriais (Pirani et al., 2024) e epidemias de dengue (Ferreira et al., 2022). No entanto, ainda há uma escassez de investigações sobre esses efeitos na Região Sul, o que evidencia uma lacuna importante a ser explorada.

2.3.2 Índices de vegetação

A vegetação pode alterar o microclima e oferecer micro–habitats propícios à reprodução e à sobrevivência de mosquitos, por meio de sombreamento, conservação da umidade e disponibilidade de matéria orgânica (Mahato et al., 2025a).

Contudo, assim como ocorre com as variáveis climáticas, o efeito sobre a dengue é variável e está relacionado à interação com outros aspectos do território, como, por exemplo, a vulnerabilidade socioeconômica (Cunha et al., 2021).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) e o Índice de Vegetação Melhorado (*Enhanced Vegetation Index* – EVI) medem a quantidade e o vigor da vegetação em uma área. Ambos assumem valores entre -1 e $+1$: valores baixos costumam indicar superfícies pouco vegetadas (rocha, areia, solo exposto), enquanto valores altos sugerem vegetação mais densa e saudável. Os dois índices são utilizados em estudos sobre a dengue, sendo o NDVI o mais comum.

É importante salientar que a influência das variáveis climáticas e EVI/NDVI sobre a dinâmica temporal da população vetorial e os casos de dengue raramente é imediata, e pode ser necessário semanas ou meses para que esses efeitos sejam detectados. Por isso, é comum

que modelos estatísticos que investigam essas associações considerem defasagens temporais (Fletcher et al., 2025a).

2.3.3 Fatores socioeconômicos e demográficos

Na literatura não há um consenso sobre o impacto ou associação das condições socioeconômicas com a transmissão da dengue.

Alguns estudos que avaliam os indicadores de pobreza como educação, renda e condições de moradia mostram um risco maior de dengue em populações mais pobres (Bavia et al., 2020; Honório et al., 2009b; Kikuti et al., 2015). Outros demonstram ausência de associação ou, até mesmo, uma correlação negativa (Pastrana et al., 2014; Vernal et al., 2021; Beatty et al., 2011; Teixeira et al., 2002). Isso pode ser parcialmente explicado pela resolução espacial estudada, pois um indicador socioeconômico agregado para uma área grande não é capaz de capturar a desigualdade espacial existente dentro desta mesma área, evidenciando a necessidade de estudos locais em maiores resoluções.

Além disso, essa associação provavelmente depende do momento epidemiológico, uma vez que a imunidade populacional pode ter um impacto na distribuição da doença e não é levada em consideração na maioria dos estudos (Carabali et al., 2021; Freitas et al., 2021).

Dentre os fatores demográficos com implicações na epidemiologia da dengue, destaca-se a densidade populacional humana por estar relacionada a modificações no ambiente urbano capazes de criar condições favoráveis para o aumento da população vetorial e a uma maior chance de contato entre o vetor e o ser humano (PADMANABHA et al., 2012).

Estudos em diversas localidades encontram uma associação positiva entre a densidade populacional humana e a incidência de dengue ou outras arboviroses (Freitas et al., 2019; Hopperstad; Sallam; Reiskind, 2021). Por outro lado, há estudos que descrevem uma relação negativa, sugerindo que áreas mais densamente povoadas podem apresentar melhores condições de infraestrutura, acesso a serviços de saúde e ações de controle vetorial (Sajib et al., 2024a; Schmidt et al., 2011).

Outros fatores importantes na dinâmica de transmissão da dengue são a circulação viral, imunidade prévia ao DENV, urbanização desordenada com infraestrutura precária e mudanças no uso e cobertura da terra (Sallam et al., 2017; Marques-Toledo et al., 2019; Kyle; Harris, 2008).

A circulação viral é facilitada por movimentos migratórios e viagens, constituindo um fator de risco para a expansão e surtos da doença a nível global (Gwee; Chua; Pang, 2021). No Brasil, um país endêmico para dengue, as conexões de curta e longa distância facilitadas pelo movimento humano são importantes para a propagação do vírus e impulsionam a invasão de novos locais já adequados ambientalmente; até 2039, estima-se que 97,2% dos municípios brasileiros serão afetados (Harish et al., 2024).

No ambiente urbano, a interação entre fatores ambientais, socioeconômicos e climáticos cria condições distintas para a proliferação e sobrevivência de *Ae. aegypti* e para o risco de transmissão da dengue (Araujo et al., 2015). Como resultado, tanto o vetor quanto a doença apresentam padrões de focalização no espaço e no tempo. Nesse cenário, a identificação das condições locais que favorecem a presença do vetor e a transmissão da dengue, a partir da integração de diferentes dimensões, permite mapear e priorizar áreas de risco, orientando ações oportunas de vigilância e controle

2.4 Abordagens estatísticas em estudos espaciais e temporais da dengue e *Ae. aegypti*

Diante da expansão da dengue e da ampla disponibilidade de dados epidemiológicos, entomológicos e ambientais, tem-se observado um crescimento no uso de métodos estatísticos voltados à análise espacial, temporal e espaço–temporal da dinâmica da doença e do vetor. Essas abordagens são empregadas para estimar a distribuição e dispersão, projetar cenários futuros, identificar áreas críticas para intervenção, avaliar o impacto de medidas de controle e investigar fatores de risco associados a transmissão (Brady et al., 2025; Alves et al., 2025; Freitas et al., 2025; Fletcher et al., 2025a; Soukavong et al., 2024).

2.4.1 Estatística de varredura espacial e espaço–temporal

A estatística de varredura espacial e espaço–temporal, proposta por Kulldorff (1997), é um método amplamente utilizado para a identificação de áreas de alto e/ou baixo risco para dengue (Freitas et al., 2019; Freitas et al., 2022; Le et al., 2024; Dhewantara et al., 2015), bem como para a análise da infestação vetorial (Melo; Scherrer; Eiras, 2012; Moreyra et al., 2022). A maioria dos trabalhos publicados utiliza uma abordagem retrospectiva. No entanto, o método

também permite aplicações prospectivas, exploradas em menor número de estudos, como o de Le et al. (2024).

Esse método tem sido aplicado principalmente com o objetivo de identificar áreas prioritárias para o controle, além de contribuir para a compreensão da dinâmica espaço–temporal de disseminação da doença e do vetor, sendo a dengue o desfecho mais investigado (Dhewantara et al., 2015).

De maneira geral, os aglomerados (clusters) de alto risco de dengue ocorrem predominantemente nas épocas mais quentes do ano e apresentam tendência de localização em regiões caracterizadas por piores indicadores socioeconômicos (Freitas et al., 2019; Farinelli et al., 2018; Mahato et al., 2025b). Esses achados refletem tanto a sazonalidade da doença nos diferentes contextos analisados quanto sua relação complexa com características populacionais, incluindo desigualdades socioeconômicas.

Apesar da reconhecida sensibilidade do método, nem todos os estudos identificam áreas de alto risco, mesmo na presença de transmissão. Lippi et al. (2020), por exemplo, não observaram clusters espaciais significativos de alto risco em Barbados, evidenciando que a formação e a detecção de aglomerados podem ser fortemente dependentes do contexto local, incluindo características demográficas e padrões de mobilidade populacional.

Embora a maioria dos estudos tenha sido conduzida em regiões tropicais, há aplicações da estatística de varredura em contextos subtropicais. Na Argentina, Moreyra et al. (2022) analisaram a infestação vetorial e identificaram padrões de abundância focalizada do mosquito, com aumento do risco relativo durante o verão. Esses resultados indicam que, mesmo em regiões onde as condições climáticas são menos favoráveis de forma geral, características específicas do espaço urbano, como a disponibilidade e distribuição de criadouros, podem favorecer o vetor em determinados locais.

Algumas investigações ampliaram a análise ao integrar diferentes desfechos epidemiológicos e entomológicos. Siqueira et al. (2022), por exemplo, identificaram aglomerados simultâneos de casos de dengue, densidade de ovos de *Ae. aegypti* e densidade populacional, reforçando o potencial da estatística de varredura para a análise integrada de múltiplos componentes do processo de transmissão.

De forma semelhante, Melo, Scherrer & Eiras (2012) detectaram clusters espaço–temporais tanto da doença quanto do vetor adulto, observando que os aglomerados vetoriais precederam os

clusters de casos humanos em um intervalo de 65 a 94 dias, o que destaca o potencial do método como ferramenta de alerta precoce e de direcionamento de ações de controle focalizado.

A estatística de varredura é uma ferramenta robusta para a detecção de aglomerados da doença e do vetor. Contudo, a identificação dos determinantes associados à transmissão da dengue e a construção de previsões exigem abordagens analíticas complementares, como modelos estatísticos explicativos ou preditivos.

2.4.2 Modelagem estatística explicativa e preditiva

Na modelagem estatística aplicada à dengue e *Ae. aegypti* são comuns os modelos explicativos, voltados a compreender como covariáveis influenciam o desfecho, e os modelos preditivos, cujo principal objetivo é antecipar valores futuros (incidência, risco ou abundância vetorial), buscando oferecer a melhor previsão possível com base nos dados disponíveis (Leung et al., 2023; Descloux et al., 2012; Ferreira et al., 2017).

Enquanto nos modelos explicativos o foco está na interpretação dos parâmetros e na compreensão dos efeitos das variáveis, nos modelos preditivos o foco é a precisão das previsões. Os modelos estatísticos bayesianos têm sido utilizados para ambos os propósitos (Mills et al., 2025; Freitas et al., 2025; Feldstein et al., 2015).

A inferência estatística bayesiana (Migon; Gamerman, 1999) representa incerteza sobre quantidade de interesse por meio de distribuições de probabilidade. Para isso, utiliza-se o conhecimento prévio sobre a variável que está sendo modelada, por meio do uso de distribuições a priori, que é então atualizada com os dados observados e assim obtém-se a distribuição de probabilidades a posteriori para os parâmetros.

A distribuição a posteriori é obtida por meio do Teorema de Bayes, sendo proporcional à função de verossimilhança multiplicada pela distribuição a priori.

O Teorema de Bayes atualiza crenças sobre parâmetros θ à luz dos dados y, que pode ser definido por:

$$p(\theta \mid y) \quad = \quad \frac{p(y \mid \theta)\, p(\theta)}{p(y)} = \frac{p(y \mid \theta)\, p(\theta)}{\displaystyle\int p(y \mid \theta)\, p(\theta)\, d\theta} \propto p(y \mid \theta)\, p(\theta). \tag{2.1}$$

De forma simplificada:

$$p(\theta \mid y) \propto f(y \mid \theta)\, p(\theta),$$

- Priori $p(\theta)$: conhecimento/informação antes de ver os dados.
- Verossimilhança $f(y \mid \theta)$: informação trazida pelos dados.
- Posteriori $p(\theta \mid y)$: atualização das crenças após observar y.

Uma forma eficiente de ajustar modelos bayesianos é por meio do INLA (Integrated Nested Laplace Approximation) (Rue; Martino; Chopin, 2009) que estima a distribuição a posteriori dos parâmetros usando aproximações matemáticas (Laplace), em vez de simulações amostrais, como o Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC) (Gamerman; Lopes, 2006). Sendo a eficiência computacional uma das vantagens do INLA.

Os modelos bayesianos podem estimar efeitos fixos, efeitos aleatórios, que permitem capturar variações latentes; e hiperparâmetros, que são parâmetros que controlam efeitos aleatórios nos modelos. As distribuições marginais posteriores de cada parâmetro mostram o seu efeito isolado, mantendo as outras covariáveis constantes. A partir dessas distribuições, obtêm-se os Intervalos de Credibilidade (IC), que indicam a incerteza associada a cada estimativa.

Os modelos hierárquicos bayesianos são particularmente adequados para dados epidemiológicos, como os da dengue, que apresentam autocorrelação espacial (regiões vizinhas com padrões similares) e temporal (sazonalidade, tendência).

2.4.2.1 Modelo espacial

Os modelos espaciais incluem, em sua especificação, um efeito aleatório espacial que permite separar a variabilidade explicada pelas covariáveis daquela associada a processos latentes estruturados ou não estruturados espacialmente, favorecendo uma interpretação mais realista dos padrões de risco. Ignorar a dependência espacial durante a modelagem estatística de doenças como a dengue pode resultar em estimativas e inferências pouco confiáveis.

Os clássicos modelos espaciais com prior de Besag, York e Mollié (BYM) (Besag; York; Mollié, 1991) têm sido amplamente empregados em análises de dados geoespaciais (Aswi et al., 2019). O modelo BYM combina dois componentes de efeito aleatório: um efeito estruturado

espacialmente, que captura a dependência entre regiões vizinhas por meio de um modelo de vizinhança condicional autorregressivo (CAR), e um efeito não estruturado, que representa a variabilidade aleatória independente entre áreas. Uma limitação do BYM é a falta de identificabilidade entre os dois componentes, o que dificulta a atribuição clara da variabilidade a cada parte do efeito espacial (estruturada e não estruturada)

Uma reformulação do modelo BYM, denominada BYM2 (Riebler et al., 2016b), decompõe o efeito espacial em dois componentes: um efeito estruturado, baseado em vizinhança (modelo CAR/ICAR), que suaviza os valores entre áreas adjacentes; e um componente não estruturado, modelado como IID (independente e identicamente distribuído). Essa reparametrização resolve o problema de identificabilidade presente no modelo original, pois a contribuição relativa de cada componente é controlada por um hiperparâmetro de mistura $\phi \in [0,1]$.

Quando $\phi > 0.5$, a maior parte da variância é explicada pela estrutura espacial (CAR); se $\phi < 0.5$, predomina a variabilidade aleatória não estruturada (IID). Além disso, o modelo estima um hiperparâmetro de precisão τ (o inverso da variância) que indica o grau de variabilidade associado ao efeito espacial total, quanto maior a precisão, menor a variância.

As distribuições a *posteriori* tanto dos efeitos espaciais quanto do preditor são fundamentais para a geração de mapas de risco e de probabilidades de excedência de risco, e essas são ferramentas úteis para a vigilância epidemiológica e entomológica (Soukavong et al., 2024; Salim; Satoto et al., 2025).

2.4.2.2 Modelo temporal

No contexto da dengue e de seu vetor, a inclusão de um efeito aleatório temporal é importante para capturar a sazonalidade não explicada pelas covariáveis ou ruídos específicos de cada ponto no tempo, por exemplo, surtos anuais.

Duas especificações comuns para lidar com sazonalidade utilizam prior `RW1` (passeio aleatório de primeira ordem) ou `RW2` (passeio aleatório de segunda ordem) (Rue; Held, 2005; Blangiardo; Cameletti, 2015); as quais produzem curvas suavizadas ao longo do tempo, adequadas para capturar padrões sazonais e tendências temporais, sem impor formas paramétricas rígidas.

No `RW1`, assume-se que as diferenças entre valores consecutivos da função suave são pequenas, ou seja, cada ponto $f(x_i)$ depende diretamente do valor anterior $f(x_{i-1})$. Isso impõe

uma suavização baseada em primeiras diferenças, favorecendo curvas com mudanças graduais, mas permitindo variações mais abruptas.

Já o `RW2` impõe uma restrição de suavidade mais rigorosa, baseada em segundas diferenças. Isso implica que $f(x_i) - 2f(x_{i-1}) + f(x_{i-2}) \approx 0$, resultando em curvas com transições mais suaves ao longo do tempo. Na prática, isso é particularmente útil para modelar a sazonalidade da dengue, pois evita que oscilações bruscas de curto prazo (ruídos) sejam interpretadas, de forma equivocada, como mudanças no padrão da doença.

Nos últimos anos, as abordagens estatísticas aplicadas ao estudo da dengue e do *Ae. aegypti* têm evoluído significativamente, impulsionadas pelos avanços na disponibilidade de dados com alta resolução temporal e espacial, bem como pelo aumento da capacidade computacional. Esse cenário tem favorecido a aplicação de modelos bayesianos em estudos epidemiológicos sobre a dengue.

Utilizando essa abordagem, Freitas et al. (2025) estimaram faixas epidêmicas probabilísticas de dengue para o Brasil, prevendo 1.526.523 casos como valor mediano para a temporada 2024–2025. O número de casos notificados posteriormente (1.693.806, SINAN) superou a mediana e o limite da faixa de até 50%, mas permaneceu dentro das faixas superiores previstas, indicando desempenho preditivo satisfatório do modelo em contexto prospectivo.

Em Barbados, Fletcher et al. (2025b) propuseram um modelo bayesiano de previsão de surtos de dengue, que foi aplicado como ferramenta de alerta precoce pelo Ministério da Saúde local. Já o estudo de Alves et al. (2025) identificou áreas prioritárias e previu casos de dengue com até quatro semanas de antecedência em escala intramunicipal.

Os resultados dessas investigações reforçam o potencial das abordagens estatísticas bayesianas não apenas para aprofundar a compreensão da dinâmica da dengue, mas também para sua aplicação em contextos operacionais de vigilância e na formulação de políticas públicas baseadas em evidências.

3 JUSTIFICATIVA

A dengue é uma arbovirose de grande relevância para a saúde pública brasileira e é considerada endêmica em grande parte do território nacional. O enfrentamento dessa doença é histórico, marcado por sucessivas epidemias, desafios no controle vetorial e elevados custos sociais e econômicos, incluindo a sobrecarga do sistema de saúde e a perda de vidas.

Devido à ampla extensão territorial do país e à sua diversidade climática, ecológica e socioambiental, observam-se cenários heterogêneos de risco de dengue. Historicamente, a região Sudeste apresenta as maiores incidências; contudo, nos últimos anos, houve uma expansão geográfica da dengue em direção à região Sul, o que resultou em um aumento progressivo de casos. Os estados dessa região destacaram-se durante a epidemia de 2024, a mais grave já registrada no Brasil, figurando entre os dez com maiores taxas de incidência.

Os fatores associados a essa expansão ainda não estão completamente elucidados. Nesse sentido, são necessários estudos que considerem a interação entre clima, características do ambiente urbano e dinâmica vetorial, especialmente em nível local, bem como o impacto de fenômenos climáticos globais, como o *El Niño–Oscilação Sul* (ENSO), ainda pouco investigado na região Sul do país. A integração dessas dimensões pode gerar evidências que auxiliem na compreensão da expansão da doença na região Sul.

Porto Alegre é uma capital do Sul do país, onde a emergência da dengue ocorreu recentemente; possui clima temperado e um histórico de monitoramento entomológico contínuo do vetor adulto há mais de uma década. Dessa forma, configura-se como um local de estudo relevante para investigar a dinâmica da doença e do vetor em um contexto distinto das cidades tropicais brasileiras onde a dengue é endêmica há décadas.

Este estudo propõe-se a reconstruir a trajetória de introdução, estabelecimento e expansão de *Aedes aegypti* e da dengue em Porto Alegre, identificando os fatores climáticos, ambientais e socioeconômicos associados à sua distribuição espacial e temporal e os impactos do *El Niño–Oscilação Sul* (ENSO). Espera-se que os resultados subsidiem estratégias locais de vigilância e controle e contribuam para o entendimento do avanço da dengue na região Sul do país.

4 OBJETIVOS

4.1 Objetivo geral

Compreender a dinâmica espacial e temporal da dengue e do vetor *Aedes aegypti* em uma área urbana de clima temperado do Sul do Brasil, desde o processo de sua introdução até o seu estabelecimento.

4.2 Objetivos específicos

1. Reconstruir historicamente a introdução, expansão e estabelecimento do vetor *Ae. aegypti* e casos de dengue em Porto Alegre;
2. Descrever o perfil epidemiológico dos casos de dengue confirmados em residentes de Porto Alegre no período de 2010 a 2021;
3. Identificar aglomerados espaço-temporais de alto risco de casos de dengue e de abundância do vetor *Ae. aegypti* no município;
4. Identificar fatores climáticos, ambientais, socioeconômicos e demográficos associados à distribuição espacial e temporal dos casos autóctones de dengue e *Ae. aegypti* em Porto Alegre entre 2010 e 2021.

5 MATERIAIS E MÉTODOS

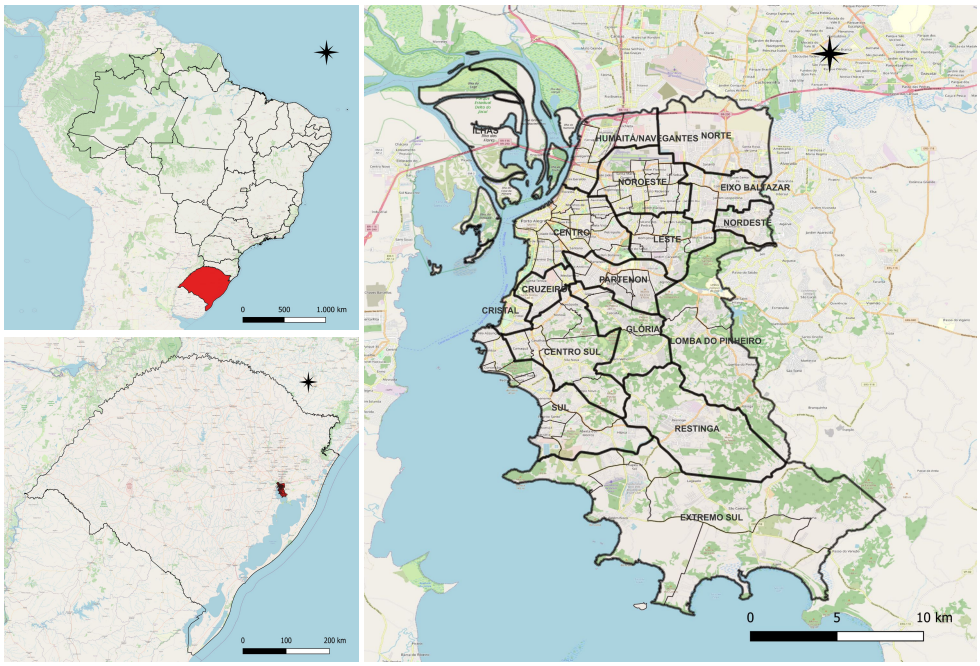
Para alcançar os objetivos deste trabalho, foram conduzidas análises descritivas, estatística de varredura espaço–temporal e modelagem bayesiana. Esta seção está organizada em: (i) área de estudo; (ii) fontes de dados e procedimentos de processamento/harmonização; (iii) análises exploratórias; (iv) métodos referentes aos objetivos específicos 1–3; e (v) modelagem espacial e temporal relacionada ao objetivo específico 4.

5.1 Área de estudo

Porto Alegre (latitude 30°01'40" sul e longitude 51°13'43" oeste), Rio Grande do Sul, Brasil, está localizada em uma planície circundada por morros, limitada pela orla fluvial do lago Guaíba (Figura 2), possui área de 495,39 km^2, sendo a área urbana estimada em 214,91 km^2 Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (2023). A população era de 1.332.845 habitantes em 2022, apresentando densidade populacional de 2.690,5 habitantes por km^2, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (2023).

O município tem altitude média de 10 metros acima do nível do mar e possui clima temperado, caracterizado por precipitações bem distribuídas ao longo do ano e temperatura média anual de 19,7°C, mínima 15,8°C e máxima 24,4°C (Climate Data.org, 2023). O município possui 83 bairros e 17 regiões do orçamento participativo (PROCEMPA, 2011) (Figura 5.1).

Figura 5.1 – Mapa da localização de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.



Fonte: Elaborada pela autora a partir de mapas base do IBGE e PROCEMPA, 2025.
Nota: Divisões administrativas dos estados brasileiros, com destaque para o estado do Rio Grande do Sul e o município de Porto Alegre (à esquerda). À direita, o limite do município é apresentado em destaque, acompanhado da divisão interna por bairros (linhas finas) e por regiões do orçamento participativo (linhas espessas.)

5.2 Coleta e processamento de dados

Os dados utilizados neste estudo foram agrupados em: epidemiológico, entomológico, climático, ambiental, socioeconômico e demográfico. O Quadro 5.1 apresenta a caracterização dos dados originais.

Os dados passaram por etapas de processamento e harmonização espacial e temporal. Foi utilizada como base espacial a divisão territorial dos bairros do Orçamento Participativo de Porto Alegre, totalizando 83 bairros, conforme *shapefile* disponibilizado pela Empresa de Tecnologia da Informação e Comunicação da Prefeitura de Porto Alegre (PROCEMPA).

Além dos dados apresentados no quadro, na etapa de validação foram utilizadas as temperaturas média, umidade relativa do ar e a precipitação diárias, obtidas a partir de estação do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

Quadro 5.1 – Descrição da fonte, resolução temporal e espacial e unidade das variáveis originais dos dados/variáveis utilizadas no estudo.

Grupo	**Dado/variável**	**Resolução espacial**	**Resolução temporal**	**Unidade**	**Fonte**
Epidemiológico	Casos de dengue autóctone e importado (individual)	ponto	diário	–	SMS/POA
	Caso de dengue importado (total ano 2001–2009)	município	anual	–	SINAN/-DataSUS
Entomológico	*Ae. aegypti* fêmeas	ponto	diário	–	SMS/POA
Climático	Temperatura mínima	9 km	diário	K	ERA5–Land
	Temperatura média	9 km	diário	K	ERA5–Land
	Temperatura máxima	9 km	diário	K	ERA5–Land
	Umidade	9 km	diário	%	ERA5–Land
	Precipitação	9 km	diário	m/s	ERA5–Land
	Precipitação	≅5 km	diário	mm	CHIRPS
	ONI 3.4	5°N–5°S, 170°O–120°O	mensal	–	NOAA (ERSST v5)
Ambiental	NDVI	250 m	16 dias	–	MOD13Q1
	EVI	250 m	16 dias	–	MOD13Q1
	NDVI	1 km	mensal	–	MOD13A3
	EVI	1 km	mensal	–	MOD13A3
	Área urbanizada	30 m	2016	%	Mapbiomas
	Área de favela	30 m	2016	%	Mapbiomas
	Elevação	90 m	fixo	m	SRTM
Socioeconômico e demográfico	População humana	Município	anual	–	popBR
	População humana	pixel 100 m	anual	–	*WorldPop*
	População humana por faixa etária	Município	anual	–	DataSUS
	Descarte adequado de resíduos	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Responsáveis analfabetos	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Abastecimento de água rede pública	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Esgotamento sanitário adequado	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Renda média responsável	bairro	Censo 2010	n° salários mínimos	PROCEMPA
	População	bairro	Censo 2010	n°	PROCEMPA
	Esgoto a céu aberto	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Lixo acumulado no entorno	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Domicílios pobres	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	Residentes por domícílio	bairro	Censo 2010	%	PROCEMPA
	População urbana residente favela	bairro	Censo 2010	n°	PROCEMPA
	Relatório de gestão	–	–	–	SMS/POA
	Boletins epidemiológicos	–	–	–	SMS/POA

Fonte: Elaborado pela autora, 2025.

5.2.1 Variáveis epidemiológicas

5.2.2 Variáveis epidemiológicas

No Brasil, a dengue é uma doença de notificação compulsória; por isso, todos os casos suspeitos ou confirmados atendidos nos serviços de saúde devem ser registrados na ficha de notificação e inseridos no Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN). O SINAN, regulamentado em 1998 , reúne informações sobre doenças e agravos em nível nacional (BRASIL, 2023). O Departamento de Informática do SUS (DATASUS) disponibiliza, por meio de ferramentas como o TABNET, a consulta e tabulação de dados públicos do SINAN; alguns dados permanecem restritos por razões éticas.

Casos de dengue notificados em Porto Alegre de 2001 a 2009 a nível municipal originados do SINAN foram obtidos do Tabnet DataSUS, enquanto os dados a nível individual, de 2010 a julho de 2021, foram disponibilizados pela Secretaria Municipal de Saúde de Porto Alegre (SMS–POA) no formato de planilha contendo endereço residencial dos casos, ocupação, idade, raça ou cor, município e bairro de provável infecção, informações laboratoriais, sexo, escolaridade.

Neste estudo foram adotadas as seguintes definições de caso: (a) caso suspeito de dengue (notificado): paciente apresentando doença febril aguda, com duração máxima de sete dias, acompanhada por pelo menos dois dos sinais ou sintomas como dor de cabeça, dor retro orbital, mialgia, artralgia, com ou sem presença de sangramento ou hemorragia, com um histórico epidemiológico positivo, tendo estado em uma área com transmissão de dengue ou presença de *Ae. aegypti* nos últimos 15 dias (BRASIL, 2013a); (b) caso confirmado: que atende à definição de um caso suspeito de dengue e confirmado por critérios laboratoriais ou clínico–epidemiológicos.

Desde 2010 houve mudanças na codificação da classificação final da dengue (Quadro 5.2), assim, considerou–se casos confirmados aqueles que apresentavam os seguintes códigos de classificação final: 1, 2, 3, 4, 10, 11, 12.

O caso confirmado foi adicionalmente classificado como autóctone ou importado: (a) caso autóctone – a transmissão ocorreu localmente, ou seja, um residente de Porto Alegre que adquiriu dengue no município; (b) caso importado – a transmissão ocorreu em um município diferente de Porto Alegre.

Quadro 5.2 – Códigos da variável classificação final (CLASSI_FIN) do SINAN para dengue por período.

Período	**Códigos**
De 2007 a 2012	1 – dengue clássica
	2 – dengue com complicações
	3 – febre hemorrágica da dengue
	4 – síndrome do choque da dengue
	5 – descartado
2013 a 2014	5 – descartado
	10 – dengue
	11 – dengue com sinais de alarme
	12 – dengue grave
A partir de 2015	5 – descartado
	10 – dengue
	11 – dengue com sinais de alarme
	12 – dengue grave
	13 – chikungunya

Fonte: Dicionário de dados – SINAN NET.

Ao longo do estudo, foram utilizadas as seguintes variáveis: total_casos (total de importados e autóctones), total_aut (total de autóctones) e total_imp (total de importados). A descrição de qual variável foi empregada em cada análise encontra-se detalhada nas respectivas seções desta tese.

Os casos foram georreferenciados pelo endereço de residência, seguindo a metodologia descrita em 5.2.8, e posteriormente agregados por bairro. A data dos primeiros sintomas foi utilizada como referência para agregações temporais.

5.2.3 Variáveis entomológicas

O *LIRAa* foi uma metodologia utilizada em Porto Alegre entre 2006 e 2016 como parte da rotina de vigilância. Antes disso, eram realizados levantamentos larvários simples.

No período de setembro de 2012 a dezembro de 2021 o monitoramento dos mosquitos adultos foi realizado através do uso de armadilhas MosquiTRAPs instaladas em áreas externas dos imóveis, em locais fixos, protegidas da chuva e da luz solar, com distância de aproximadamente 250 m entre armadilhas. A SMS–POA escolheu os locais de instalação com base na ocorrência de casos autóctones de dengue e na alta infestação de *Ae. aegypti* medida pelo LIRAa (Getúlio Dornelles Souza, Coordenação-Geral de Vigilância em Saúde, CGVS, Porto Alegre, comunicação pessoal).

A partir dessa base de dados, obteve-se o total de fêmeas de *Ae. aegypti* capturadas, o número de armadilhas vistoriadas e o endereço de instalação. As armadilhas foram georreferenciadas seguindo a metodologia descrita em 5.2.8, e identificou-se o bairro no qual se localizava. A data de vistoria das armadilhas foi utilizada como referência para as agregações/análises temporais.

Neste estudo utilizaram-se os seguintes indicadores de infestação vetorial: (a) abundância vetorial: total de *Ae. aegypti* fêmeas capturadas por unidade temporal; (b) densidade vetorial: média de fêmeas de *Ae. aegypti* por unidade espaço–temporal, calculada como o total de fêmeas capturadas dividido pelo total de armadilhas vistoriadas no período considerado, para cada bairro ou município. Para a densidade vetorial semanal para o município utilizou-se o termo Índice Médio de Fêmeas de *Ae. aegypti* (IMFA).

A SMS–POA também forneceu os resultados dos testes laboratoriais de RT–PCR para detecção do vírus da dengue (DENV) das amostras de fêmeas de *Ae. aegypti* capturadas.

5.2.4 Variáveis climáticas

Para o objetivo específico 4 da Seção 4.2, foram obtidas variáveis climáticas de diferentes fontes. Do servidor do *Barcelona Supercomputing Center* (BSC), que disponibiliza dados do ERA5–Land em resolução de 9 km, foram obtidos:

a) Temperatura: temperatura mínima, média e máxima diárias em Kelvin, obtidas a partir de dados horários da temperatura do ar a 2 metros de altura.

b) Umidade: a umidade relativa do ar (%) foi obtida já calculada a partir da temperatura do ar e da temperatura do ponto de orvalho (*tdps*) diários, utilizando a equação de August–Roche–Magnus (Alduchov; Eskridge, 1996).

c) Precipitação: precipitação diária.

Para a transferência destes dados, foi definido o período de interesse de novembro de 2009 a julho de 2021 e os limites geográficos correspondentes ao município de Porto Alegre (RS), delimitados entre as coordenadas: longitude -51,41° e $-50,94°$ e latitude $-30,31°$ e $-29,87°$.

A temperatura foi convertida de Kelvin para graus Celsius pela subtração de 273,15, enquanto a precipitação, inicialmente em metros por segundo, foi convertida para milímetros

por dia multiplicando–se por 3600 (segundos por hora)$\times$24 (horas por dia)$\times$1000, considerando que 1 metro equivale a 1000 milímetros.

Os arquivos *raster* obtidos, contendo os dados diários de cada variável convertidos para as unidades desejadas, foram processados no *software* R (R Core Team, 2025), utilizando o pacote `terra` (Hijmans, 2023).

Inicialmente, o limite municipal de Porto Alegre foi reprojetado para o mesmo sistema de referência de coordenadas (CRS) do *raster* de dados climáticos, garantindo o alinhamento espacial. Em seguida, foi aplicada a função `mask()`, a qual atribui valores nulos (NA) aos *pixels* localizados totalmente fora do polígono municipal, mantendo apenas os que estão integral ou parcialmente dentro da área de interesse, resultando em nove *pixels*. A partir do *raster* resultante, utilizou-se a função `extract()` com o argumento `weights = TRUE` para calcular a média ponderada de cada variável sobre o município, considerando a proporção da área de cada *pixel* interceptada pelo limite municipal.

Assim, obteve–se uma série diária de dados climáticos para o município. A partir dessa série foram calculadas as médias mensais das temperaturas mínima (`tmin`), média (`tmed`) e máxima (`tmax`), a amplitude térmica diária e a média mensal dessa amplitude (`dif_t`), o número de dias no mês com amplitude térmica diária superior a 10°C (`dif10`), a média mensal da umidade relativa (`umid`) e precipitação acumulada no mês.

Além dos dados citados, foram coletados:

a) Precipitação CHIRPS: Foram obtidos dados diários de precipitação do CHIRPS (*Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data*), disponível na plataforma *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick et al., 2017), com resolução espacial aproximada de 5 km, referentes ao período de novembro de 2009 a julho de 2021. O processamento foi realizado diretamente no GEE, por meio de um *JavaScript*, com o objetivo de obter a precipitação diária representativa do município de Porto Alegre, incorporando a variabilidade espacial da chuva dentro dos limites municipais. Para cada dia do período, a imagem de precipitação diária foi reduzida espacialmente (*reduceRegions*) sobre o polígono municipal, utilizando o redutor `ee.Reducer.mean()`, de modo a calcular a média da precipitação diária nos limites de Porto Alegre. Os resultados de precipitação diária para o município foram organizados em uma tabela e exportados. A partir dessa base, foram calculadas a precipitação acumulada mensal (`rain_mes`) e o número de dias por mês com precipitação superior a 0,03 mm (`n_rain`) (Chen; Moraga, 2025).

b) ONI (Índice oceano de *El Niño*) 3.4: Dado da Região 3.4 (5°N–5°S, 170°W–120°W) obtido do Administração Nacional Oceânica e Atmosférica dos Estados Unidos/Série Estendida de Temperatura da Superfície do Mar–NOAA/ERSST v5. O ONI é uma média móvel de 3 meses das anomalias da TSM.

   De acordo com o NOAA, para que um período seja considerado fase *El Niño*, o ONI deve permanecer acima de $+0{,}5$°C por, no mínimo, cinco meses consecutivos. De forma análoga, valores abaixo de $-0{,}5$°C por pelo menos cinco meses consecutivos caracterizam a fase *La Niña*. Valores entre esses limites indicam condições neutras. A partir dessa definição, foi derivada a variável categórica (`fase`$_e$*nsoutilizadanesteestudoparaidentificarasfases*`El Ni`

As séries de temperatura e umidade do ERA5–Land mostraram alta correlação com as variáveis registradas pela estação meteorológica do INMET (Apêndice C.1). Já a precipitação do ERA5-Land apresentou correlação de 69,5% com o INMET, valor inferior aos 75,5% observados para o CHIRPS $\times$ INMET (Apêndice C.1).

Utilizou–se a precipitação do CHIRPS e a temperatura e umidade do ERA5–Land. A opção por dados de satélite/reanálise deve–se a três fatores:

(a) potencialidade de capturar possível heterogeneidade espacial das variáveis climáticas;

(b) cobertura global e séries temporais consistentes, facilitando comparações entre áreas e ao longo dos anos;

(c) amplo uso na literatura, o que confere reprodutibilidade e comparabilidade aos resultados.

5.2.5 Variáveis ambientais

Também para o objetivo específico 4 da Seção 4.2, foram obtidas variáveis ambientais:

a) NDVI e EVI: O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index, NDVI*) e Índice de Vegetação Melhorado (*Enhanced Vegetation Index, EVI*) foram obtidos de dois produtos: MOD13A3 (resolução de 1 km, mensal) e MOD13Q1 (250 m, 16 dias). Foram calculadas médias de EVI e NDVI a nível de bairro a partir do MOD13Q1 utilizando dados do período de estudo, e médias mensais para o

município a partir do MOD13A3. O processamento dos dados ocorreu por meio do GEE (Gorelick et al., 2017).

b) Urbanização: Foi utilizado o *raster* de uso e cobertura do solo de 2016 da coleção 9 do Mapbiomas (MapBiomas Project, 2025) para calcular a proporção de área urbanizada por bairro. Nessa coleção são definidas 37 ID–classes e na região ocupada por Porto Alegre há presença das seguintes: 3 – Formação Florestal, 9 – Silvicultura, 11 – Campo alagado e área pantanosa, 12 – Formação campestre, 21- Mosaico de usos, 24 – Área urbanizada, 25 – outras áreas não vegetadas, 33 – Rio, 39 – Soja, 40 – Arroz, 41 – Outras lavouras temporárias, 49 – Restinga arbórea, e 50 – Restinga Herbácea. O MapBiomas realiza a classificação de uso e cobertura da terra a partir de imagens do satélite *Landsat* 8, que possui resolução espacial de 30 metros (correspondendo a um *pixel* de 900 m^2). Para estimar a proporção de área urbanizada por bairro, foi contabilizado o número total de *pixels* contidos dentro dos limites de cada bairro e, em seguida, calculada a razão entre o número de *pixels* classificados como classe 24 (área urbanizada) e o número total de *pixels* do respectivo bairro.

c) Favela: Foi utilizado o *raster* favela do módulo urbano do Mapbiomas referente ao ano de 2016 da coleção 9 (MapBiomas Project, 2025) e seguiu–se metodologia similar ao descrito acima para "Urbanização", porém, neste caso, somou–se o número de *pixels* das classes favela (códigos 111 a 114) e dividiu–se pelo total de *pixels* do bairro.

d) Elevação: A partir da imagem do modelo SRTM v4 na resolução de 90 metros (Jarvis et al., 2008), aplicou-se uma máscara dos bairros de Porto Alegre e calculou–se o valor médio da elevação (metros) para cada bairro.

Os arquivos *raster*, recortados pelo limite municipal de Porto Alegre, utilizados para o cálculo da média de elevação, proporções de áreas de favela e áreas urbanizadas, foram obtidos na plataforma GEE (Gorelick et al., 2017). O cálculo e a extração dos dados por bairro foram realizados no *software R* (R Core Team, 2025), utilizando funções da biblioteca `terra` (Hijmans, 2023).

5.2.6 Variáveis socioeconômicas e demográficas

As variáveis socioeconômicas e demográficas foram obtidas da PROCEMPA–POA já calculadas por bairro a partir de dados do Censo Demográfico do IBGE (2010).

A descrição e a sigla de cada variável constam no Quadro 5.3.

Quadro 5.3 – Descrição das variáveis socioeconômicas e demográficas agregadas por bairro pelo PROCEMPA a partir de dados do Censo demográfico do IBGE de 2010

Variável	**Descrição**	**Sigla**
Descarte adequado de resíduos	Percentual de domicílios com descarte adequado de resíduos, em relação ao número total de domicílios	Vgarb
Responsáveis analfabetos	Percentual de responsáveis pelos domicílios que são analfabetos, em relação ao número total de responsáveis por domicílio.	Vil
Abastecimento de água rede pública	Percentual de domicílios com abastecimento de água pela rede pública, em relação ao número total de domicílios	Vw
Esgotamento sanitário adequado	Percentual de domicílios com esgotamento sanitário adequado, em relação ao número total de domicílios	Vas
Renda média responsável	Renda média do responsável familiar por domicílio, em salários mínimos.	Vin
População	Número total de pessoas por bairro	Vpop
Esgoto a céu aberto	Percentual de esgoto a céu aberto no entorno dos domicílios em relação ao total de domicílios.	Vesg_ceu
Lixo acumulado no entorno	Percentual de lixo acumulado nas ruas ao redor dos domicílios em relação ao total de domicílios	Vag
Domicílios pobres	Percentual de domicílios com renda per capita de até meio salário mínimo	Vpoor
Residentes por domicílio	Número médio de moradores por domicílio	Vr
População urbana residente em favela	Percentual da população urbana residente em favelas, em relação à população total do município	Vprs
Residentes por domicílio em moradia precária	Média de moradores em domicílios de habitação precária	Vrs
Moradia precária*	Percentual de domicílios em áreas de habitação precária	Vsh
Densidade populacional	Densidade populacional (habitantes/km^2)	Vd
Pavimentação	Porcentagem de domicílios localizados em áreas com pavimentação, em relação ao total de domicílios	Vpav
Bueiro	Porcentagem de domicílios localizados em áreas com bueiros ou bocas de lobo, em relação ao total de domicílios	Vbueiro

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: *Refere-se a um conjunto constituído de, no mínimo, 51 unidades habitacionais em geral com urbanização fora dos padrões vigentes, denominado como aglomerado subnormal

A população anual do município, estimada pelo CGI Demográfico/RIPSA e CGIAE/SVSA/Ministério da Saúde, e a estimativa populacional por faixa etária/ano obtida no site do DATASUS foram utilizadas para cálculo de incidência de dengue por 100 mil habitantes.

A população anual por bairro e ano foi estimada a partir de imagens do *WorldPop* de resolução 100 metros por *pixel*. Para isso, foi obtidas imagens anuais do Brasil disponíveis de 2010 a 2021. Na sequência, as imagens foram recortadas no QGIS (GRASER; SUTTON; BERNASOCCHI, 2025) utilizando o *shapefile* dos bairros de Porto Alegre como máscara. No mesmo *software*, a população por bairro foi estimada a partir das somas dos valores dos *pixels* dentro de cada polígono (bairro) através de estatísticas zonais. Para 2019 e 2021 não havia imagens disponíveis, assim optou–se por repetir as informações de 2018 em 2019 e as de 2020 em 2021.

5.2.7 Relatórios de gestão e boletim epidemiológico da Secretaria Municipal de Saúde

Os Relatórios de Gestão são instrumentos de planejamento em saúde que apresentam os resultados alcançados pela SMS–POA em cada período. Inicialmente, eram publicadas versões anuais, e a partir de 2010, passaram a ter periodicidade trimestral. Os Boletins Epidemiológicos da SMS/POA divulgam dados e informações sobre doenças e vetores de relevância para o município. A frequência de publicação desses boletins é variável e, nesta pesquisa, foram consultadas as edições disponíveis entre 1999 e 2021.

5.2.8 Georreferenciamento dos dados

Os endereços residenciais dos casos de dengue e do local de instalação das armadilhas *MosquiTRAPs* foram georreferenciados usando a biblioteca `ggmap` (Kahle; Wickham, 2013) e a API de Geocodificação do *Google* (LLC, 2025) no *software R* (R Core Team, 2025).

5.3 Análises exploratórias dos dados

Foram realizadas análises exploratórias para caracterizar a distribuição temporal e espacial das variáveis, incluindo gráficos de séries temporais, histogramas, mapas temáticos e validação cruzada entre fontes de dados.

Foi realizada uma análise exploratória da correlação de Spearman entre as variáveis explicativas. A matriz de correlação foi calculada utilizando a função `cor()` do pacote `stats` enquanto o gráfico da matriz foi gerado por meio do pacote `corrplot` (Wei; Simko, 2021; R Core Team, 2025).

A descrição e resultados de algumas análises exploratórias foram mantidos nos apêndices conforme descrição abaixo:

- Histogramas da variáveis socioeconômicas, demográficas e ambientais (Apêndice B).
- Diagramas de dispersão entre variáveis explicativas (socioeconômicas, demográficas e ambientais) e casos de dengue autóctone e total de *Ae. aegypti* (Apêndice B.2);
- Avaliação da autocorrelação temporal e espacial dos casos de dengue e da abundância de *Ae. aegypti* (Apêndice B.3);
- Validação dos dados obtidos do ERA5–Land e CHIRPS (Apêndice C.1);
- Avaliação da associação das fases do ENSO e as variáveis meteorológicas de Porto Alegre, Rio Grande do do Sul, Brasil, de setembro de 2009 a julho de 2021 (Apêndice C.2);

5.4 Métodos aplicados aos objetivos específicos 1 a 3

Os métodos a seguir foram utilizados para: objetivo específico 1 – realizar a reconstrução histórica de ocorrência da dengue e do *Ae. aegypti* no município no período de 2001 a 2021; objetivo específico 2 – a caracterizar o perfil epidemiológico dos casos de dengue; e objetivo específico 3 – detectar de aglomerados espaço–temporais de alto risco de casos de dengue e de abundância do vetor no município.

5.4.1 Reconstrução histórica

Os relatórios de gestão e boletins epidemiológicos foram lidos e todos os registros que mencionavam os termos: *Aedes*, arbovirose, arbovírus, dengue ou *LIRAa* foram extraídos. A partir destes registros obteve–se informações sobre a data e localização do primeiro registro do vetor e casos de dengue, bem como os bairros infestados.

5.4.2 Perfil epidemiológico dos casos de dengue

Para o objetivo específico 2, caracterizar o perfil epidemiológico dos casos de dengue em Porto Alegre, calculou–se as frequências absolutas e relativas de dengue acumulada para Porto Alegre de 2010 a 2021 por sexo, raça ou cor, faixa etária, educação e ocupação, estratificados por casos confirmados ($n = 1425$), casos confirmados residentes ($n = 1330$) e casos confirmados residentes apenas autóctones ($n = 988$).

Para o cálculo da incidência anual por bairro e para o município (por 100 mil habitantes), utilizou-se a estimativa populacional obtida a partir dos dados do *WorldPop*. Já para o cálculo da incidência por bairro no período total de estudo, empregou-se a média das estimativas populacionais entre 2010 e 2021, uma vez que não havia estimativa disponível para a população do meio do período.

A incidência geral e por faixa etária a nível municipal foi calculada a partir de dados populacionais do início do período obtidos no censo demográfico de 2010 e estimativas do IBGE acessadas pelo DATASUS (BRASIL, 2021). As faixas etárias foram categorizadas conforme recomendações do Ministério da Saúde (BRASIL, 2008): 0 a 4, 5 a 9, 10 a 19, 20 a 39, 40 a 59 e 60 anos ou mais.

5.4.3 Detecção de aglomerados espaço–temporais

Para o objetivo específico 3 foi aplicada a estatística de varredura espaço–temporal (Kulldorff, 1997) de forma retrospectiva para detectar aglomerados anuais de alto risco de infestação por *Ae. aegypti* (número de fêmeas adultas capturadas pela MosquiTRAP) de setembro de 2012 a dezembro de 2021, e de casos de dengue de janeiro de 2010 a julho de 2021 em Porto Alegre.

Nesse método, um cilindro (janela de varredura) percorre a área, variando a base (espaço) e a altura (tempo) para detecção de aglomerados. Aglomerados de alto risco são identificados quando se observa um risco maior dentro do cilindro em comparação com o lado de fora, e os de baixo risco quando ocorre o oposto. A razão entre o risco dentro e fora da janela é denominada risco relativo, calculado da seguinte forma:

$$\text{RR} \quad = \quad \left(\frac{c}{E[c]}\right) / \left(\frac{C-c}{C-E[c]}\right), \tag{5.1}$$

para a qual C é o número total de casos, c é o número de casos observados dentro da janela, $E[c]$ é o número de casos esperados sob a hipótese nula, e $C-E[c]$ é o número de casos esperados fora da janela. O $E[c]$ é calculado por $E[c] = \frac{C}{P} \times p$. sendo P a população total da área de estudo e p a população dentro do aglomerado.

A hipótese nula é que não existe um aglomerado no interior do cilindro e a hipótese alternativa, que há um maior risco dentro do cilindro em comparação com o exterior. A significância estatística é obtida via simulações de Monte Carlo e a hipótese nula é rejeitada quando o valor de p < 0,05.

O aglomerado com a máxima verossimilhança é denominado aglomerado mais provável, ou seja, aquele com a menor probabilidade de ter ocorrido por acaso.

A função de verossimilhança é

$$\text{LLR} = c \ln\left(\frac{c}{E[c]}\right) + (C-c) \ln\left(\frac{C-c}{C-E[c]}\right). \tag{5.2}$$

Quando não há informação sobre a população sob risco, uma alternativa é o modelo de permutação espaço–temporal (Kulldorff et al., 2005), no qual os valores esperados são derivados apenas da distribuição dos casos observados, condicionando-se às marginais espaciais e temporais. Assim como no modelo de Poisson, a identificação de aglomerados baseia-se na maximização da razão de verossimilhança.

As análises foram conduzidas separadamente para cada ano epidemiológico, a fim de captar padrões espaço-temporais específicos de cada ciclo epidemiológico, os quais poderiam apresentar maior variabilidade por se tratar dos primeiros anos de estabelecimento da doença no município. Para definição do ano epidemiológico, considerou-se o intervalo compreendido entre o primeiro dia da semana epidemiológica 01 e o último dia da semana 52 ou 53, conforme o ano.

Os dados diários foram processados considerando uma agregação temporal de 7 dias, realizada automaticamente pelo *software* SatScan. A duração mínima do aglomerado foi definida como 21 dias, considerando o período médio de incubação extrínseco e intrínseco do vírus

a 25°C (Chan; Johansson, 2012) e o ciclo de vida do vetor, e a duração máxima para 50% do período de estudo (aproximadamente 183 dias).

a) Aglomerados espaço-temporais de fêmeas de *Ae. aegypti* capturadas: o modelo de distribuição de permutação espaço-temporal foi aplicado usando as coordenadas geográficas de instalação de cada armadilha e a data de inspeção. A janela espacial máxima foi definida como 50% da população em risco, definida como a contagem total de mosquitos capturados. A função de verossimilhança para uma janela específica é proporcional à Equação 5.2.

b) Aglomerados espaço-temporais de casos de dengue: Utilizou-se o número de casos confirmados de dengue entre os residentes de Porto Alegre agregados por bairros e data de início dos sintomas. A análise utilizou as coordenadas geográficas do centróide dos bairros, a data de início dos sintomas e as contagens da população humana como a população em risco. O tamanho espacial máximo do aglomerado foi definido como 10% da população em risco. Nenhum dos bairros foi excluído das análises pois a proporção máxima da população registrada era menor do que o tamanho máximo determinado para o aglomerado.

   Foi utilizado um modelo de Poisson, cuja função de verossimilhança para uma janela específica é proporcional à Equação 5.2 (Kulldorff, 1997).

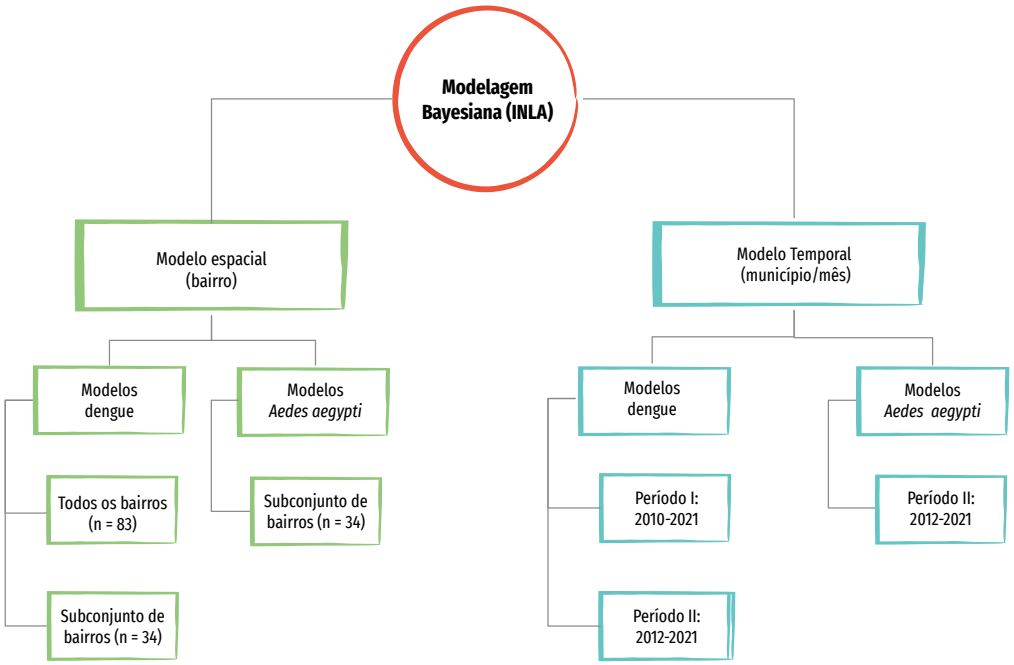
5.5 Métodos aplicados ao objetivo específico 4

Com o objetivo de investigar a relação entre variáveis socioeconômicas, demográficas, ambientais e climáticas com a distribuição espacial e temporal da dengue e do vetor *Ae. aegypti* no município de Porto Alegre (RS), foram ajustados modelos espaciais (por bairro) e temporais (por mês) na abordagem bayesiana conforme metodologia descrita abaixo.

5.5.1 Modelagem

Foram ajustados modelos espaciais (por bairro agregado para o período de estudo) e temporais (para todo o município por mês) considerando dois desfechos separadamente: casos de dengue e infestação de *Ae. aegypti* (Figura 5.2).

Figura 5.2 – Esquema representativo dos modelos bayesianos espaciais e temporais ajustados para as variáveis resposta: casos de dengue e infestação *de Ae. aegypti*



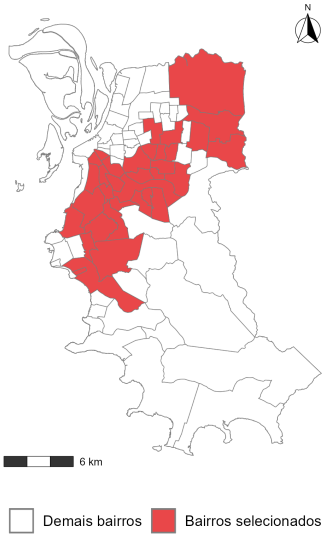
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

5.5.1.1 Modelos espaciais

Todos os modelos foram especificados sob abordagem bayesiana utilizando INLA – Integrated Nested Laplace Approximation (Rue; Martino; Chopin, 2009) com o pacote de mesmo nome no `R` (R Core Team, 2025), adotando–se as prioris padrão fornecidas pelo pacote. Efeitos aleatórios foram incluídos para capturar dependências espaciais (BYM2) (Riebler et al., 2016a) ou temporais (*RW*2 para mês; *IID* para ano) (R-INLA, 2025). As especificações serão explicadas em detalhes nas subseções subsequentes.

Para a etapa de modelagem espacial, as variáveis foram agregadas ao nível de bairro para duas áreas distintas: para todo o município de Porto Alegre e para um subconjunto de 34 bairros Figura 5.3. Esta segunda área foi delimitada em função da disponibilidade e da qualidade dos dados entomológicos.

Figura 5.3 – Bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Os polígonos em vermelho pertencem ao subconjunto de 34 bairros selecionados.

Os dados de *Ae. aegypti* estavam disponíveis para até 64 bairros do município, porém a duração e a época do monitoramento, bem como a quantidade de armadilhas instaladas e o número de vistorias realizadas, variaram substancialmente entre eles ao longo dos anos. Diante disso, estabeleceu-se critérios para selecionar os bairros que comporiam a área de análise nos modelos espaciais (os que possuem mosquitos como variável resposta e aqueles nos quais o indicador entomológico entra como covariável), de modo a obter indicadores menos influenciados pelo tamanho amostral e pelo tempo de monitoramento.

Embora houvesse dados entomológicos disponíveis de setembro de 2012 a julho de 2021, nesta etapa foram considerados apenas os dados entre setembro de 2012 e dezembro de 2018. A exclusão de 2019 a 2021 deve–se à diferença expressiva na média de mosquitos capturados em relação aos anos anteriores, relacionada mais a questões logísticas de monitoramento das armadilhas do que à dinâmica do vetor no município.

A partir desses critérios, foram selecionados os bairros que apresentaram pelo menos 12 meses de monitoramento contínuo e, no mínimo, três armadilhas distintas por mês. Após essa filtragem inicial, o bairro Farrapos (ID 181) foi excluído: embora atendesse aos requisitos de monitoramento, sua posição geográfica era isolada em relação aos demais, o que impossibilitava a construção da matriz de vizinhança baseada na contiguidade de bordas. Assim, definiu-se uma

área de estudo composta por 34 bairros, com períodos de monitoramento variaram entre 28 e 76 meses (Figura 5.3).

Apesar dos critérios aplicados, o número de vistorias entre os bairros selecionados ainda apresentou grande variação, possivelmente relacionada às diferenças no tamanho das áreas. Bairros mais extensos demandam um número maior de armadilhas para cobrir adequadamente o território, o que impacta diretamente a quantidade total de vistorias realizadas. Portanto, para avaliar se o número de vistorias influenciava a densidade média de mosquitos observada por bairro, foi ajustado um modelo linear generalizado (GLM) (McCullagh; Nelder, 1989), detalhes podem ser consultados no Apêndice A.

Conforme a Figura 5.2, três processos de modelagem espacial foram realizados separadamente:

a) para as contagens de casos de dengue autóctones por bairro confirmados entre janeiro de 2010 e julho de 2021 em toda Porto Alegre;

b) para as contagens de casos de dengue autóctones por bairro confirmados entre janeiro de 2010 e julho de 2021 no subconjunto de 34 bairros;

c) para a abundância de *Ae. aegypti* (total de fêmeas capturadas) por bairro no subconjunto de 34 bairros de setembro de 2012 a dezembro de 2018.

A modelagem b) considera apenas os 34 bairros (Figura 5.3) que possuem dados entomológicos de qualidade para avaliar a contribuição da infestação de *Ae. aegypti* na distribuição dos casos de dengue.

Os modelos espaciais seguiram a seguinte estrutura geral:

$$\begin{aligned} Y_i &\sim \text{Poisson}(\mu_i) \\ \log(\mu_i) &= \log(E_i) + \beta_0 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k X_{ik} + b_i \end{aligned} \tag{5.3}$$

em que:

- Y_i: contagem do desfecho no bairro i;
- μ_i: número esperado do desfecho no bairro i segundo o modelo;
- E_i: termo de *offset*, explicado abaixo;

- β_0: intercepto;
- X_{ik}: valor da k-ésima covariável no bairro i;
- β_k: coeficiente associado à covariável k, quando avaliada de forma linear; alternativamente, covariáveis contínuas podem ser modeladas de forma não linear por funções suaves ($RW2$);
- b_i: efeito aleatório espacial do modelo BYM2 (Besag-York-Mollié 2)

As associações lineares entre as covariáveis e os desfechos foram modeladas por meio de uma especificação paramétrica. Para investigar possíveis relações não lineares, as covariáveis contínuas foram discretizadas com a função `inla.group()` e modeladas por meio de termos suavizados com prior $RW2$, permitindo capturar variações não lineares. Esses efeitos são aqui denominados efeitos flexíveis.

O BYM2 (Riebler et al., 2016a) é uma reformulação do modelo original de Besag, York & Mollié (1991) composto um componente espacialmente estruturado baseado em vizinhança (modelo CAR; (Besag, 1974)) e um componente não estruturado (efeito aleatório independente). A sua especificação é dada por:

$$b_i = \frac{1}{\sqrt{\tau_b}}(\sqrt{1-\phi}v_i + \sqrt{\phi}u_i)$$

para a qual, v_i representa o efeito não estruturado independente e identicamente distribuído (IID), u_i representa o efeito estruturado espacialmente (CAR), $\phi \in [0,1]$ é o parâmetro que define a proporção da variância explicada pelo componente espacial estruturado e τ_b é o parâmetro de precisão global do efeito espacial, o inverso da variância.

O efeito estruturado (CAR) possui especificação:

$$x_i|x_j, i \neq j, \tau \sim \mathcal{N}\left(\frac{1}{n_i}\sum_{i\sim j} x_j, \frac{1}{n_i\tau}\right)$$

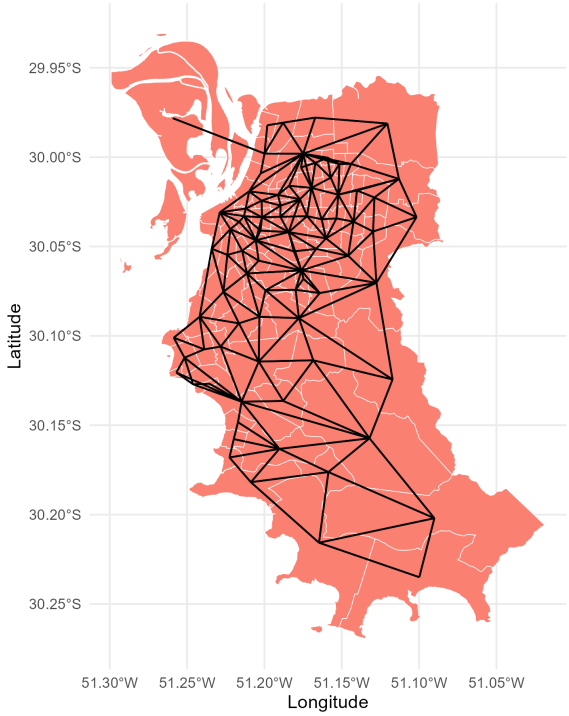
No modelo CAR (Conditional Autoregressive) de Besag, n_i representa o número de vizinhos do nó i, e $i \sim j$ indica que os nós i e j são vizinhos, ou seja, que existe uma relação de

adjacência entre eles. Para isso, constrói–se uma matriz de vizinhança, W, que é usada como argumento no modelo.

A matriz de vizinhança foi construída usando a função `poly2nb()` da biblioteca `spdep` (Bivand, 2022). Para isso, utilizou–se o arquivo vetorial dos bairros do Orçamento Participativo de Porto Alegre, disponibilizado pela PROCEMPA (2021). Adotou–se o critério de contiguidade do tipo *queen*, em que seus elementos assumem valor `1` quando as áreas compartilham fronteira ou vértice, e `0` caso contrário.

Foi construída uma matriz para todos os bairros (Figura 5.4) e outra para um subconjunto formado por 34 bairros. O bairro Arquipélago (Ilhas) se conecta ao restante do município apenas por meio de uma ponte. Para evitar que esse bairro permanecesse sem vizinhos, acrescentou–se uma relação de vizinhança com o bairro contíguo mais próximo na margem oposta da ponte (Navegantes). Essa decisão metodológica buscou assegurar a consistência da matriz e a interpretabilidade do efeito espacial.

Figura 5.4 – Matriz de vizinhança dos bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Para as modelagens a) e b), referentes ao desfecho de número de casos de dengue, E_i foi calculado sob a hipótese de distribuição uniforme em toda a área de estudo proporcional à população do bairro:

$$E_i = \left(\frac{\sum_{j=1}^{n} Y_j}{\sum_{j=1}^{n} \text{populacao}_j} \right) \times \text{populacao}_i$$

onde E_i é número esperado de casos na área i, Y_j é número observado de casos na área j, populacao_j é população em risco na área j, populacao_i é população em risco na área i e n é número total de áreas consideradas.

Para a modelagem 5.5.1.1, ou seja, para infestação de *Ae. aegypti*, E_i foi definido como o número de armadilhas vistoriadas no bairro i.

Os dados de casos autóctones de todo o período de estudo apresentaram tendência de sobredispersão, com média de 11,9 e variância de 1.568, além de uma proporção de zeros igual a 22%. Para selecionar a família de distribuição mais adequada, foram comparados modelos base contendo apenas efeito aleatório espacial sob diferentes distribuições: Poisson ($WAIC = 379$), binomial negativa ($WAIC = 391$) e binomial negativa inflacionada de zeros ($WAIC = 398$). Para o subconjunto de 34 bairros, os valores de *WAIC* foram, respectivamente, 210, 194 e 217. Apesar da presença de sobredispersão e alta porcentagem de zeros, o modelo Poisson apresentou o melhor ajuste segundo o critério WAIC. O mesmo processo foi realizado considerando a infestação de *Ae. aegypti* como desfecho, sendo a distribuição Poisson ($WAIC = 380$) escolhida em vez da binomial negativa ($WAIC = 493$).

5.5.1.2 Modelos temporais

Conforme a Figura 5.2, três processos de modelagem temporal foram realizados separadamente:

a) para as contagens de casos de dengue autóctones mensais confirmados entre janeiro de 2010 e julho de 2021 em toda Porto Alegre, agregado por município;

b) para as contagens de casos de dengue autóctones mensais confirmados entre setembro de 2012 e julho de 2021 em toda Porto Alegre, agregado por município;

c) para a infestação de *Ae. aegypti* (total de fêmeas capturadas) mensal entre setembro de 2012 a julho de 2021, agregado por município.

A unidade temporal mensal foi adotada porque, nas análises exploratórias, a unidade semanal mostrou-se inviável em razão do tamanho da série e da elevada frequência de valores zero, condição que não foi adequadamente ajustada por modelos binomiais negativos inflacionados de zero. As modelagens “b” e “c” consideraram apenas o período de setembro de 2012 a julho de 2021, correspondente ao intervalo para o qual há dados entomológicos disponíveis. A modelagem "b"e "c"consideraram apenas o período de setembro de 2012 a julho de 2021 pois é o período para o qual há dados entomológicos disponíveis.

Os modelos temporais seguiram a seguinte estrutura geral:

$$\begin{aligned} Y_t &\sim \text{NegBinomial}(\mu_t, \theta), \\ \log(\mu_t) &= \log(\text{E}_t) + \beta_0 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k X_{t,k} + f(\text{mes}_t) + f(\text{ano}_t) \end{aligned} \tag{5.4}$$

em que:

- Y_t: contagem do desfecho por mês t;
- μ_t: número esperado do desfecho por mês t pelo modelo;
- E_t: *offset* do modelos;
- $f(\text{mes}_t)$: efeito aleatório de mês, modelado como $RW2$;
- $f(\text{ano}_t)$: efeito aleatório de ano epidemiológico, modelado como IID;
- $X_{t,k}$: as covariáveis climáticas, socioeconômicas ou entomológicas, lineares ou não lineares ($RW2$), avaliadas com defasagens (*lags*) de até 2 meses.

Para as formas não lineares, utilizou-se o procedimento `inla.group()` com discretização da variável em quantis, e após a estimação suavizadas por $RW2$. Na modelagem "a)"e "b)"para casos de dengue, usou-se o `log` da população anual como *offset* nos modelos e na modelagem "c)"o `log` do total de armadilhas inspecionadas por mês.

Além disso, foram incluídos efeitos aleatórios temporais para capturar padrões sazonais (mês) e variações interanuais (ano) não modeladas ou desconhecidas. O efeito do mês foi modelado por meio de um passeio aleatório de segunda ordem ($RW2$) na sua forma cíclica (Rue; Martino et al., 2025).

Esse modelo permite que o efeito de cada mês varie suavemente em relação aos meses vizinhos, sem assumir uma forma específica, sendo esta determinada pelos dados. A forma cíclica assume que os meses estão organizados sequencialmente em uma estrutura circular, em que dezembro é seguido por janeiro, preservando a continuidade entre o final e o início do ano.

Além disso, foi definido o argumento `constr = TRUE` e `scale.model = TRUE`, o primeiro impõe uma restrição ao modelo, exigindo que a média dos efeitos mensais ao longo do ano seja igual a zero. Com isso, o efeito estimado para cada mês passa a ser um valor relativo em relação a essa média, o que melhora a interpretabilidade dos resultados. Dessa forma, é possível identificar com mais clareza os meses que apresentam risco aumentado (efeito > 0), risco reduzido (efeito < 0) ou um comportamento próximo da média anual (efeito ≈ 0), facilitando a análise de padrões sazonais. Já o `scale.model = TRUE` padroniza a escala do efeito mensal, ajustando–os de forma que apresentem uma variância média igual a um ($\sigma_\mu^2 = 1$). Essa padronização contribui para a estabilidade numérica do modelo.

O ano foi modelado como um efeito aleatório não estruturado, especificado como *IID* (R-INLA, 2025). Esse tipo de modelagem assume que cada ano tem um efeito aleatório próprio, que é independente dos demais anos e segue a mesma distribuição normal, com média zero e uma variância comum estimada a partir dos dados.

Para a definição da família de distribuição (modelagem A e B), foram ajustados modelos base (apenas com os efeitos aleatórios de mês e ano) utilizando diferentes famílias de distribuição. Na modelagem A, os WAICs foram: Poisson $= 2184$, binomial negativa $= 344$ e binomial negativa inflacionada de zeros $= 352$. Na modelagem B, os WAICs foram: Poisson $= 2116$, binomial negativa $= 310$ e binomial negativa inflacionada de zeros $= 319$. Em ambos os casos, a binomial negativa apresentou o melhor ajuste (menor WAIC) e foi adotada nos modelos subsequentes.

Para os modelos do vetor (modelagem C), foram ajustados modelos base (apenas com os efeitos aleatórios de mês e ano) utilizando diferentes famílias de distribuição: Poisson (WAIC $=$ 33433), binomial negativa (WAIC $= 1577$) e binomIal negativa inflacionada de zeros (WAIC $=$ 1581). A binomial negativa apresentou melhor ajuste e foi utilizada nos modelos subsequentes.

5.5.1.3 Etapas da modelagem

Para a seleção das covariáveis, cada uma foi explorada em modelos simples considerando efeitos lineares e/ou não lineares ($RW2$), totalizando mais de 300 modelos. Covariáveis cujos coeficientes apresentaram intervalos de credibilidade de 95% sem o valor zero foram consideradas candidatas a compor o modelo múltiplo final.

Algumas variáveis reconhecidas na literatura como importantes para a dinâmica da dengue e do vetor foram avaliadas no modelo múltiplo mesmo quando não atendiam ao critério estatístico.

Na segunda etapa, os múltiplos modelos foram ajustados evitando incluir aquelas com correlação superior a 0,6 no mesmo modelo, a fim de evitar a multicolinearidade.

Para a modelagem espacial, foram avaliadas covariáveis socioeconômicas, demográficas, ambientais, climáticas e entomológicas (Quadro 5.4), além de interações selecionadas conforme plausibilidade biológica (Quadro 5.5).

Quadro 5.4 – Descrição das variáveis avaliadas nos modelos espaciais, indicando a origem, e tipo de agregação.

Variável original	**Agregação**	**Modelo dengue: 83 bairros**	**Modelo dengue: 34 bairros**	**Modelo mosquito: área II**	**Sigla**
Casos de dengue autóctone (diário, ponto)	Total por bairro	√ (variável resposta)	√ (variável resposta)	–	total_aut
Casos de dengue importado (diário, ponto)	Total por bairro	√	√	–	Vimp
EVI MODIS (16 dias, 250m)	Média por bairro	√	√	√	Vevi
NDVI MODIS (16 dias, 250m)	Média por bairro	√	√	√	Vndvi
Censo 2010	Valor fixo/-bairro	√	√	√	Vgarb, Vpav, Vbueiro, Vesg_ceu, Vpoor, VprsZ, Vrs, Vsh, Vas, Vd, Vil, Vin, Vr, pop
Urbanização Mapbiomas (2016)	Valor fixo/-bairro	√	√	√	Vurb
Favela Mapbiomas (2016)	Valor fixo/-bairro	√	√	√	Vfav
Elevação SRTM	Valor fixo/-bairro	√	√	√	Velev
Ae. aegypti (*fêmea*) diário, ponto	Média por bairro	–	√	–	Vaedes
Ae. aegypti (*fêmea*) diário, ponto	Total por bairro	–	–	√ (Variável resposta)	total_ae

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Quadro 5.5 – Descrição das interações avaliadas nos modelos espaciais

Interação	**Modelo dengue: 83 bairros**	**Modelo dengue: 34 bairros**	**Modelo mosquito**	**Sigla**
Proporção de domicílios pobres × casos importados	√	√	–	poor_imp
Densidade populacional × proporção de domicílios pobres	√	√	–	poor_dens
Proporção de domicílios pobres × casos importados	√	√	–	poor_imp
Média de *Ae. aegypti* × densidade populacional	–	√	–	ae_d
Média de *Ae. aegypti* × casos importados	–	√	–	ae_im
Média de *Ae. aegypti* × proporção de domicílios pobres	–	√	–	ae_poor

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

As covariáveis avaliadas nos modelos temporais estão detalhadas no Quadro 5.6. Nesses modelos também foram explorados defasagens (*lags*) de até dois das variáveis explicativas: temperatura mínima, média e máxima (`tmin, tmed` e `tmax`), amplitude térmica `(dif_t)`, número de dias com amplitude térmica maior que 10°C (`dif10`), precipitação mensal `(rain_mes)`, número de dias com precipitação superior a 0,03 mm `(n_rain)`, casos importados `(total_imp)`, média de *Ae. aegypti* `(aedes_mean)`, EVI (`evi`) e NDVI (`ndvi`), de modo a capturar possíveis efeitos retardados das condições climáticas, ambientais, entomológicas e epidemiológicas.

Quando uma covariável apresentou associação importante em mais de um *lag*, foi escolhido o *lag* que apresentou menor WAIC e maior plausibilidade biológica.

Quadro 5.6 – Descrição das variáveis agregadas por município e avaliadas nos modelos temporais

Variável original	**Agregação**	**Modelo dengue: 2010 a 2021**	**Modelo dengue: 2012 a 2021**	**Modelo mosquito: 2012–2021**	**Sigla**
Casos de dengue autóctone (diário, ponto)	Total/mês	√	√	-	total_aut
Casos de dengue importado (diário, ponto)	Total/mês	√	√	-	total_imp
EVI MODIS (mês/1 km)	Média/mês	√	√	√	evi
NDVI MODIS (mês/1 km)	Média/mês	√	√	√	ndvi
Umidade (ERA5–Land) diário	Média/mês	√	√	√	umid
Precipitação CHIRPS (diário)	Acumulado mês	√	√	√	rain_mes
Precipitação CRIRPS (diário)	Soma dias com precipitação $> 0,03$ mm	√	√	√	n_rain
Temperatura mínima, média e máxima (diário)	Média mensal	√	√	√	tmed, tmax, tmin
Temperatura mínima e máxima (diário)	Média mensal da amplitude térmica diária (Tmax – Tmin)	√	√	√	dif_t
Temperatura mínima e máxima (diário)	Total de dias no mês com Tmax-Tmin ≥ 10	√	√	√	dif10
ONI (mensal/município)	–	√	√	√	fase_enso
Ae. aegypti (*fêmea*) diário, ponto	Média/mês	–	√	–	aedes_mean
Ae. aegypti (*fêmea*) diário, ponto	Total/mês	–	–	√	total_ae

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nos modelos múltiplos, covariáveis sem evidência de associação importante foram removidas progressivamente, até a obtenção do(s) modelo(s) final(is).

A seleção das covariáveis e dos modelos finais considerou dois critérios complementares:

(i) menor valor de WAIC (Watanabe–Akaike Information Criterion) (Watanabe; Opper, 2010), indicando melhor ajuste global;

(ii) evidência de associação importante (intervalos de credibilidade de 95% dos coeficientes não incluindo o zero).

Os modelos temporais para os casos de dengue de 2012 a 2021, com e sem densidade de mosquito como covariável, foram avaliados e comparados em relação ao pseudo–R^2, erro absoluto médio (MAE). Detalhes sobre essas métricas podem ser consultados no Quadro 5.7.

Quadro 5.7 – Métricas de avaliação dos modelos e suas interpretações

Métrica	**Fórmula**	**Interpretação**
Pseudo-R^2	$R^2 = 1 - \exp\left(\frac{-2}{n}\left(\frac{D_{modelo}}{-2} - \frac{D_{ref}}{-2}\right)\right)$	Proporção da variância explicada em relação a um modelo de referência (nulo ou base). Valores próximos de 1 indicam maior explicação.
MAE	$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \lvert y_i - \hat{y}_i \rvert$	Erro absoluto médio: diferença média em termos absolutos entre observado e predito.

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

5.5.1.4 Padronização e transformação de variáveis

As variáveis contínuas foram padronizadas utilizando *z-score*, de modo a facilitar a interpretação dos coeficientes e permitir a comparação entre os diferentes preditores, originalmente em escalas distintas. A padronização também contribui para a estabilidade numérica e a convergência dos modelos múltiplos.

Para os modelos espaciais ajustados para a área composta por 34 bairros do município, as variáveis socioeconômicas e demográficas foram transformadas utilizando $\log(x)$ ou $\log(x+1)$ antes da padronização, uma vez que as análises exploratórias indicaram distribuição assimétrica (B) e ampla variação dos valores, o que comprometeu a estabilidade numérica de modelos testados antes da transformação.

As variáveis com defasagens (*lags*) de um ou dois meses possuem no final da sigla, l1 ou l2, respectivamente, seguidas por "_z" para indicar a padronização. Por exemplo, `umid_12_z` (umidade com dois meses de defasagem padronizada); quando foram transformadas e depois padronizadas possuem "_log_z", exemplo: `Vd_log_z`.

5.5.1.5 Estimativa e visualização dos riscos relativos e razões esperadas

Os riscos relativos (*RR*) e as razões esperadas (*RE*) associados às covariáveis foram obtidos a partir dos coeficientes estimados nos modelos ajustados. Como os modelos utilizados possuem função de ligação logarítmica, os coeficientes (β) representam logaritmos naturais do *RR* ou da *RE*. Para interpretá-los na escala original, aplicou-se a transformação exponencial, ou seja, $\exp(\beta)$. Os valores obtidos foram interpretados como fatores multiplicativos sobre o risco (no caso da dengue) ou sobre a média esperada (no caso de *Ae. aegypti*).

5.5.1.5.1 Cálculo da probabilidade de $RR > 1$ e $RE > 1$ por bairro

Nos modelos utilizados para os casos de dengue, o risco relativo (*RR*) em cada bairro foi definido como a razão entre o número estimado de casos pelo modelo (μ_i) e o número esperado de casos (E_i), este último incluído como *offset* no modelo, na forma $\log(E_i)$.

Para incorporar a incerteza associada às estimativas, foram geradas amostras da distribuição a posteriori do *RR* utilizando a função `inla.posterior.sample()`. A probabilidade de que $RR_i > 1$ foi então estimada como a proporção de amostras em que o risco relativo excedeu 1.

Nos modelos cuja variável resposta foi a abundância de *Ae. aegypti*, a razão esperada (*RE*) foi definida de forma análoga, como a razão entre o número estimado de *Ae. aegypti* pelo modelo (μ_i) e o número esperado (E_i). A probabilidade de $RE_i > 1$ foi calculada utilizando o mesmo procedimento descrito para os modelos de dengue.

Esses resultados foram visualizados em mapas, com o objetivo de identificar bairros com alta probabilidade de apresentar *RR* ou *RE* superiores ao esperado.

5.5.2 Software

Para os objetivos específicos 1, 2 e 3, utilizou-se o *software* `SaTScan` versão 10.1 para identificação de aglomerados. Os mapas foram preparados utilizando software R (R Core Team, 2025) e os pacotes `ggplot2` (Wickham, 2011) e `colorspace` (Zeileis et al., 2020).

Toda a etapa de modelagem foi realizada no *software* R utilizando o pacote INLA (versão 24.12.11) (Rue; Martino; Chopin, 2009). A maior parte do processamento de dados foi

realizada no R utilizados os pacotes `tidyverse` (Wickham et al., 2019) e `terra` (Hijmans, 2023). Para a confecção dos gráficos e mapas foram utilizados os pacotes `ggplot2`, e `sf` (Pebesma, 2018)..

Além do R, foi utilizado o `QGIS` (versão 3.22) para a confecção de mapas.

5.5.3 Comitê de ética

Este projeto foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais – CAAE 59597022.8.0000.5149 (Anexo A).

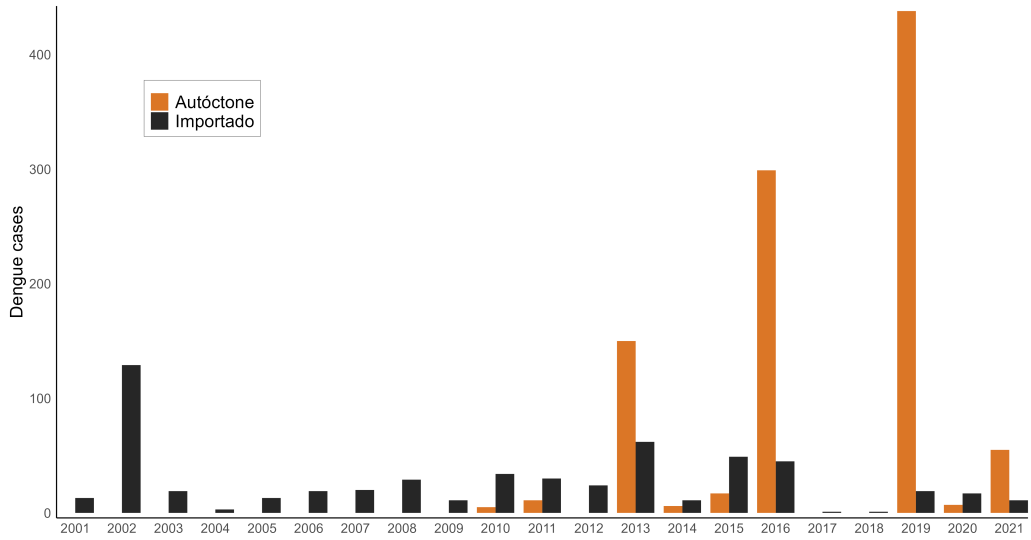
6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1 Análise descritiva

6.1.1 Dados epidemiológicos

Desde 2001, quando *Ae. aegypti* foi identificado pela primeira vez em Porto Alegre, até 2009, todos os casos confirmados de dengue na cidade foram importados. Durante este período, a média anual de casos foi de 28,4, sendo o ano de 2002 atípico, quando foram notificados 129 casos (Figura 6.1).

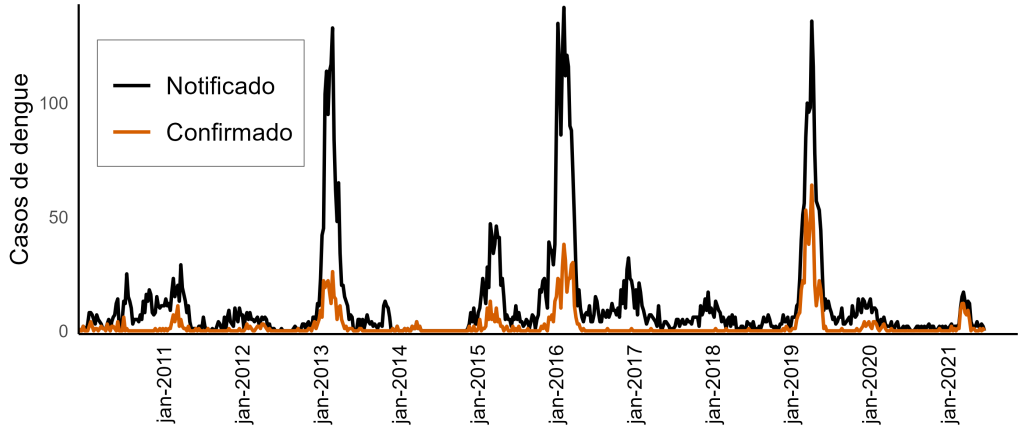
Figura 6.1 – Distribuição temporal dos casos de dengue autóctones e importados em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2001 a 2021.



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do SINAN e da SMS–POA, 2025.

De janeiro de 2010 a julho de 2021, foram notificados 7.124 casos suspeitos de dengue, sendo 96% (n = 6.651) testados em laboratório, dos quais 1.325 casos (18,6%) foram confirmados para dengue. Outros 100 casos foram confirmados com base em critérios clínico-epidemiológicos, totalizando 1.425 casos confirmados (Figura 6.2), ou seja, uma proporção de confirmação laboratorial de 93%. Em relação aos exames laboratoriais, a maioria das amostras foi submetida ao teste NS1 (815/1.425).

Figura 6.2 – Casos de dengue notificados e confirmados em Porto Alegre de 2010 a 2021.



Fonte: Elaborada pela autora a partir dos dados da SMS–POA, 2025.

A proporção média semanal de casos confirmados ao longo do período de estudo foi de 14%. Na semana epidemiológica 20 de 2019, registrou-se o maior número de casos confirmados (n = 64), correspondendo a 47% das notificações. A classificação final da maioria dos casos (n = 1.394; 97,8%) foi dengue ou dengue clássica, indicando formas clínicas mais brandas da doença (Tabela 6.1), e não houve evolução para óbito.

Tabela 6.1 – Classificação final dos casos de dengue notificados em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, de 2010 a 2021.

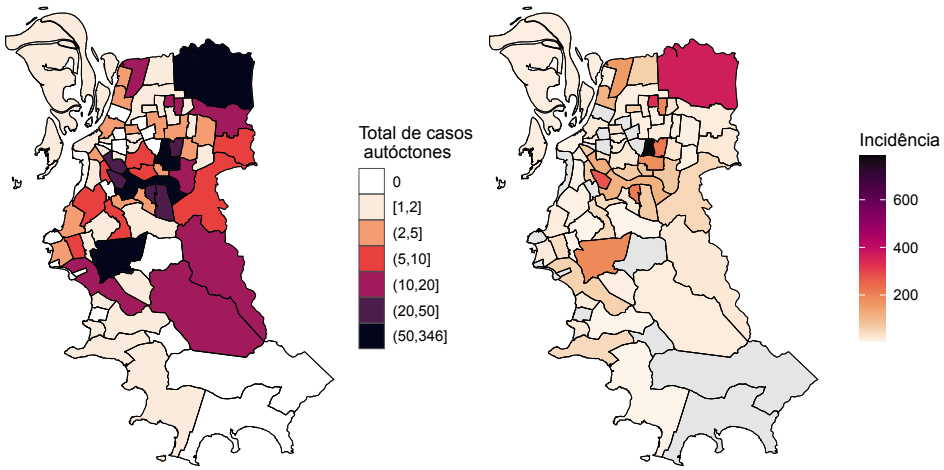
Classificação final	**Dengue clássica**	**Dengue**	**Dengue com sinais de alarme**	**Dengue grave**	**Descartado**	**Inconclusivo**	**Sem informação**
n	343	1051	26	5	5526	152	21
(%)	(4,8%)	(15%)	(0,4%)	(<0,1%)	(78%)	(2,1%)	(2,9%)

Fonte: Elaborada pela autora a partir dos dados da SMS–POA, 2025.

Dos casos confirmados ($n = 1.425$), 1.330 (93%) eram residentes de Porto Alegre, e 988 (74%) foram classificados como autóctones e 342 como importados. A distribuição espacial das contagens e da incidência de casos autóctones variou entre os 83 bairros (Figura 6.3), sendo que em um único bairro foram registrados 346 casos, correspondendo a aproximadamente 35% do total de casos autóctones. Cerca de 22% (N = 18) dos bairros não detectaram transmissão autóctone durante o período estudado.

Dos 988 casos autóctones, não havia informação sobre o bairro provável de infecção para oito deles. Entre os 980 casos restantes, 93% (n = 910) apresentaram provável infecção no mesmo bairro de residência.

Figura 6.3 – Casos autóctones de dengue por bairro de 2010 a 2021 Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

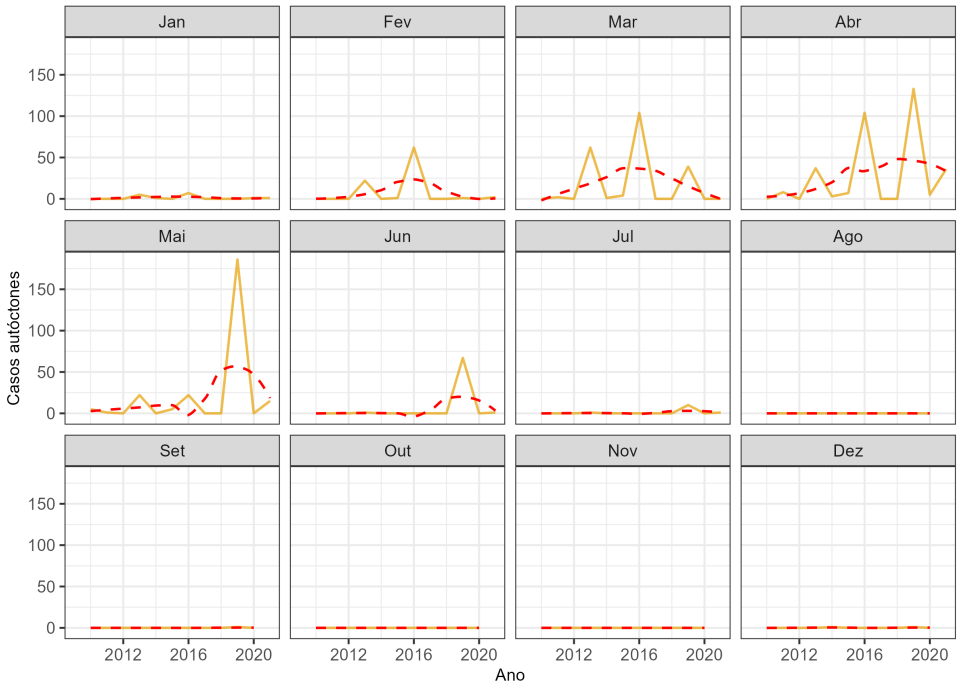


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: (A) Número total, (B) Taxa de incidência por 100 mil habitantes

Os casos cuja infecção ocorreu em bairro distinto do domicílio concentraram-se principalmente nos anos de 2016 e 2019. A origem provável desses casos foi atribuída, majoritariamente, a bairros que historicamente apresentam alta incidência da doença: Chácara das Pedras (incidência de 753 casos/100 mil habitantes; $n = 10$), Sarandi (incidência de 356,7 casos/100 mil habitantes; $n = 14$) e Partenon (incidência de 106,5 casos/100 mil habitantes; $n = 7$).

Os casos autóctones exibiram padrão sazonal, predominando no início do ano e com sinal de maior ocorrência em abril. No ano de 2019, identificou-se aumento atípico nos meses mais frios, maio e junho (Figura 6.4).

Figura 6.4 – Tendência mensal dos casos autóctones de dengue de janeiro de 2010 a julho de 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.



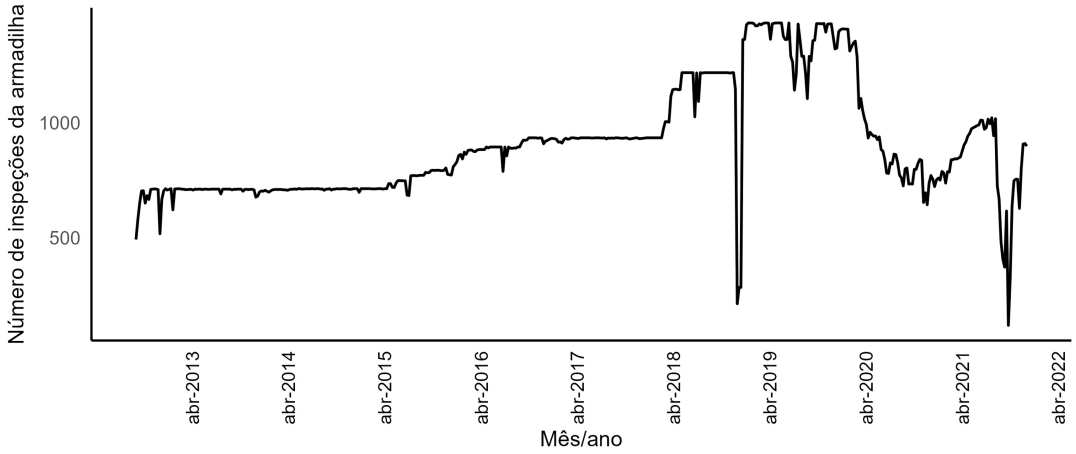
Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados da SMS–POA, 2025.
Legenda: As linhas contínuas mostram os valores observados por ano; a linha tracejada apresenta a suavização LOESS

6.1.2 Dados entomológicos

Em setembro de 2012, foi instalado o sistema de monitoramento de mosquitos adultos, composto por 714 armadilhas MosquiTRAP distribuídas em 23 bairros de Porto Alegre. A área monitorada e o número de armadilhas instaladas foram ampliados ao longo do tempo, alcançando o mínimo de 714 armadilhas em 2013 e 2014, e o máximo de 1.438 em 2019 (Figura 6.5). Em relação à cobertura geográfica, o número mínimo de bairros monitorados foi 22 em 2012, enquanto o máximo foi 64 em 2020. O número de inspeções semanais de armadilhas variou de 120 a 1.434 (média de 903,7), com os três valores mais baixos registrados em 2021 ($n = 120$), 2019 ($n = 285$) e 2018 ($n = 214$) (Figura 6.5).

Durante todo o período de estudo foram realizadas 434.656 inspeções das armadilhas e em 17,1% das vezes houve positividade para *Ae.aegypti* fêmea. A maior positividade foi observada em 2015 (26,4%) e a menor em 2020 (11,6 %) (Figura 6.6).

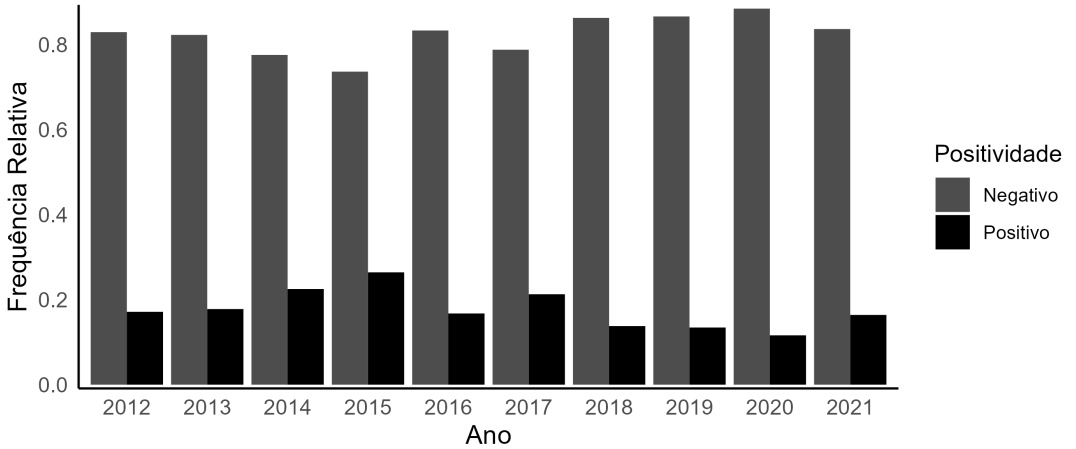
Figura 6.5 – Total de inspeções semanais das MosquiTRAPs, número máximo de armadilhas instaladas e bairros monitorados por ano, Porto Alegre, 2012 a 2021.



Ano	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Nº máximo de armadilhas	729	714	714	866	942	935	1218	1438	1436	1044
Total de bairros com armadilhas instaladas	23	22	26	30	33	31	47	63	64	55

Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados da Prefeitura de Porto Alegre, 2025.

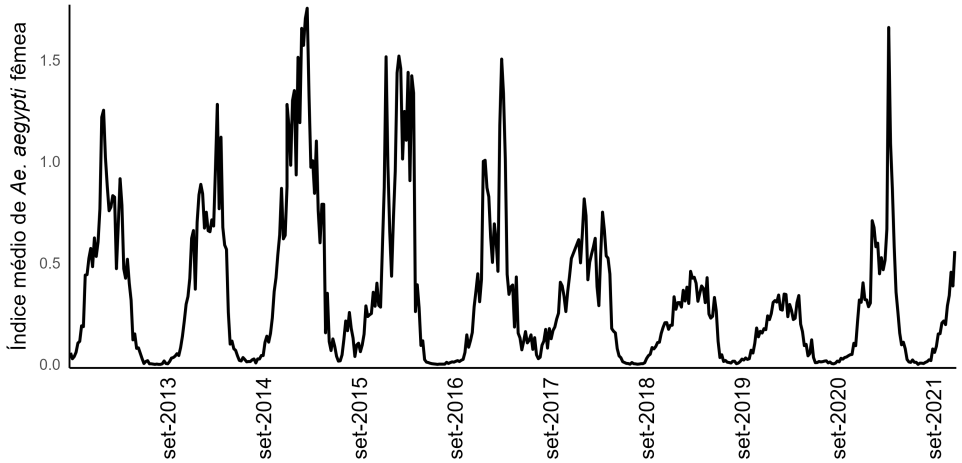
Figura 6.6 – Positividade das armadilhas MosquiTRAp para *Aedes aegypti* fêmea de 2012 a 2021 em Porto Alegre.



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados da Prefeitura de Porto Alegre, 2025.

Entre setembro de 2012 e dezembro de 2021, foram capturados 136.877 espécimes de fêmeas adultas de *Ae. aegypti*. A média anual variou de 0,16 em 2020 a 0,56 em 2015. A captura média por semana apresentou um padrão sazonal, diminuindo no outono/inverno (março a setembro), chegando a zero em algumas semanas e armadilhas, e aumentando na primavera/verão (setembro a março) (Figura 6.7).

Figura 6.7 – Média de fêmeas de *Aedes aegypti* capturadas por semana epidemiológica de setembro de 2012 a dezembro de 2021 em Porto Alegre.



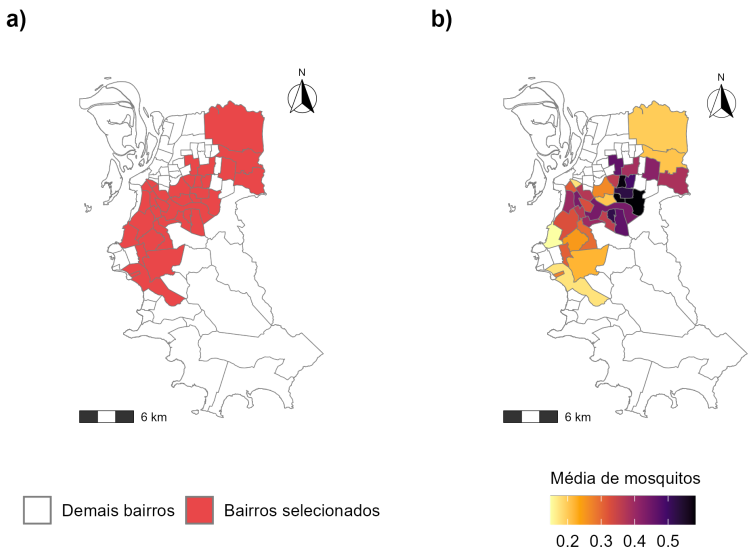
Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados da Prefeitura de Porto Alegre, 2025.

De 2018 a 2020, houve uma diminuição no número de fêmeas de *Ae. aegypti* capturadas em comparação com os anos anteriores (Figura 6.7) e uma redução no total de inspeções de armadilhas durante certos meses (Figura 6.5), chegando a 81% de diminuição no final de 2018. Como consequência, alguns bairros não foram vistoriados.

No período de setembro de 2012 a julho de 2021, recorte de tempo adotado na modelagem temporal, foram contabilizadas 133.975 fêmeas de *Ae. aegypti* com a média mensal (total de fêmeas dividido pelo total de armadilhas vistoriadas) variando de 0 a 1,65.

Na Figura 6.8a é destacada uma área formada por 34 bairros, onde, entre 2012 e 2018, a média de fêmeas de *Ae. aegypti* por bairro variou de 0,15 a 0,58, sendo que os maiores valores foram observados nos bairros localizados mais ao centro do município (Figura 6.8b). Destaca-se que o número de vistorias entre os bairros foi variável, contudo não influenciou significativamente a média de mosquitos capturados por bairro ($p = 0,216$) (Apêndice A).

Figura 6.8 – Média de *Aedes aegypti* para um subconjunto de 34 bairros de Porto Alegre, 2012–2018.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: (a) 34 bairros selecionados (em vermelho); (b) média de fêmeas de *Ae. aegypti* capturadas.

6.1.3 Detecção de vírus em amostras de mosquitos

Do número total de mosquitos capturados, 99,9% (n = 136.850) foram agrupados em amostras e testados para identificação do sorotipo viral (Tabela 6.2). Todos os quatro sorotipos do vírus da dengue foram detectados. Em 2014, os sorotipos DENV–1 e DENV–3 estavam em co–circulação; e em 2015 o DENV–1 e DENV–4. No entanto, a taxa de positividade para dengue vírus foi baixa, variando de 0 a 0,38%, e na maioria das amostras, não foi detectado o sorotipo.

Tabela 6.2 – Resultado do PCR em tempo real para a detecção de DENV nas amostras de mosquitos de 2012 a 2021 em Porto Alegre.

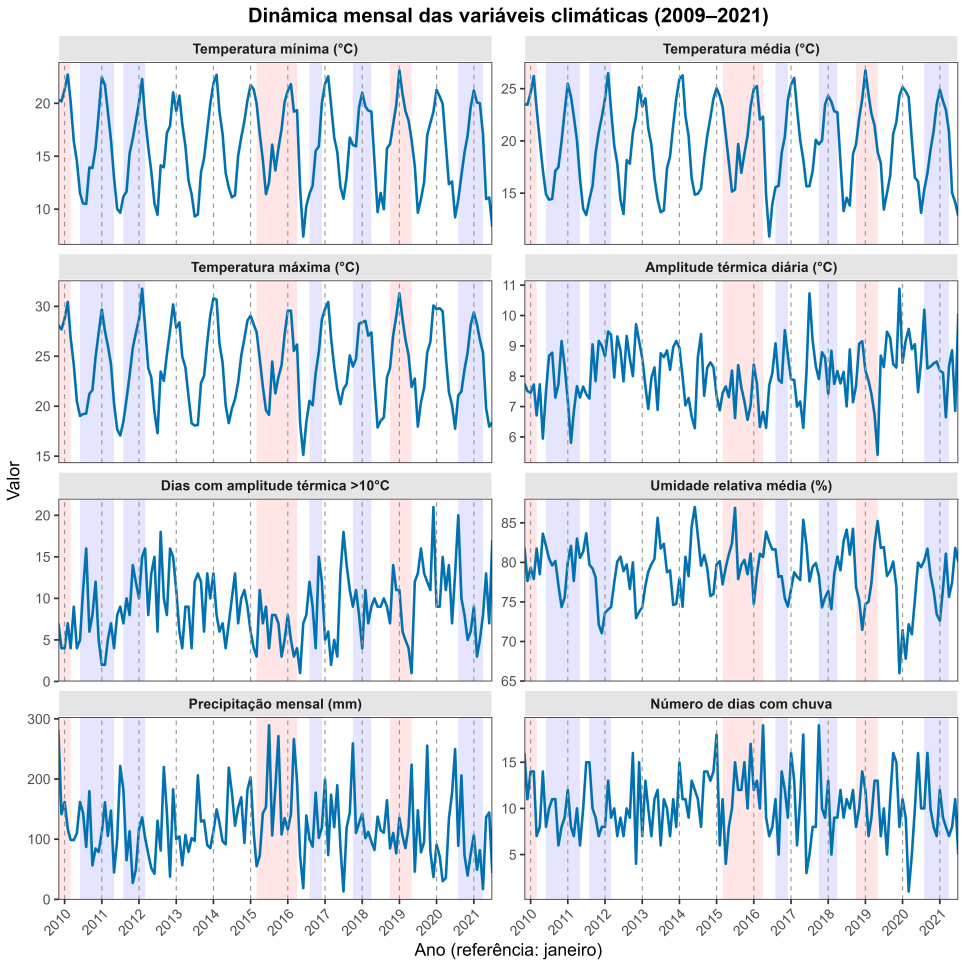
Ano	Total de amostras	Amostras positivas (%)	Sorotipo
2012	1576	6 (0,38%)	Não detectado
2013	6674	16 (0,24%)	Não detectado
2014	8509	6 (0,07%)	DENV-3, DENV-1
2015	10242	7 (0,07%)	DENV-4, DENV-1
2016	7766	5 (0,06%)	Não detectado
2017	10121	2 (0,02%)	Não detectado
2018	7555	1 (0,01%)	DENV-2
2019	9324	2 (0,02%)	DENV-1
2020	5913	0	Não detectado
2021	6879	1 (0,02%)	DENV-2

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

6.1.4 Dados climáticos locais e *El-Niño* Oscilação Sul (ENSO)

De acordo com a distribuição temporal das variáveis climáticas (Figura 6.9), de novembro de 2009 a julho de 2021, as temperaturas mínima, média e máxima mensais variaram de 7,4°C a 23,1°C, de 10,9°C a 26,7°C e de 15,1°C a 31,8°C, respectivamente. A precipitação mensal variou de 13 mm a 289 mm, a umidade relativa do ar de 66% a 87%, e a amplitude térmica de 5,4°C a 10,9°C.

Figura 6.9 – Série temporal mensal das variáveis climáticas entre novembro de 2009 e julho de 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



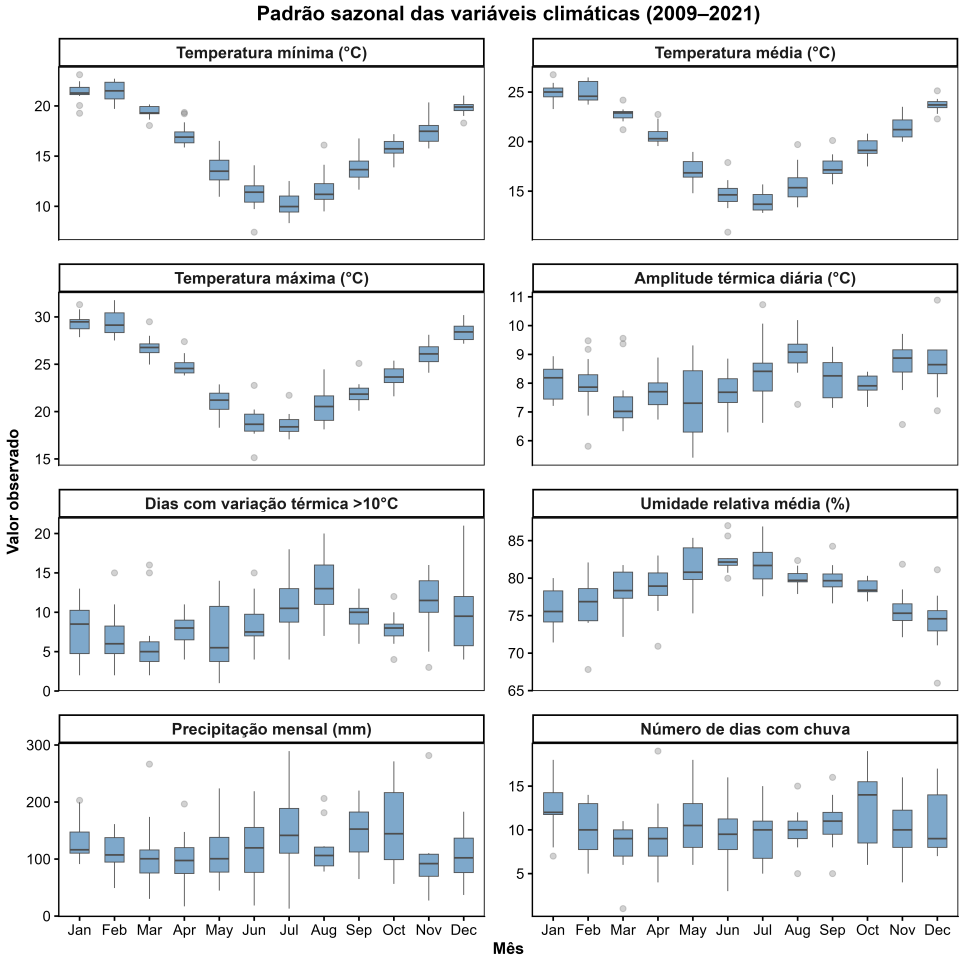
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: As linhas representam a variação temporal das variáveis climáticas analisadas, enquanto as faixas vermelhas e azuis indicam, respectivamente, os períodos associados aos fenômenos *El Niño* e *La Niña*. As linhas verticais tracejadas marcam o mês de janeiro de cada ano.

A temperatura (mínima, média e máxima) e umidade apresentaram padrão sazonal bem definido, com maiores temperaturas de dezembro a março (verão) e menores de junho a agosto (inverno). A umidade apresentou padrão inverso ao da temperatura (Figura 6.10).

A amplitude térmica diária variou pouco entre os meses do ano, mas apresentou grande variabilidade dentro de um mesmo mês, em especial em maio. A mediana do número de dias com amplitude térmica > 10 °C foi ligeiramente menor em março e maior em agosto. A precipitação total mostrou-se irregular ao longo do ano, mas com maiores medianas registradas em setembro e novembro. O número de dias com chuva apresentou uma leve elevação em janeiro e outubro, e não se observou uma estação sem chuvas (Figura 6.10).

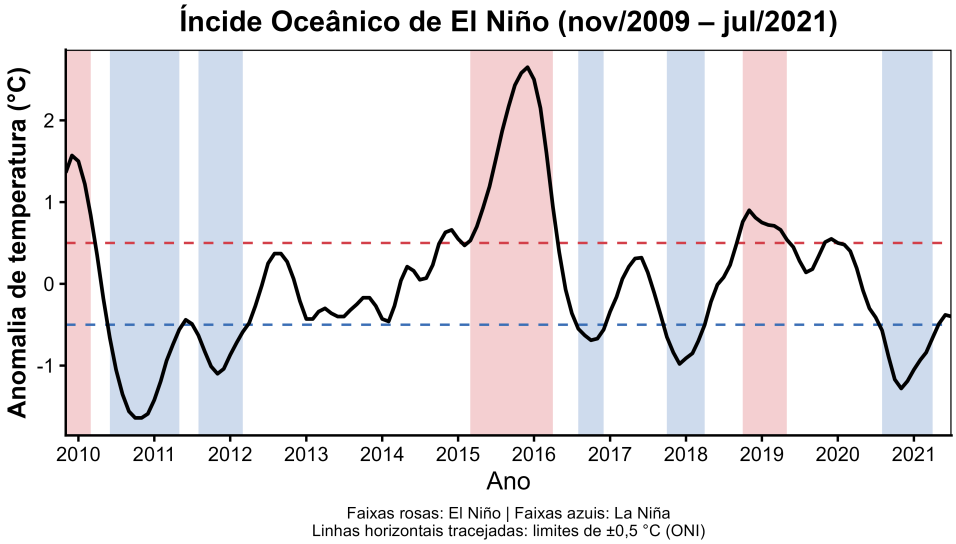
Figura 6.10 – Distribuição mensal das variáveis climáticas no período de 2009 a 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do ERA5–Land e CHIRPS, 2025.

Entre novembro de 2009 e julho de 2021, foram classificados três eventos de *El Niño* e cinco de *La Niña* a partir do ONI (Figura 6.11). O *El Niño* 2015–2016 destacou-se como o de maior intensidade dentro da série analisada.

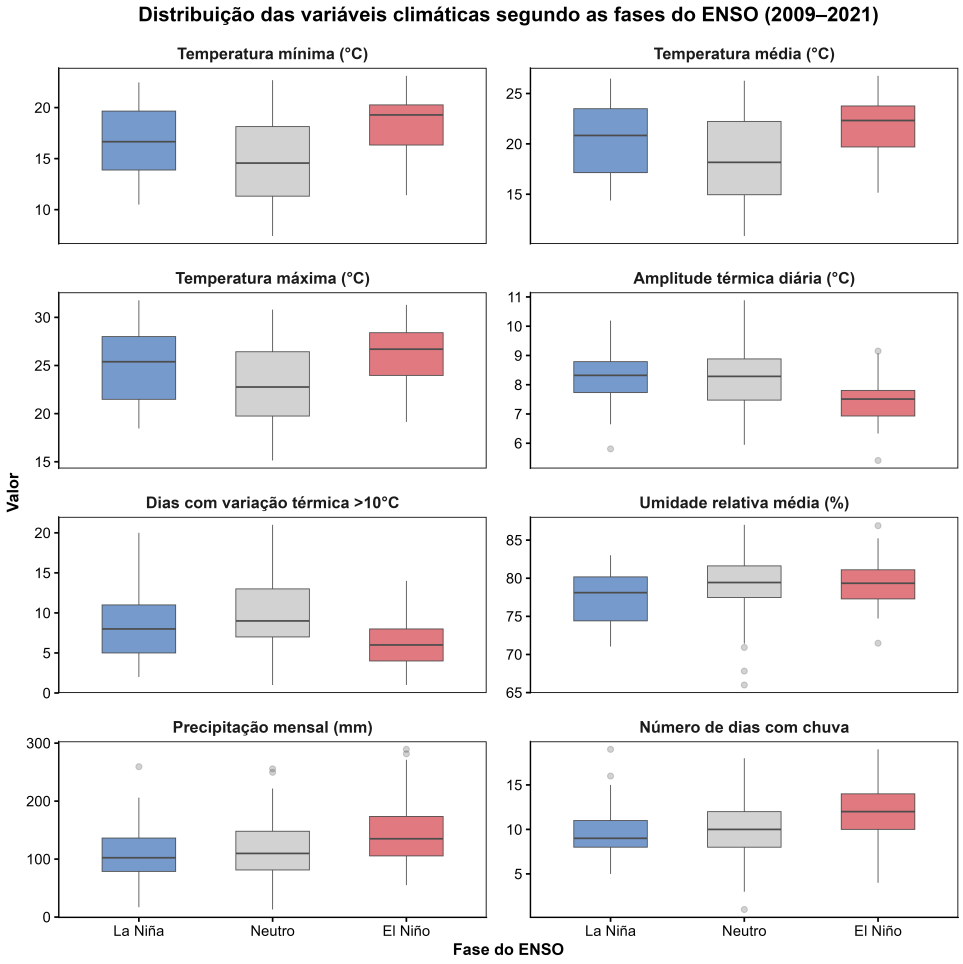
Figura 6.11 – Série temporal do Índice Oceânico de *El Niño* (ONI) 3.4 entre setembro de 2009 e julho de 2021.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

A fase do *El Niño* impactou nas variáveis climáticas promovendo aumento da umidade, da precipitação e da temperatura mínima, com consequente redução da amplitude térmica (Figura 6.12 e Apêndice C.2. Já a *La Niña*, apesar de mostrar tendências opostas (resfriamento e menor pluviosidade), não apresentou efeitos estatisticamente significativos para a maioria parte das variáveis (Apêndice C.2).

Figura 6.12 – Distribuição das variáveis climáticas segundo as fases do fenômeno *El Niño* – Oscilação Sul (ENOS) no período de novembro de 2009 a junho de 2021



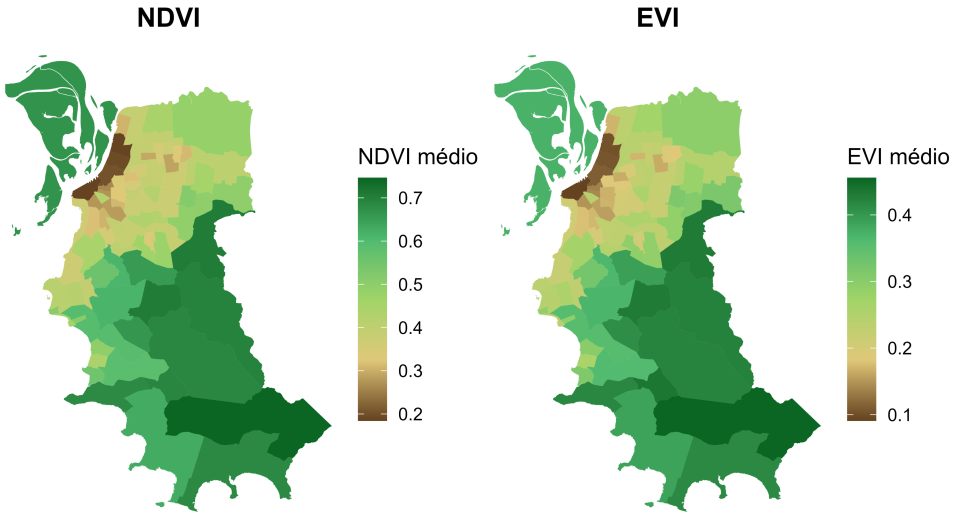
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: Distribuições mensais de variáveis climáticas agrupadas pelas fases do ENSO entre 2009 e 2021. As cores dos boxplots representam as fases: azul para La Niña, cinza para fase Neutra e vermelho para El Niño.

6.1.5 Índice de vegetação

A análise dos valores médios anuais de EVI e NDVI por bairro demonstra uma heterogeneidade espacial marcada, com os bairros localizados nas regiões norte e central do município apresentando consistentemente menores valores para ambos os índices de vegetação, indício de menor densidade e cobertura vegetal nessas regiões (Figura 6.13). A série temporal do NDVI e EVI por município (Figura 6.14) mostra uma variação dos índices ao longo do ano, com uma tendência de menores valores durante os meses do inverno.

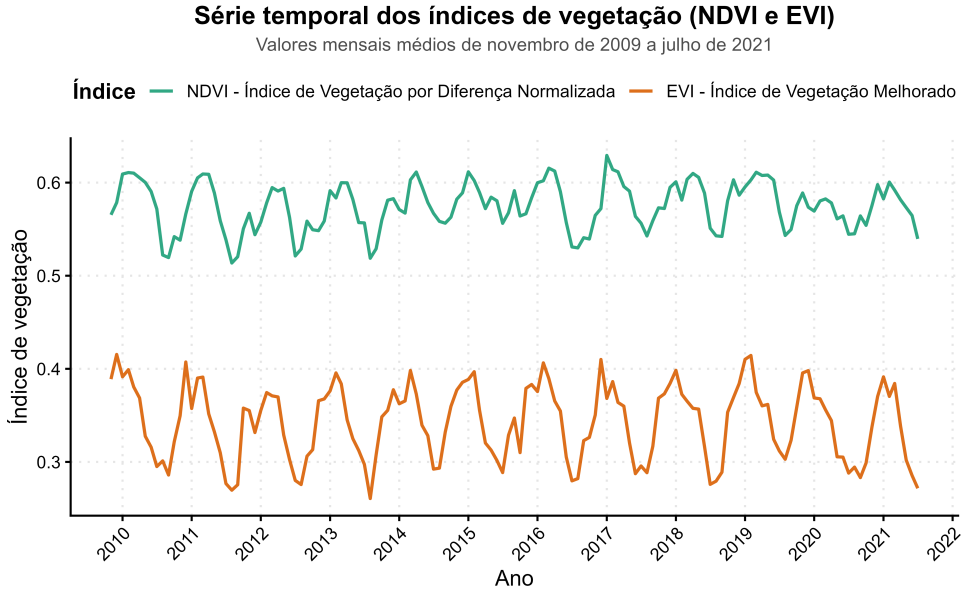
Figura 6.13 – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Índice de Vegetação Melhorado (EVI) médios por bairro em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de janeiro de 2010 a julho de 2021.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: A cor marrom representando o extremo inferior, indicando menor cobertura vegetal, e o verde escuro, maior cobertura vegetal.

Figura 6.14 – Série temporal dos valores médios índices de vegetação NDVI (verde) e EVI (alaranjado) para Porto Alegre de novembro de 2009 a julho de 2021.

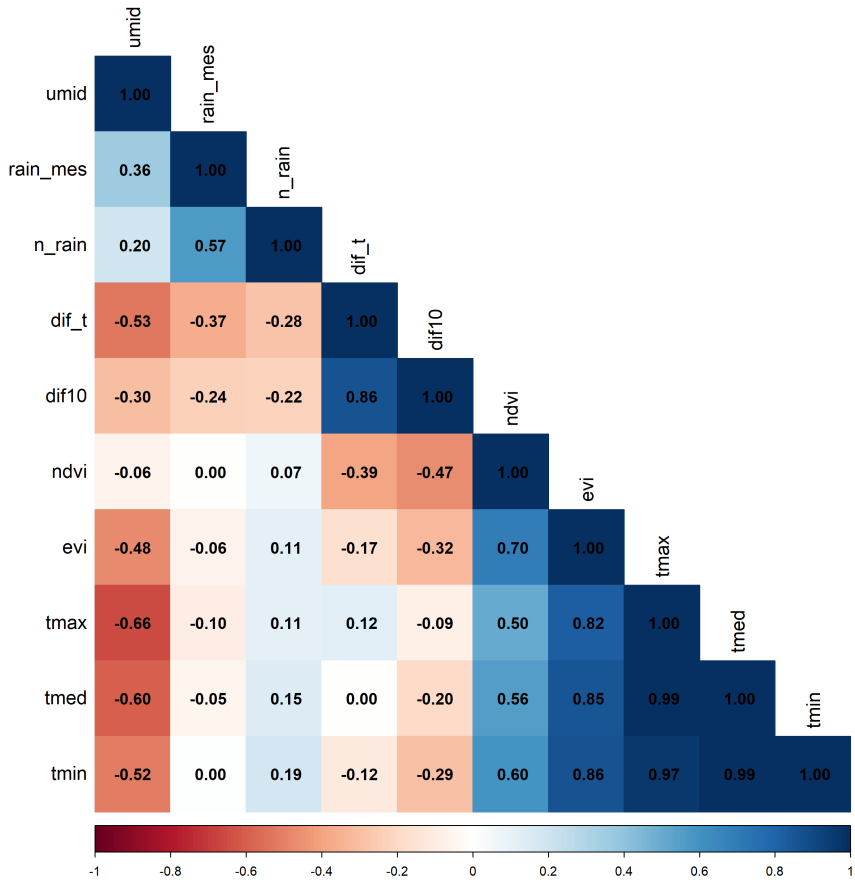


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

6.1.6 Análise da correlação entre variáveis climáticas e EVI e NDVI

Observou-se alta correlação positiva entre as variáveis de temperatura ($r > 0{,}95$), indicando forte colinearidade. A umidade relativa apresentou correlação negativa moderada com as variáveis de temperatura ($-0{,}66 \leq r \leq -0{,}52$) e correlação positiva com a precipitação mensal ($r = 0{,}36$). As variáveis `dif_t` e `dif10`, relacionadas à amplitude térmica, mostraram correlação positiva alta entre si ($r = 0{,}86$) e negativa com temperatura e umidade. O índice de vegetação (EVI) correlacionou-se fortemente com o NDVI ($r = 0{,}70$) e com as temperaturas ($r > 0{,}8$) (Figura 6.15).

Figura 6.15 – Matriz de correlação entre variáveis climáticas, EVI e NDVI agregadas por mês para o município de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

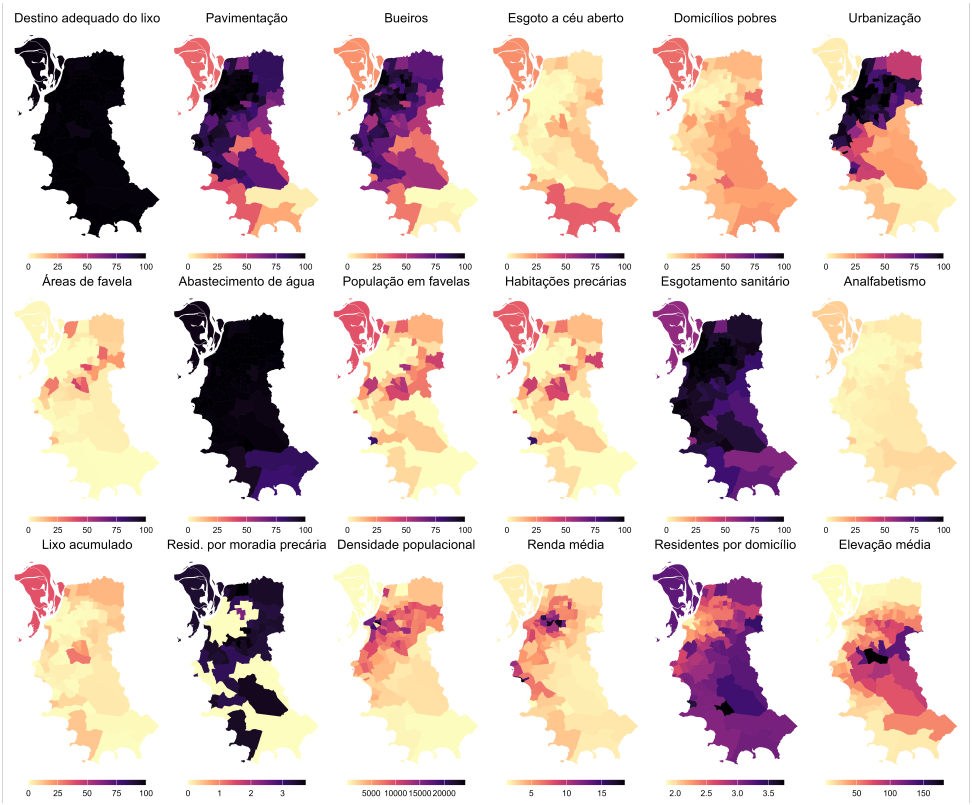
Legenda: As tonalidades em vermelho representam correlações negativas, variando de tons mais claros, que indicam correlação fraca, para tons mais escuros, que indicam correlação mais forte. As tonalidades em azul correspondem às correlações positivas, sendo o azul claro associado a correlação fraca e o azul escuro a correlação forte.

6.1.7 Distribuição espacial das variáveis socioeconômicas e ambientais

A maioria das variáveis socioeconômicas e ambientais apresentou alta heterogeneidade espacial entre os bairros (Figura 6.16), com exceção do destino adequado do lixo, do analfabetismo e do abastecimento de água, que mostraram distribuição mais homogênea.

Em relação às condições urbanas e de infraestrutura, observou-se que a proporção de áreas urbanizadas variou de 2% a 100%, enquanto a de favelas apresentou valores entre 0 e 44%. O acesso à coleta de lixo foi elevado, variando entre 97,49% e 100%, assim como o abastecimento de água (80,38%–100%). Já o esgotamento sanitário adequado apresentou maior variação (58,73%–100%). A pavimentação e a presença de bueiros também mostraram ampla dispersão, variando de 3,5% a 100% e de 0,12% a 100%, respectivamente (Apêndice A.1 e A.2).

Figura 6.16 – Distribuição espacial das variáveis socioeconômicas e ambientais por bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

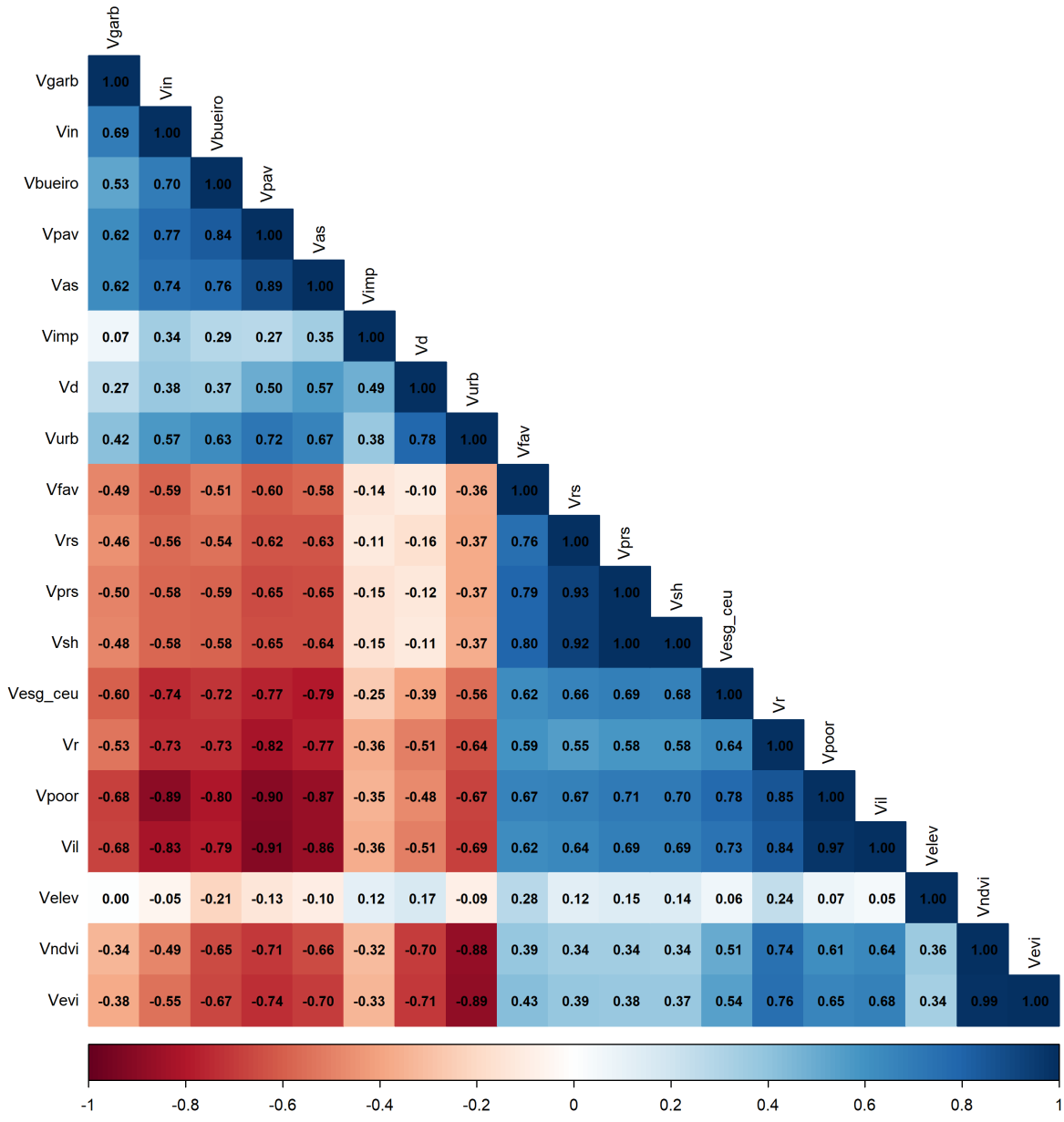


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: As variáveis residentes em moradias precárias, densidade populacional (residentes por domicílio) e elevação média estão apresentadas na escala original de cada variável. Todas as outras estão expressas em percentuais (0–100%).)

Dentre as variáveis socioeconômicas, a renda média variou de 1,54 a 18,24 salários mínimos, e a proporção de domicílios pobres oscilou entre 1,70% e 41,70%. A taxa de analfabetismo apresentou valores entre 0,09% e 11%.

Figura 6.17 – Matriz de correlação entre variáveis socioeconômicas e ambientais agregadas por bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: As tonalidades em vermelho representam correlações negativas, variando de tons mais claros, que indicam correlação fraca, para tons mais escuros, que indicam correlação mais forte. As tonalidades em azul correspondem às correlações positivas, sendo o azul claro associado a correlação fraca e o azul escuro a correlação forte.

A densidade populacional mostrou grande amplitude, de 110,73 a 24.289,60 habitantes/km². Variáveis associadas à vulnerabilidade habitacional, como a proporção de moradias precárias e de população residente em favelas, apresentaram valores entre 0% e mais de 80%.

A elevação média do terreno entre os bairros variou de 3,85 a 180,40 metros, e os de maior elevação se concentravam nas regiões do Partenon, Glória e Lomba do Pinheiro (Figura 6.16).

Diversas variáveis apresentaram correlação superior a 0,6 (Figura 6.17). Por exemplo, a proporção de domicílios pobres (`Vpoor`) apresentou correlação positiva (r > 0,60) com a presença de esgoto a céu aberto (`Vesg_ceu`) e com a proporção de área ocupada por favelas (`Vfav`), e correlação negativa com a renda média (`Vin`) , a proporção de área urbanizada (`Vurb`), o esgotamento sanitário adequado (`Vas`) e a presença de pavimentação (`Vpav`) e bueiros (`Vbueiro`).

6.2 Resultados e discussão (objetivos de 1 a 3)

Nesta seção, são apresentados os resultados das análises referentes aos objetivos específicos 1 a 3, seguidos da respectiva discussão. Esta parte da pesquisa foi publicada no formato de artigo científico (Apêndice G).

6.2.1 Reconstrução histórica

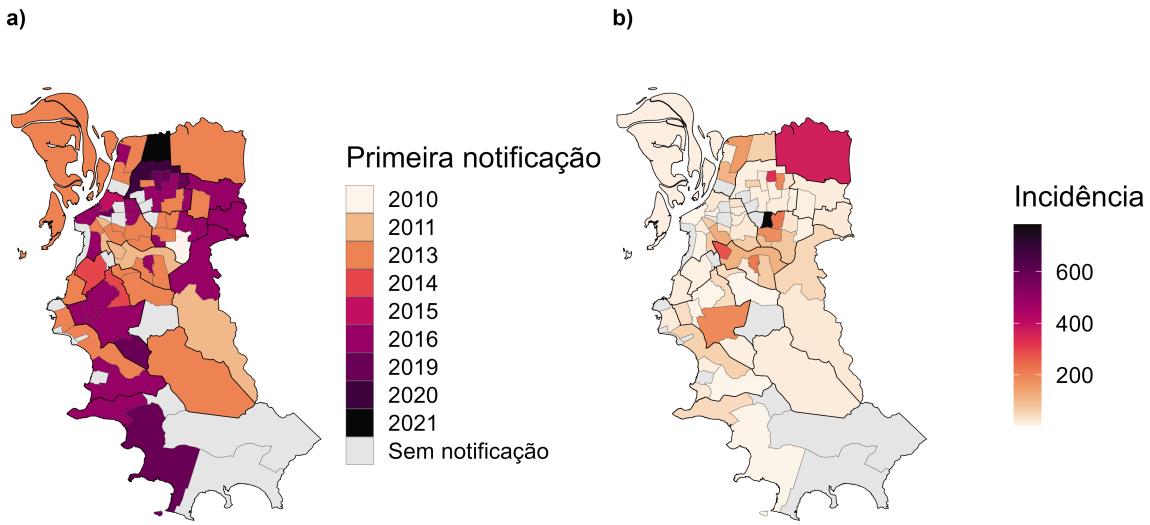
De acordo com as informações extraídas dos relatórios de gestão e boletins epidemiológicos, o mosquito *Ae. aegypti* foi detectado pela primeira vez em Porto Alegre em abril de 2001 nos bairros Nonoai e Teresópolis na região Centro-Sul (Figura 6.18). Até o final do mesmo ano, o vetor já havia colonizado 12 bairros da cidade. Em 2009, o vetor foi detectado em 50 bairros, e até 2016, estava presente em todos os bairros do município. Entretanto, os primeiros casos autóctones de dengue foram notificados nove anos depois, em maio de 2010, no bairro Jardim Carvalho (região Leste) (Figura 6.18).

A doença mostrou rápida expansão, atingindo 69% (n = 57) dos bairros até 2016 e 78% (n = 65) até o final do período de estudo (Figura 6.19). A incidência de dengue de janeiro de 2010 a julho de 2021 foi notoriamente maior em alguns bairros, especialmente nos localizados nas regiões Norte, Noroeste e Leste (Figura 6.19).

Figura 6.18 – Bairros do primeiro registro do vetor (a) e casos de dengue (b) em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Primeiro registro do vetor: Bairros Nonoai e Teresópolis; b) Primeiro caso autóctone: Bairro Jardim Carvalho

Figura 6.19 – Emergência de dengue autóctone e incidência acumulada por bairro de janeiro de 2010 a julho de 2021

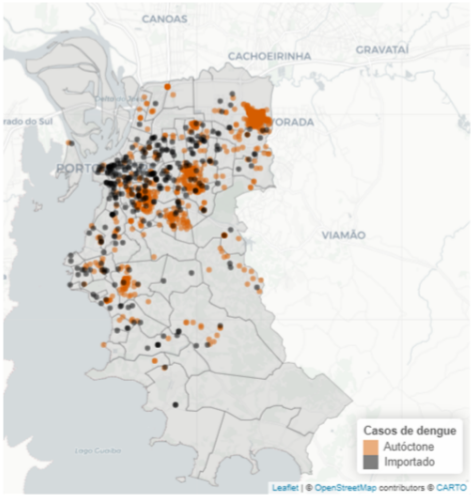


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: a) Ano do primeiro registro de dengue autóctone; b) Incidência acumulada de dengue autóctone por 100.000 habitantes.

Os municípios de possível infecção dos 342 residentes que adquiriram a infecção fora de Porto Alegre (casos importados) se distribuíram por 25 estados da federação, com exceção apenas do Amapá e do Acre. Para 11% (n=38) dos casos importados não havia informação sobre o município de infecção. A maioria das infecções ocorreu nos estados do Rio de Janeiro

(n=90) e São Paulo (n=39). Em relação à distribuição espacial dos casos importados em Porto Alegre de 2010 a 2021, observa-se uma concentração na região Centro (Figura 6.20).

Figura 6.20 – Distribuição espacial dos casos de dengue autóctones e importados em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010 a 2021.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Durante o período do estudo, observou-se a menor incidência anual de dengue no município em 2018 e a mais alta em 2019, com taxas de 0,07 e 31,87 casos/100.000 habitantes, respectivamente (Tabela 6.3). Os anos com as incidências mais elevadas correspondem aos que tiveram um maior número de bairros com notificação de casos.

Tabela 6.3 – Incidência anual de casos de dengue por 100.000 habitantes em Porto Alegre e número de bairros com casos confirmados.

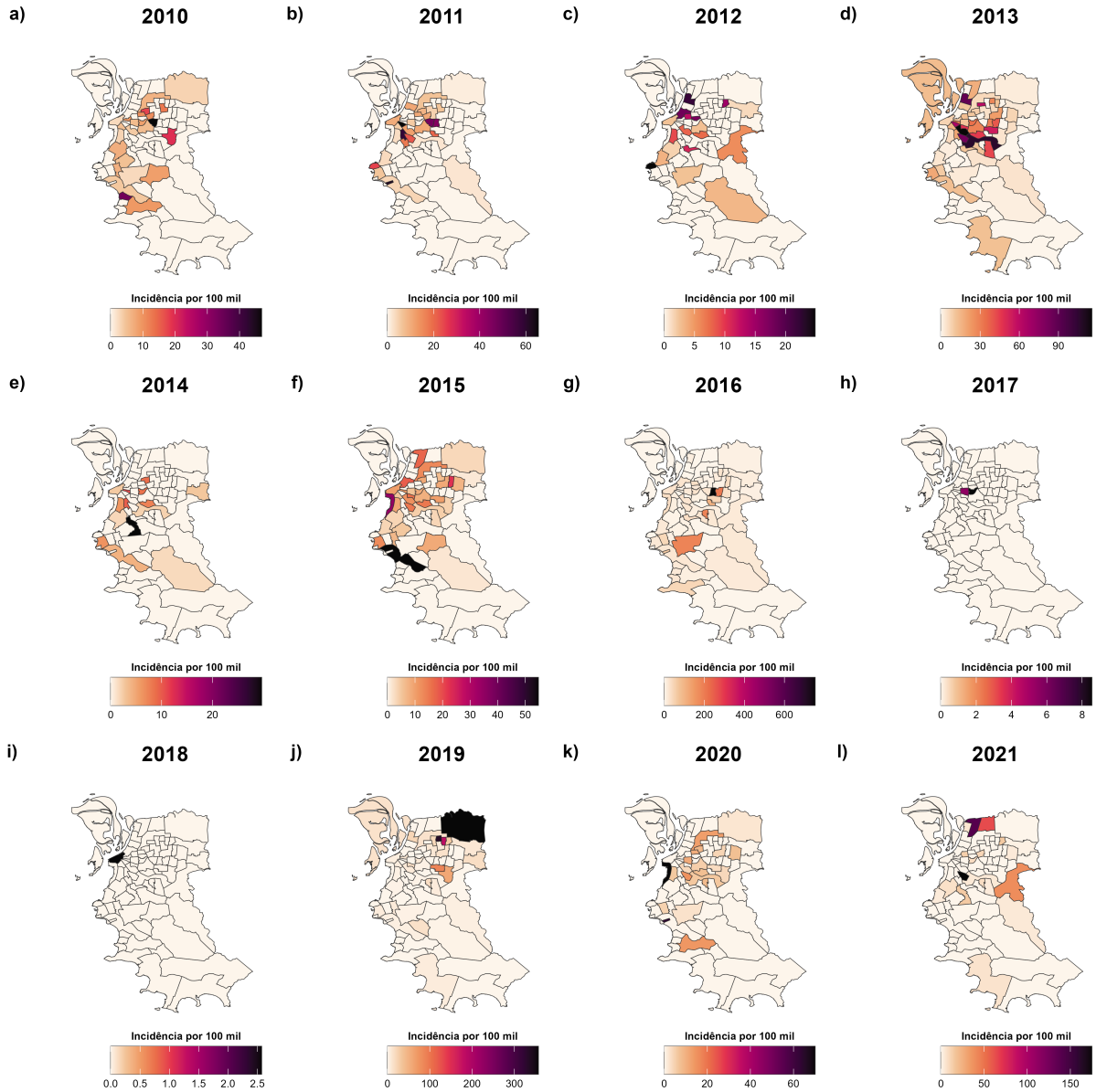
Ano	População	Casos	Incidência	Nº de bairros com casos
2010	1442744	39	2,70	24
2011	1443327	47	3,26	28
2012	1443452	25	1,73	18
2013	1443057	219	15,18	50
2014	1442142	18	1,25	14
2015	1440728	71	4,90	34
2016	1438895	350	24,32	55
2017	1436662	2	0,14	2
2018	1433835	1	0,07	1
2019	1433835	457	31,87	36
2020	1426078	33	2,31	21
2021	1426078	68	4,77	19

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Para todos os anos, a incidência entre os bairros variou consideravelmente (Figura 6.21), destacando-se o ano de 2016, quando alcançou um máximo de 753 casos por 100.000 habitantes

na Chácara das Pedras (região Leste) e um mínimo de 3,5 casos por 100.000 habitantes em Santa Tereza (região do Cruzeiro).

Figura 6.21 – Mapas da incidência de dengue (casos confirmados autóctones e importados) por 100.000 habitantes por bairros de 2010 a 2021 em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

6.2.2 Perfil epidemiológico dos casos de dengue

A distribuição dos casos entre homens e mulheres foi aproximadamente equilibrada, com cerca de 50% em cada grupo (Tabela 6.4).

A raça/cor branca foi predominante, representando 76% dos casos (1.079/1.425). Até 2018, o maior percentual de casos com raça/cor ignorada ou sem preenchimento ocorreu em 2013 (5,8%, ou 14/240). A partir de 2019, essa proporção aumentou para 14% (69/484), e nos anos subsequentes foi de 33% (13/40) e 28% (20/71) (Tabela 6.4).

Tabela 6.4 – Frequência absoluta e relativa dos casos de dengue confirmados em Porto Alegre por grupo de 2010 a 2021, estratificados por variáveis sociodemográficas.

Variável	Categoria	Confirmados (N = 1425)	Confirmados e residentes (N = 1330)	Confirmados, residentes e autóctones (N = 988)
Sexo biológico				
	Feminino	717 (50,3%)	671 (50,5%)	514 (52%)
	Masculino	708 (49,6%)	659 (49,5%)	474 (48%)
Raça/cor				
	Branca	1079 (76%)	1008 (76%)	713 (72%)
	Preta	96 (6,7%)	93 (7%)	86 (8,7%)
	Amarela	2 (0,1%)	2 (0,2%)	0
	Parda	116 (8,1%)	112 (8,4%)	92 (9,3%)
	Indígena	4 (0,3%)	4 (0,3%)	4 (0,4%)
	Ignorada	122 (8,6%)	106 (8%)	89 (9%)
	Sem informação	7 (0,4%)	5 (0,4%)	4 (0,4%)
Faixa etária (anos)				
	0 a 4	22 (1,5%)	21 (1,6%)	19 (1,9%)
	5 a 9	39 (2,7%)	35 (2,6%)	34 (3,4%)
	10 a 19	194 (14%)	188 (14%)	167 (17%)
	20 a 39	546 (38%)	510 (38%)	369 (37%)
	40 a 59	451 (32%)	408 (31%)	288 (29%)
	60 ou mais	172 (12%)	167 (13%)	122 (12%)
	Sem informação	1 (0,1%)	1 (0,1%)	0
Escolaridade				
	Analfabeto	1 (0,1%)	1 (0,1%)	1 (0,1%)
	Fund. incompleto	212 (15%)	203 (15%)	189 (19%)
	Fund. completo	82 (5,8%)	75 (5,6%)	66 (7%)
	Médio incompleto	114 (8%)	111 (8,3%)	95 (9,6%)
	Médio completo	270 (19%)	256 (19%)	200 (20%)
	Sup. incompleto	98 (6,9%)	95 (7%)	62 (6,3%)
	Sup. completo	333 (23%)	312 (23%)	135 (14%)
	Ignorado	290 (20%)	257 (19%)	227 (23%)
	Sem informação	25 (1,8%)	20 (1,5%)	13 (1,3%)

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

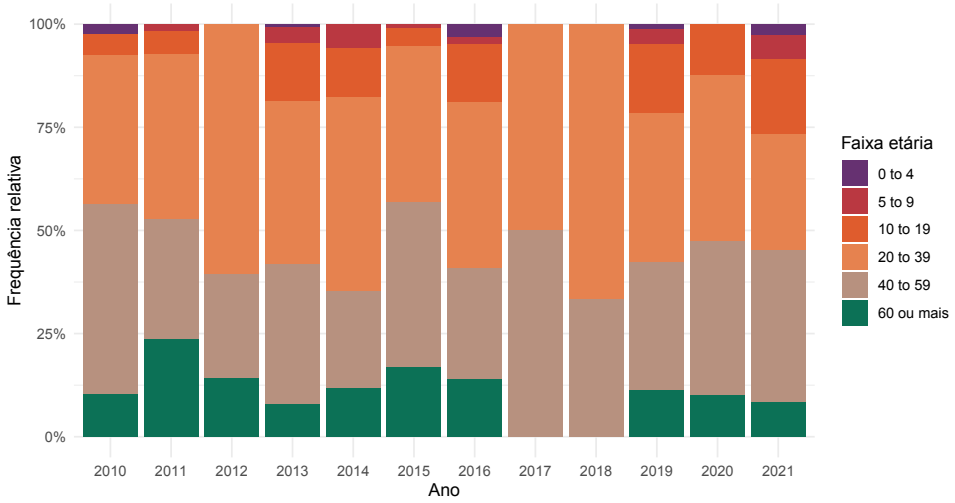
Nota: Os percentuais foram calculados em relação ao total de cada grupo. Sup. = superior; Fund. = fundamental.

O nível educacional predominante foi o ensino superior completo (333/1.425, ou 23%). Do total de casos, apenas 69% (984/1.425) apresentavam informações ocupacionais disponíveis. Entre os residentes de Porto Alegre com o campo preenchido, a ocupação predominante foi estudante (19%, ou 180/927), seguida por dona de casa (8,4%, ou 78/927), aposentado ou pensionista (7,2%, ou 67/927) e desempregado (3,5%, ou 32/927).

Observou-se perfil semelhante dos casos, independentemente do agrupamento analisado: “Confirmados”, “Confirmados residentes (autóctones e importados)” e “Confirmados residentes e autóctones” (Tabela 6.4).

A faixa etária predominante foi entre 20 e 39 anos, representando 38% dos casos (n = 546), seguida pelo grupo de 40 a 59 anos, com 32% (n = 451). A faixa etária predominante não variou ao longo dos anos. No entanto, observa-se que, nos anos em que a transmissão foi mais intensa (2013, 2016 e 2019), todos os grupos etários foram afetados (Figura 6.22).

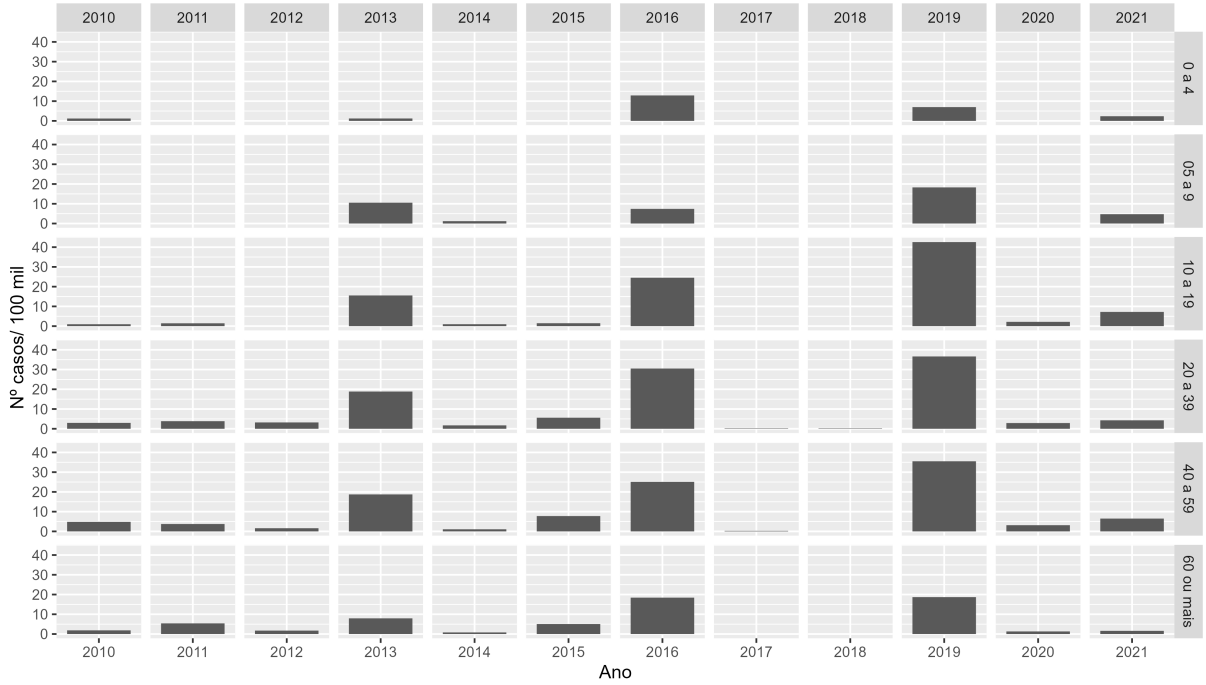
Figura 6.22 – Distribuição dos casos de dengue confirmados por faixa etária de 2010 e 2021, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

A incidência anual de dengue entre residentes, calculada para cada faixa etária, foi maior entre os indivíduos de 10 a 19 anos (42,6 casos/100.000 habitantes) em 2019. Nos anos de 2013 e 2016, a maior incidência anual foi observada no grupo etário de 20 a 39 anos (18,9 e 30,5 casos/100.000 habitantes, respectivamente). A menor incidência foi registrada entre crianças de 0 a 4 e de 5 a 9 anos, exceto em 2021, quando a faixa etária de 60 anos ou mais apresentou a menor incidência (Figura 6.23).

Figura 6.23 – Incidência de dengue por 100.000 habitantes por ano e grupo etário em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

6.2.3 Sorotipos de DENV circulantes entre os casos de dengue

Foram realizados exames para detecção do sorotipo do DENV em 17,8% das amostras de casos confirmados em laboratório (253/1.425) (Tabela 6.5).

Tabela 6.5 – Distribuição dos sorotipos de DENV identificados em amostras de casos de dengue confirmados em Porto Alegre de 2010 a 2021

Ano	Total de amostras	Positividade para DENV	Sorotipo
2010	1	1 (100%)	DENV-1
2011	11	11 (100%)	DENV-1
2012	15	13 (87%)	DENV-1 e DENV-4
2013	78	77 (99%)	DENV-1, DENV-2 e DENV-4
2014	8	5 (63%)	DENV-1 e DENV-4
2015	36	35 (97%)	DENV-1 e DENV-4
2016	53	52 (98%)	DENV-1
2017	2	2 (100%)	DENV-1
2018	2	2 (100%)	DENV-1 e DENV-2
2019	32	29 (91%)	DENV-1
2020	5	0 (0%)	Não detectado
2021	10	10 (100%)	DENV-1

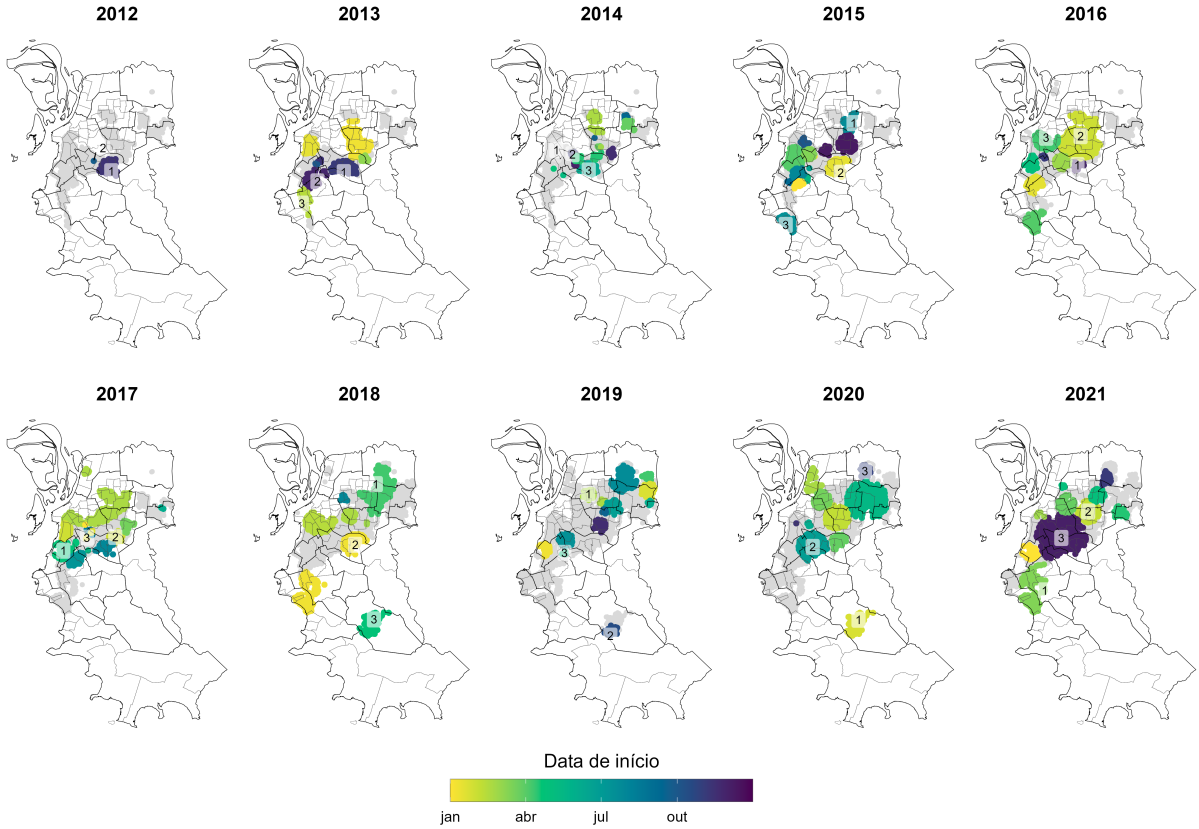
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

O sorotipo foi identificado em 94% das amostras (237/253), sendo o DENV-1 o predominante (65% – 153/237), seguido pelo DENV-2, em 22% (51/237), e pelo DENV-4, em 14% (33/237). O DENV-1 esteve presente em todos os anos, à exceção de 2020. Em 2013, observou-se co-circulação de DENV-1, DENV-2 e DENV-4, enquanto o DENV-3 não foi detectado (Tabela 6.5).

6.2.4 Aglomerados de alto risco

Em relação à distribuição espacial, o *Ae. aegypti* se distribuiu de forma heterogênea no município. Na análise espaço-temporal, foram detectados aglomerados de alta infestação por *Ae. aegypti* em todos os anos (Figura 6.24), sendo o menor número em 2012 (n = 2) e o maior em 2014 e 2017 (n = 15) (Tabela 6.6).

Figura 6.24 – Aglomerados de alto risco para *Aedes aegypti* em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2012–2021.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: As cores indicam o período de início dos aglomerados, e os rótulos dos aglomerados são conforme a razão de log-verossimilhança máxima, sendo 1 o aglomerado mais provável. A área cinza representa o local de instalação das armadilhas.

A mediana do raio dos aglomerados variou de 0,38 km em 2014 a 1,51 km em 2018 (Tabela 6.6), indicando uma expansão da área dos aglomerados de alto risco ao longo dos anos. Particularmente nas regiões Partenon e Noroeste da cidade, observou-se um alto risco persistente de infestação por *Ae. aegypti* (Figura 6.24), e nessas regiões os aglomerados mais prováveis foram frequentemente identificados.

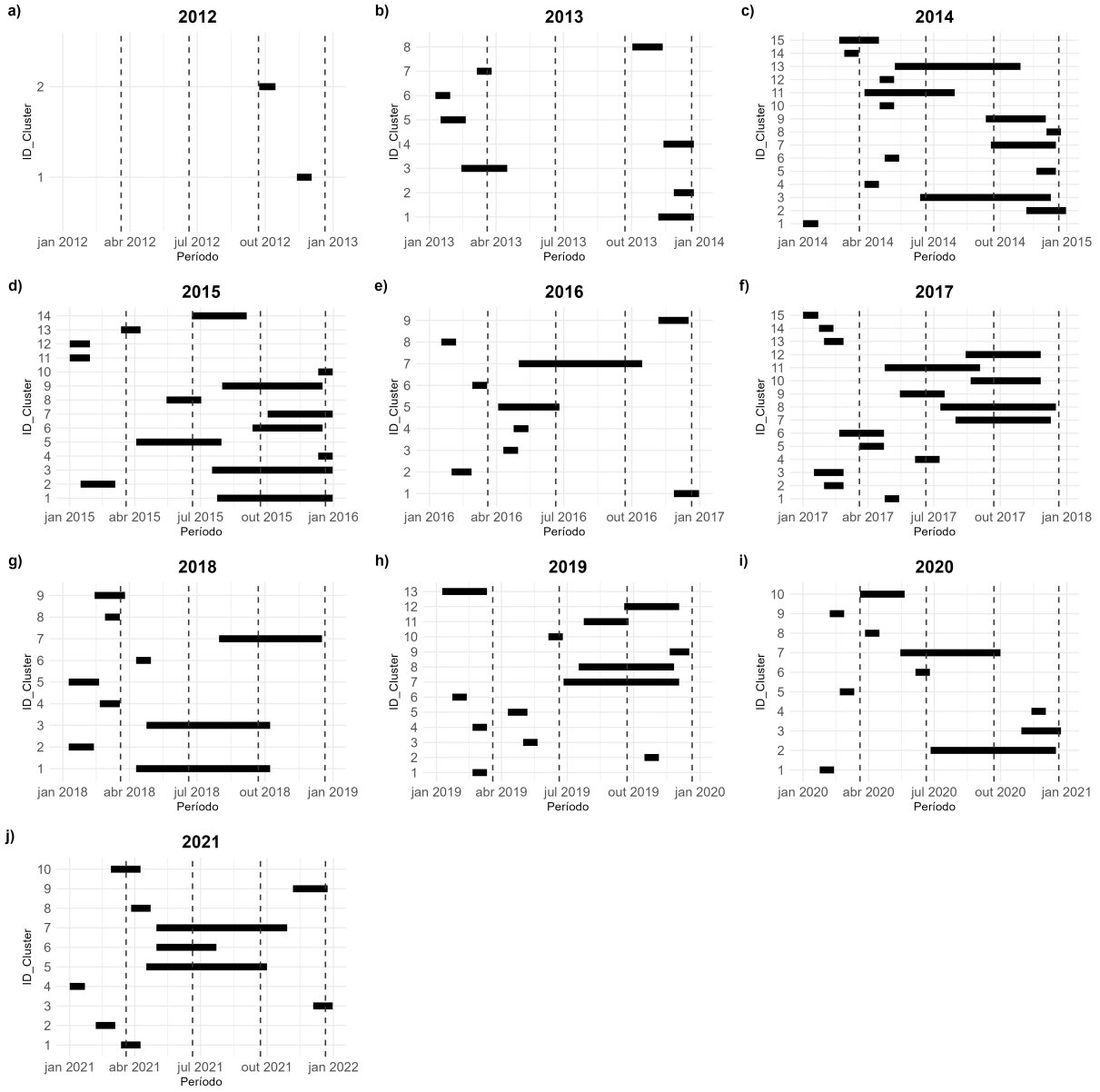
Tabela 6.6 – Resumos das características dos aglomerados (clusters) de *Ae. aegypti*, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010–2021.

	2012	**2013**	**2014**	**2015**	**2016**	**2017**	**2018**	**2019**	**2020**	**2021**
Nº de clusters	2	8	15	14	9	15	9	13	10	10
Região do cluster mais provável	Partenon	Partenon	Centro	Noroeste	Partenon	Cruzeiro	Norte, Noroeste e Eixo Baltazar	Noroeste	Restinga	Centro -Sul
						Mediana				
Duração em dias	21,0	37,5	27,0	62,0	27,0	41,0	41,0	27,0	20,0	34,0
Nº de armadilhas	29	42,5	8	25	58	6	72	24	44	28
Nº de *Ae. aegypti* fêmeas observadas	74	141,5	68	64	92	105	199	46	95,5	123,5
Raio (km)	0,785	1,315	0,38	0,67	0,61	0,26	1,51	0,82	1,305	1,09

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

A maioria dos aglomerados iniciou–se entre janeiro e maio (verão e outono), coincidindo com os meses de maior captura de mosquitos. A partir de 2014, alguns aglomerados persistiram até o inverno e outros iniciaram durante essa estação (junho, julho ou agosto) (Figura 6.25. Os aglomerados mais prováveis de 2015 e 2018 foram identificados durante o inverno no bairro Vila Ipiranga (região Noroeste). Os aglomerados de maior duração ocorreram em 2014 (Partenon – ID3), 2018 (Norte, Noroeste e Eixo Baltazar – ID1) e 2021 (Noroeste – ID7) (Apêndice D.1). Contudo, considerando a duração dos aglomerados de cada ano, a maior mediana foi observada em 2015.

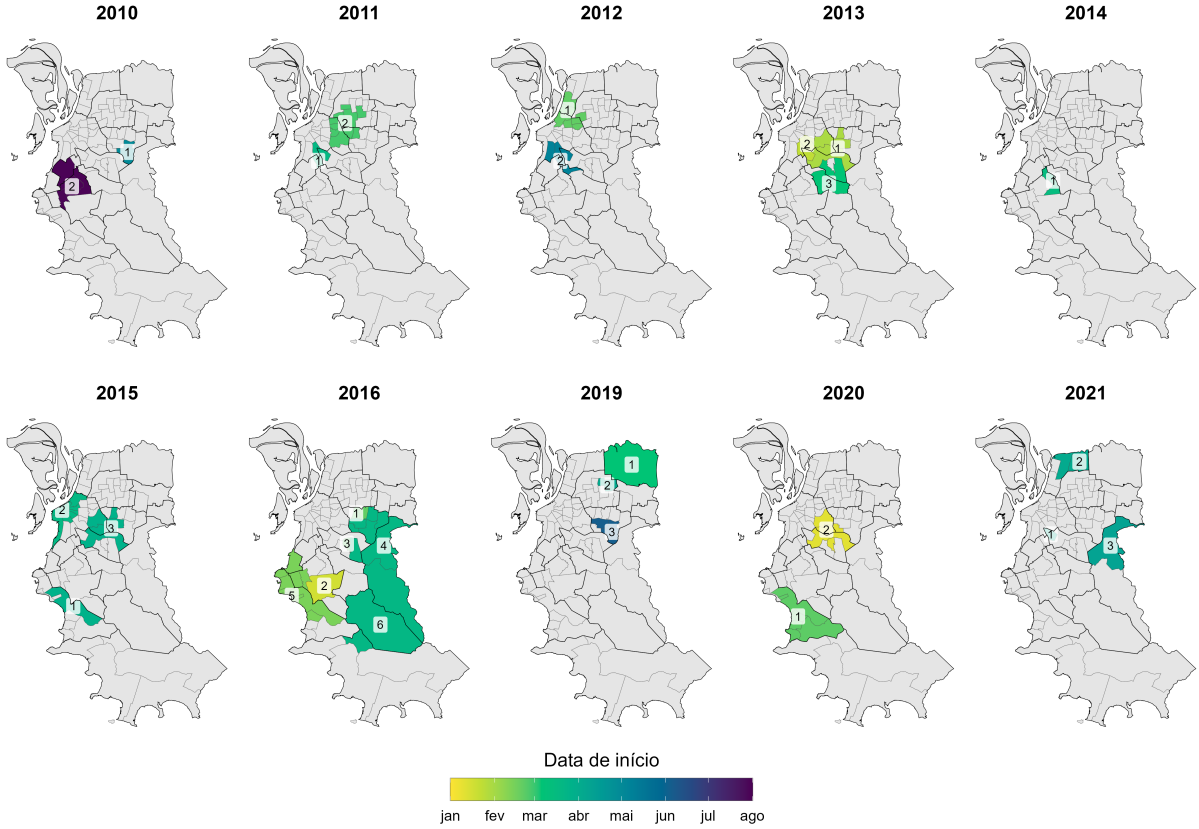
Figura 6.25 – Duração dos aglomerados (*clusters*) de infestação de alto risco de fêmeas de *Ae. aegypti* capturadas por MosquiTRAPs em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: A barra preta marca o início e o fim de cada aglomerado. As linhas tracejadas marcam o início das estações: Outono, Inverno, Primavera e Verão.

A análise de varredura espaço-temporal identificou aglomerados de alto risco para casos de dengue em todos os anos, exceto em 2017 e 2018 (Figura 6.26). Em 2014, foi detectado apenas um aglomerado em um bairro, que apresentou o maior risco relativo de todo o período (RR 320,12) (Apêndice D.2). O número máximo de bairros em região de aglomerado por ano foi 6, observado em 2016 (Tabela 6.7).

Figura 6.26 – Aglomerados de alto risco para casos de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010-2021.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: As cores indicam o período de início dos aglomerados, e os rótulos dos aglomerados são conforme a razão de log-verossimilhança máxima, sendo 1 o aglomerado mais provável.

Tabela 6.7 – Resumo das características dos aglomerados (clusters) de dengue, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 2010–2021.

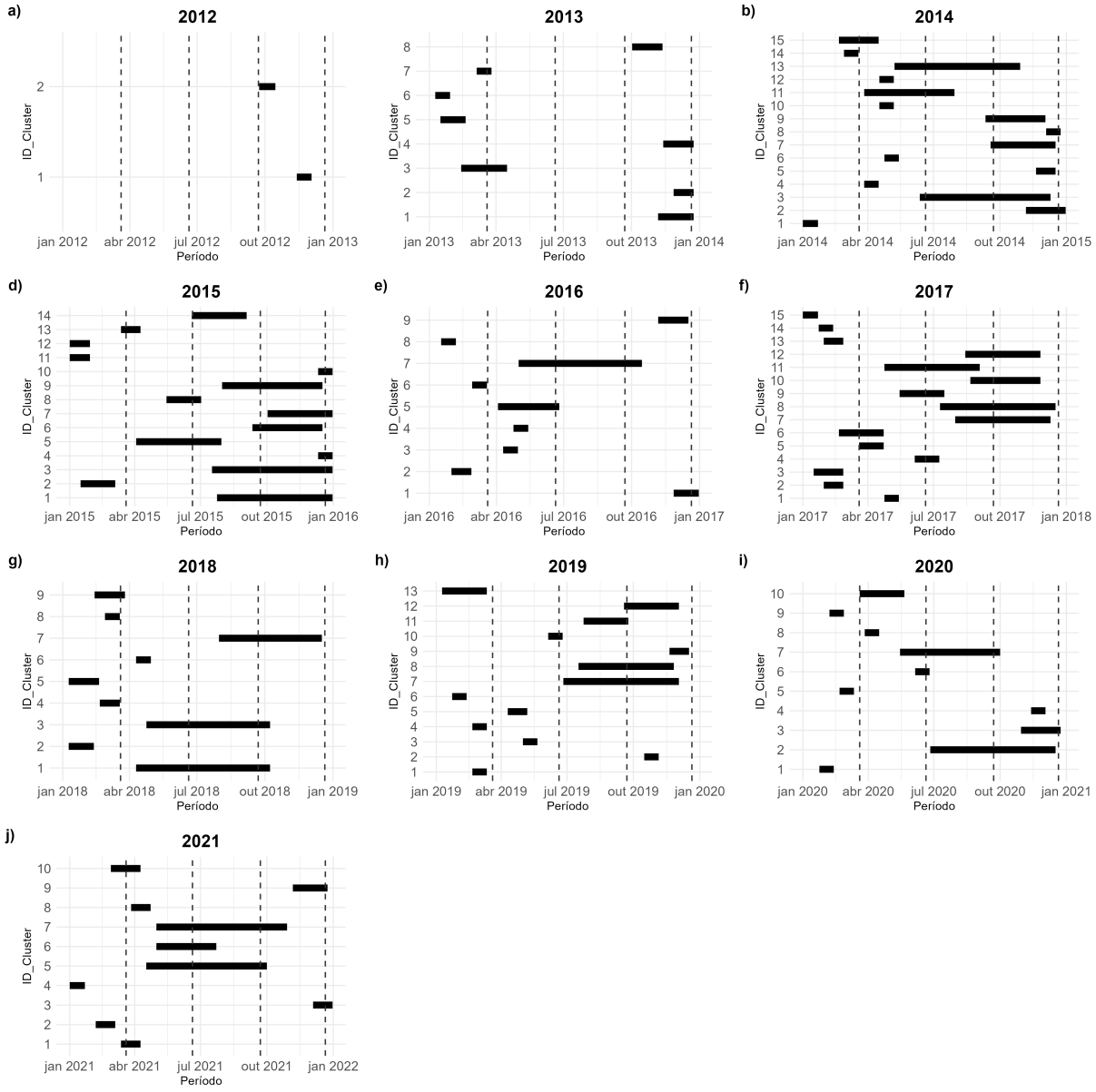
	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2019	2020	2021
Nº cluster	2	2	2	3	1	3	6	3	2	3
Nº de bairros	5	14	12	13	1	14	24	6	11	4
População no interior do aglomerado	130725	177270	146451	266771	13484	262156	439939	167351	176260	43604
Nº de casos de dengue observados	10	24	10	136	4	30	233	393	11	43
					Mediana					
Duração em dias	23,5	55,0	58,5	111	34	62	79,5	55	55	48
Risco relativo	71,63	53,93	32,74	18,49	320,12	13,66	21,48	34,35	34,32	195,35
Raio (km)	1,09	1,89	0,02	2	0	2	2,43	0,85	2,43	0

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nos anos com o menor e o maior número de bairros em áreas de aglomerado, a população em risco foi de 13.484 e 439.939, respectivamente. O mínimo e o máximo da mediana da duração dos aglomerados foi 23,5 dias em 2010 e 111 dias em 2013, respectivamente. Os aglomerados mais longos ocorreram em 2013 (ID2) e 2019 (ID1), ambos com duração de 118 dias (Apêndice D.2).

A maioria dos aglomerados começou entre janeiro e abril (verão e outono). Em 2010, um aglomerado (ID2) começou durante o inverno, e em 2019, um aglomerado (ID3) começou em junho e persistiu até julho, enquanto outro (ID1) iniciou em março e permaneceu até o início de julho (Figura 6.27 e Apêndice D.2).

Figura 6.27 – Duração dos aglomerados (clusters) de alto risco de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: A barra preta marca o início e o fim de cada cluster. As linhas tracejadas marcam o início das estações: Outono, Inverno, Primavera e Verão.

Quanto à distribuição espacial, os aglomerados mais prováveis de cada ano incluíram 26 bairros do município, sendo os mais frequentes Chácara das Pedras (região Leste), Ipanema

(região Sul) e Santo Antônio (região do Partenon). Em geral, os aglomerados ocorreram em 67 bairros e foram mais frequentes nas regiões Leste, Centro, Partenon e Sul.

6.2.5 Discussão (objetivos específicos 1 a 3)

Após a detecção inicial no espaço urbano de Porto Alegre, *Ae. aegypti* se estabeleceu e se expandiu pelo município. A presença contínua do vetor, combinada à suscetibilidade imunológica da população e a condições socioambientais favoráveis, sustentou a ocorrência de transmissão autóctone de dengue.

Com base em levantamentos larvários, *Ae. aegypti* foi registrado pela primeira vez em Porto Alegre em 2001 e se disseminou por toda a cidade até 2016. Reconhece-se, porém, a baixa sensibilidade desse método para detectar vetores (Codeço et al., 2015), de modo que a presença pode ter antecedido a primeira detecção e a dispersão pode ter sido mais rápida do que a vigilância captou.

Desde 2012, MosquiTRAPs têm sido utilizadas para monitorar mosquitos adultos, e a média de fêmeas capturadas demonstra flutuação sazonal com picos no verão e valores baixos no inverno, refletindo a dinâmica da população vetorial. Esse padrão é semelhante ao observado em Córdoba (Argentina) (Estallo et al., 2020) e em cidades tropicais brasileiras (Honório et al., 2009a; Lana et al., 2018), sendo compatível com a sazonalidade climática.

As baixas temperaturas do inverno em Porto Alegre (temperatura mínima média de 11 °C) (INMET, 2022) são desfavoráveis ao *Ae. aegypti* e impõem restrições ao seu desenvolvimento (Yang et al., 2009), o que se traduz em baixas capturas, inclusive semanas com ausência de mosquitos, cenário distinto de regiões tropicais que utilizam o mesmo tipo de armadilha (Lana et al., 2018). Após os meses frios, observou-se rápido aumento da média de fêmeas, sugerindo resistência por meio de ovos (Diniz et al., 2017), ou abrigo em microambientes mais quentes. Registros frequentes de caixas d'água em residências particulares em condições propícias à reprodução de mosquitos (Alegre, 2024) corroboram essa hipótese.

A distribuição dos aglomerados de alto risco para infestação vetorial foi heterogênea. Em particular, destaca-se a persistência de alguns bairros nos aglomerados, como é o caso daqueles pertencentes à região do Partenon.

A detecção recorrente de aglomerados de alto risco no Partenon sugere *hotspots* persistentes associados a vulnerabilidades socioambientais (baixa renda, acúmulo de resíduos, alta

densidade), que podem contribuir para a proliferação do vetor (Azevedo et al., 2018; Spiegel et al., 2007). Em contraste, o bairro Vila Ipiranga, que possui bons indicadores socioeconômicos, também foi identificado em área de aglomerados, inclusive durante o inverno. Esse achado reforça a necessidade de investigar os fatores locais que favorecem a presença do vetor nesse bairro, especialmente nos meses mais frios.

Desde a detecção de *Ae. aegypti* em Porto Alegre até o primeiro registro de transmissão local de dengue, transcorreram nove anos. Nos três primeiros anos de transmissão autóctone, os casos importados superaram os locais. Após o primeiro surto, em 2013, os autóctones passaram a predominar, marcando um momento importante no processo de estabelecimento da doença no município.

Em contextos favoráveis, casos importados podem levar à transmissão autóctone e a surtos, como sugere os resultados da reconstrução histórica da dengue em Porto Alegre e registros de outras cidades de clima temperado como Córdoba e Santa Fé (Argentina) (Vezzani; Carbajo, 2008; LÓPEZ et al., 2021).

No período analisado, surtos de dengue em Porto Alegre (2013, 2016 e 2019) coincidiram temporalmente com grandes epidemias na região Sudeste, a principal origem das infecções importadas, sustentando a necessidade de vigilância sindrômica dirigida a viajantes de destinos turísticos, como o Rio de Janeiro.

A partir do surto de 2016, no qual predominou o DENV-1, observou-se a maior expansão dos bairros com casos autóctones. Até 2021, 65 bairros haviam registrado transmissão local. Essa expansão, em um contexto de vetor já disseminado no território municipal, favorece a transmissão sustentada (Randolph; Rogers, 2010), e representa um segundo marco no estabelecimento da doença em Porto Alegre.

A predominância de casos nas faixas etárias de 20–39 e 40–59 anos foi consistente com estudos anteriores no Brasil (Junior et al., 2022).Por se tratar de um grupo que compõe a população economicamente ativa, esse padrão implica em perda de produtividade, e custos econômicos diretos e indiretos (Daroudi et al., 2021).

Mudanças no perfil etário dos casos de dengue podem indicar a introdução de um novo sorotipo (Cavalcanti et al., 2011) ou uma mudança na endemicidade da doença (Huang et al., 2022). No entanto, não se observou essa tendência em Porto Alegre. É importante destacar que os resultados cobrem uma série de 12 anos de transmissão local, e acompanhar esse perfil etário é relevante, especialmente em uma cidade como Porto Alegre, onde os dados são bem

documentados desde o surgimento da dengue, e por estar localizada na região Sul do Brasil, onde o aumento da transmissão da doença é relativamente recente.

Apesar de 31% das fichas de notificação não terem informação sobre a ocupação do paciente, observou-se uma frequência maior entre estudantes e pessoas que permanecem mais tempo no domicílio ou em suas proximidades, como donas de casa, aposentados, pensionistas e desempregados. Esse padrão sugere que a transmissão ocorre, predominantemente, próximo à residência ou à escola.

De forma semelhante, Spiegel et al. (2007) observaram maior risco de infestação vetorial em áreas com maior proporção de pessoas economicamente inativas, reforçando a hipótese de que a permanência prolongada em casa pode aumentar a criação e manutenção de criadouros para o mosquito e consequentemente maior exposição ao vetor. Esses resultados destacam o potencial informativo do campo "ocupação" e a importância de seu preenchimento adequado para aprimorar as análises e ações de vigilância.

Dentro do território de Porto Alegre, observou-se uma distribuição heterogênea dos casos de dengue. Alguns bairros apareceram com frequência em áreas de aglomerados de alto risco, apresentando indicadores socioeconômicos e demográficos distintos, com diferentes níveis de vulnerabilidade social. Por exemplo, Chácara das Pedras possui boas condições socioeconômicas e ambientais, enquanto Ipanema e Santo Antônio apresentam menor renda per capita e maior acúmulo de lixo em suas proximidades. A relação entre dengue e indicadores de pobreza é complexa e dependente do contexto local (Mulligan et al., 2015).

Com frequência, o aglomerado mais provável de *Ae. aegypti* e de dengue em cada ano ocorreu em áreas contíguas. A sobreposição espacial desses aglomerados foi observada no bairro Partenon, indicando que essa área é crítica para a infestação do vetor e para a transmissão da doença. Por outro lado, identificaram-se aglomerados de dengue em áreas sem armadilhas instaladas e aglomerados vetoriais de alto risco em locais sem registros de casos de dengue. Essa discrepância reforça a necessidade de ampliar o monitoramento vetorial e de considerar o potencial de disseminação da doença para áreas ainda não afetadas.

Assim como para o vetor, identificaram-se *clusters* de alto risco para dengue durante o inverno, localizados nas regiões Norte, Leste, Centro-Sul e Cruzeiro. Embora os aglomerados de vetor e de doença surjam e se mantenham principalmente durante o verão, os aglomerados de inverno chamam atenção por indicarem a persistência do vetor em determinadas regiões e a transmissão sustentada para além da estação típica.

Ainda que a transmissão durante o inverno em regiões de clima temperado não seja esperada, ela vem sendo observada. Em Santa Fé (Argentina), por exemplo, registraram-se casos esporádicos em 2009, 2011, 2018, 2019 e 2020 (LÓPEZ et al., 2021). Mesmo que o número de casos no inverno seja substancialmente inferior ao observado no verão, esse sinal epidemiológico reforça a importância de manter as ações de vigilância e controle também nos meses mais frios.

Em Porto Alegre, os anos com maior número de casos de dengue foram precedidos pelos aglomerados de alta infestação vetorial mais longos. Em 2018, um aglomerado de alta infestação vetorial com duração de 181 dias ocorreu na mesma região onde foi detectado um aglomerado de dengue em 2019. Esse padrão sugere que a identificação e o acompanhamento de áreas com alta infestação prolongada podem orientar intervenções preventivas e reduzir o número de casos no ciclo subsequente.

Assim, dados entomológicos contínuos e georreferenciados são fundamentais para o planejamento das estratégias de controle da dengue. Em Porto Alegre, onde esses dados estão disponíveis, a desativação de armadilhas devido a problemas logísticos no final de 2018 e início de 2019 pode ter levado à subestimação da média de fêmeas capturadas, especialmente porque os bairros mais afetados localizam-se na região Noroeste, onde se identificou um cluster persistente de alto risco para *Ae. aegypti*. Além disso, durante a pandemia de COVID-19, o monitoramento foi prejudicado. Essas particularidades devem ser consideradas para evitar interpretações equivocadas que associem a redução da média de mosquitos à eficácia das estratégias de controle.

Apesar do município se destacar pela realização de testes de detecção do vírus em vetores, observou-se baixa taxa de detecção e identificação de sorotipos. Também foi verificada uma fraca correspondência entre os sorotipos circulantes em humanos e em mosquitos, o que pode estar relacionado, em parte, ao número limitado de amostras humanas testadas.

Essa limitação resulta em perda de informações valiosas para o rastreamento da introdução ou das alterações nos sorotipos circulantes, com implicações epidemiológicas significativas (CÂMARA et al., 2022). É provável que melhorias nos métodos de processamento das amostras de mosquitos coletadas em campo aumentem a sensibilidade para a detecção viral. Além disso, recomenda-se ampliar a proporção de amostras de casos humanos enviadas para testagem.

Desde o surgimento da dengue em Porto Alegre, o número de casos vem aumentando gradualmente. Em 2024, até a semana epidemiológica 31, foram notificados 36.556 casos

(Porto Alegre. Secretaria Municipal de Saúde, 2024), mais de cinco vezes o total de suspeitos em todo o período de estudo, enquanto Córdoba (Argentina), que declarou emergência um ano antes, notificou 127.490 casos no mesmo período (ARGENTINA, 2024). Esses números evidenciam que, após o estabelecimento da dengue, conter sua expansão e magnitude torna-se um desafio crescente.

Assim como em Porto Alegre, a emergência da dengue em regiões de clima temperado tornou-se mais frequente na última década (Lourenço; Recker, 2014; Codeco et al., 2022). No Cone Sul, até meados de 2024, apenas o Chile continental não havia registrado transmissão autóctone (BARÇANTE; Cherem, 2024). É interessante observar que, assim como neste estudo, o surgimento da doença em outras regiões temperadas também ocorreu anos após a detecção do vetor, seja pela primeira vez, seja após sua reintrodução.

Em Córdoba e na província de Salta, na Argentina, a emergência da dengue ocorreu 14 e 11 anos após a detecção do vetor, respectivamente(Avilés et al., 1999; Robert et al., 2019). Em Salto, no Uruguai, isso aconteceu após 19 anos (ORGANIZATION, ; Agrelo, 1997). Esse padrão serve de alerta para localidades com vetor já estabelecido, mas sem transmissão local, como observado no Chile e em algumas cidades do Sul do Brasil.

6.3 Resultados e discussão (objetivo específico 4)

6.3.1 Modelo espacial

6.3.1.1 Modelos para casos autóctones de dengue

6.3.1.1.1 Análise sem dados entomológicos

Foram avaliados modelos simples com especificação paramétrica (Apêndice A.7) e com efeito flexível (Apêndice A.8) para a covariável considerando todos os bairros do município (n = 83). Em todos os modelos, os intervalos de credibilidade de 95% (IC95%) das estimativas associadas às covariáveis avaliadas incluíram o valor zero, indicando evidência limitada sobre a direção do efeito.

Foram ajustados modelos múltiplos incluindo as covariáveis porcentagem de domicílios pobres (`VpoorZ`), densidade humana (`VdZ`) e número de casos importados (`VimpZ`), bem como seus respectivos termos de interação (`poor_imp`, `imp_dens` e `poor_dens`) (Apêndice A.9).

Dentre os modelos múltiplos avaliados, dois foram selecionados: o modelo *mod_b_22* com interação entre a proporção de domicílios pobres e os casos importados (`poor_imp`) e o modelo *mod_b_25* com interação entre a proporção de domicílios pobres e a densidade populacional humana (`poor_dens`) (Tabela 6.8).

Tabela 6.8 – Modelo espacial base e modelos múltiplos selecionados para investigar associações de variáveis socioeconômicas, demográficas e ambientais com os casos autóctones de dengue em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

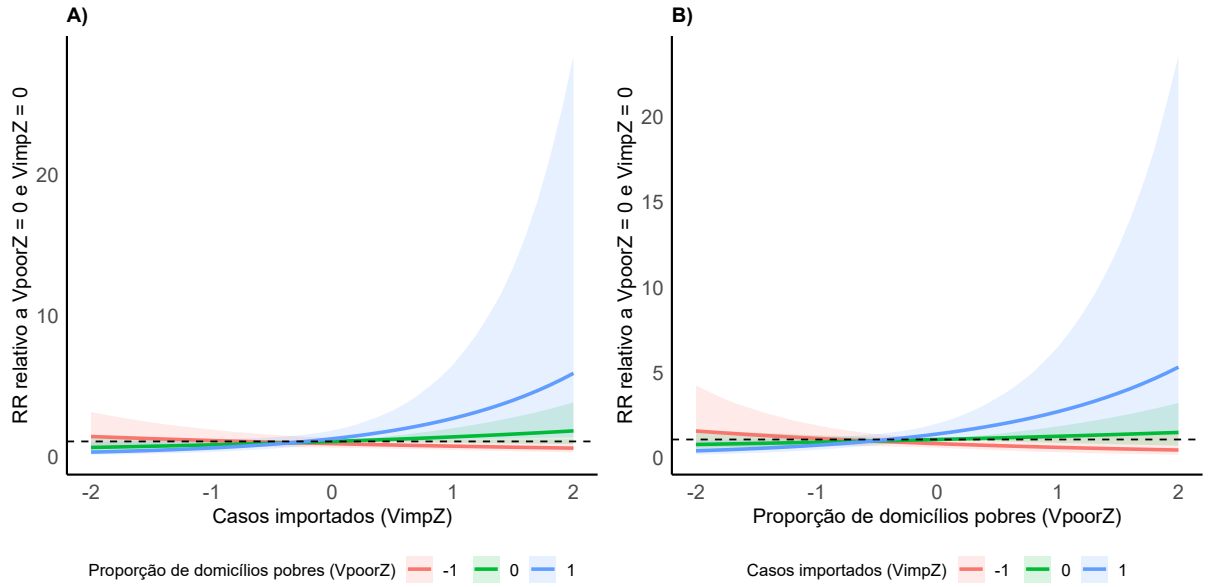
Modelo	**Covariável**	**Coef.[IC95%]**	**WAIC**	**Precisão (S)**	***phi* (S)**
mod_base	–	–	378,68	0,60 [0,39; 0,88]	0,43 [0,10; 0,82]
mod_b_22	`VpoorZ`	0,18 [-0,22; 0,57]	375,62	0,62 [0,40; 0,91]	0,46 [0,09; 0,87]
	`VimpZ`	0,28 [-0,10; 0,66]			
	`poor_imp`	0,52 [0,10; 0,94]			
mod_b_25	`VpoorZ`	0,07 [-0,30; 0,45]	378,47	0,66 [0,43; 0,96]	0,34 [0,05; 0,77]
	`VdZ`	-0,19 [-0,59; 0,22]			
	`poor_dens`	0,39 [0,03; 0,75]			

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Coef. corresponde à média posterior do efeito fixo. Precisão (S) e *Phi* (S) referem-se aos componentes estruturado e não estruturado do efeito espacial no modelo BYM2.

As estimativas do *mod_b_22* (Tabela 6.8) indicaram que os efeitos principais da proporção de domicílios pobres e do número de casos importados, interpretados condicionalmente ao valor médio da outra covariável, não apresentaram evidência de associação estatisticamente importante. Em contraste, observou-se evidência de interação positiva entre essas covariáveis (`poor_imp`), associada a um aumento do risco relativo (*RR*) de dengue autóctone ($RR = 1{,}68$; IC95%: 1,11–2,56). Esse resultado indica que aumentos simultâneos em `VpoorZ` e `VimpZ` se associam a um risco maior de dengue autóctone do que o esperado sob um modelo sem a interação.

A Figura 6.28 apresenta os efeitos marginais condicionais associados aos casos importados e à proporção de domicílios pobres, permitindo visualizar como o efeito de uma covariável se modifica ao longo dos diferentes valores da outra de acordo com as estimativas do *mod_b_22*.

Figura 6.28 – Efeitos marginais condicionais da interação entre casos importados e proporção de domicílios pobres no risco relativo da dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

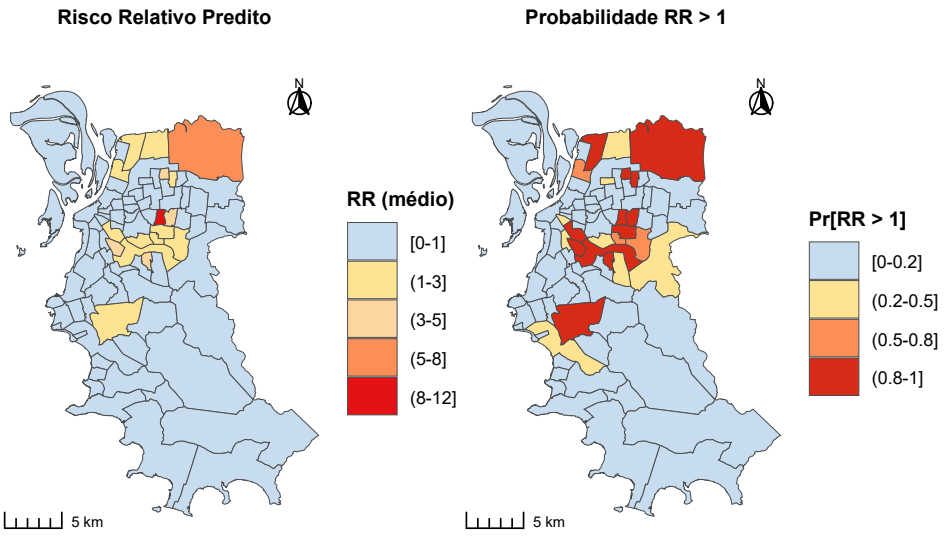
Legenda: As linhas representam as estimativas médias posteriores do RR, e as faixas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%. A linha horizontal tracejada indica RR = 1 (categoria de referência). Os valores de RR são apresentados em relação à condição de referência (média) `VimpZ` = 0 e `VpoorZ` = 0.

A distribuição espacial do RR estimado pelo *mod_b_22* foi próximo ou inferior a 1 para a maioria dos bairros. Contudo, alguns se destacaram com valores entre 3 e 10,8 vezes acima do esperado, concentrando-se principalmente nas regiões central e norte do município. Observou-se que diversos bairros apresentaram probabilidade maior que $> 0{,}8$ de $RR > 1$ (Figura 6.29), configurando potenciais áreas críticas para a transmissão da dengue.

Após o ajuste pelas covariáveis, observou-se que muitos bairros ainda apresentavam efeito espacial com *RR* acima de 1 (Figura 6.30), indicando a presença de risco não explicado pelas covariáveis.

A decomposição do efeito espacial `BYM2` mostrou que, embora o componente estruturado (dependente da vizinhança) capturasse uma fração da variabilidade espacial, houve uma contribuição relevante do componente não estruturado para os padrões de risco observados, condizente com o *phi* = 0,46. Isso indica que heterogeneidades locais, não explicadas pela estrutura de vizinhança e pelas covariáveis incluídas no modelo.

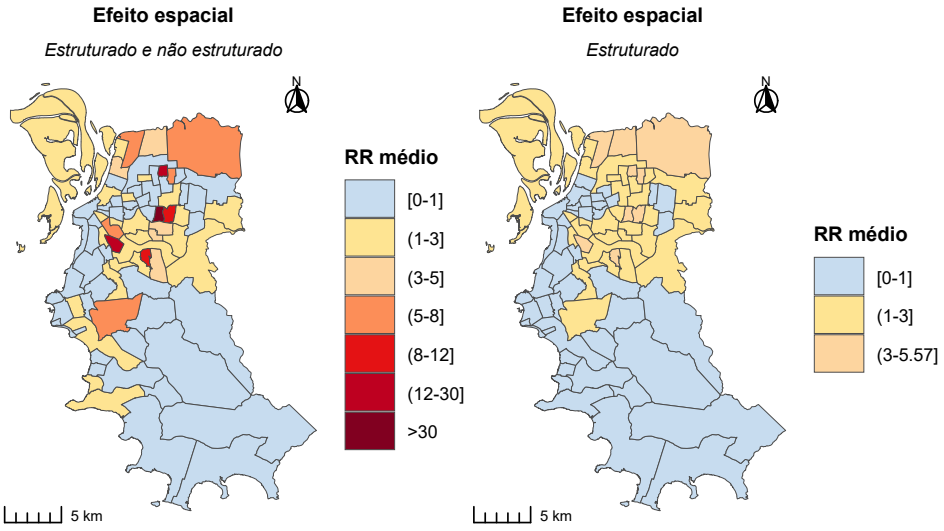
Figura 6.29 – Risco relativo (RR) predito pelo modelo mod_b_22 e probabilidade posterior de $RR > 1$ para casos de dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, RR médio estimado por bairro, ajustado pelas covariáveis. À direita, probabilidade posterior de que $RR > 1$.

Figura 6.30 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo mod_b_22 por bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

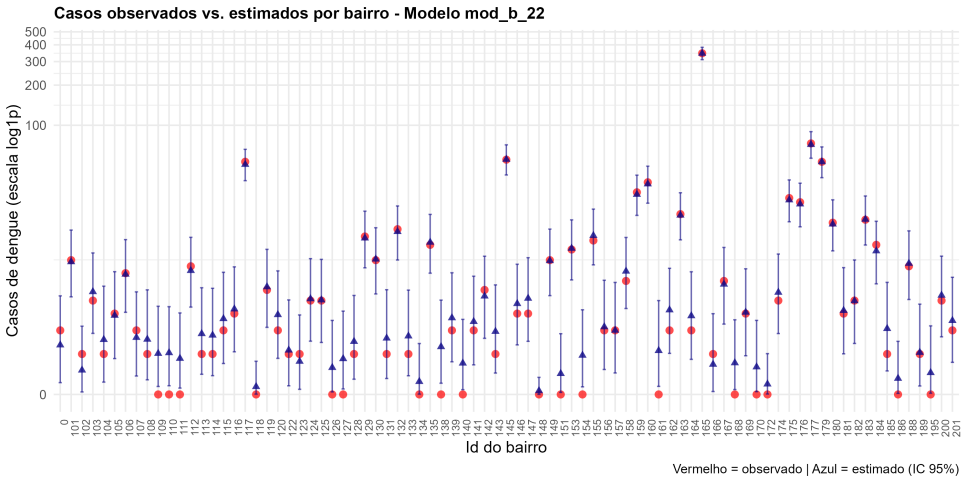


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, o efeito espacial estruturado e não estruturado; à direita, apenas o efeito espacial estruturado.

O modelo apresentou bom ajuste geral aos dados, já que a maior parte dos valores observados ficou próxima dos valores médios estimados ou dentro do IC95%. Para os bairros com zero casos, observou-se uma superestimação (Figura 6.31).

Figura 6.31 – Casos de dengue observados e preditos para cada bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

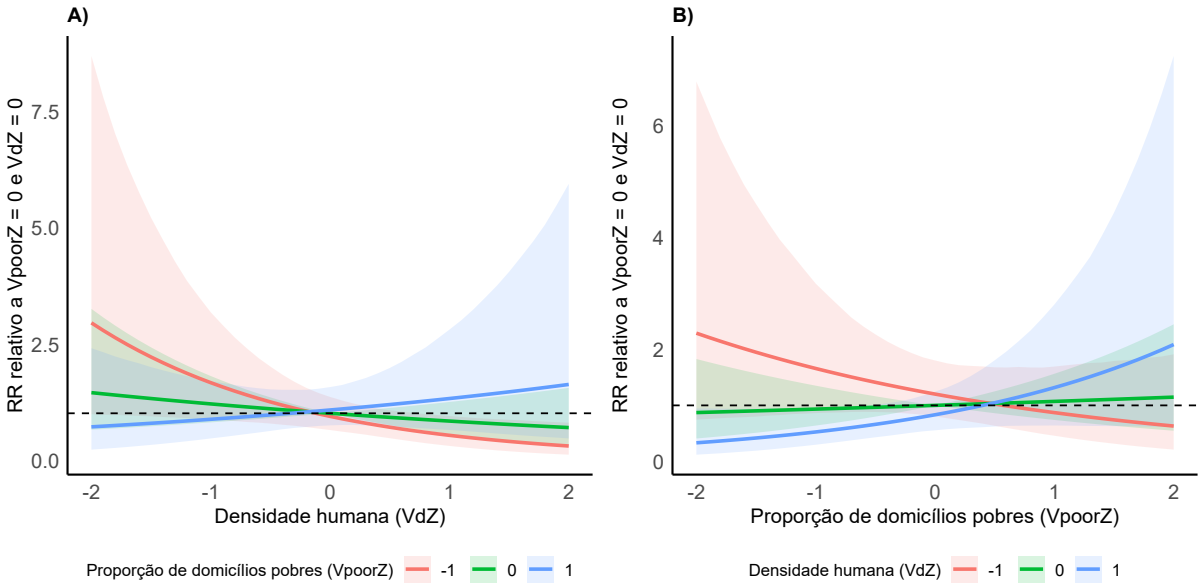


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: Os pontos vermelhos representam os casos observados e os triângulos azuis os valores médios preditos pelo modelo com o respectivo IC95%

Assim como o modelo anterior, as estimativas do *mod_b_25* (Tabela 6.8) indicaram que os efeitos principais das covariáveis: `VpoorZ` (proporção de domicílios pobres) e `VdZ` (densidade populacional humana), interpretados condicionalmente ao valor médio da outra covariável, não apresentaram evidência de associação estatisticamente importante. Porém, a interação entre as covariáveis (`poor_dens`) foi positiva (RR = 1,48; IC95%: 1,03–2,12), indicando que aumentos simultâneos em `VpoorZ` e `VdZ` se associam a um risco maior de dengue autóctone do que o esperado sob um modelo sem a interação (Figura 6.32).

Similar ao modelo com a interação entre proporção de domicílios pobres e casos importados, o *mod_b_25* (Figura 6.33) estimou *RR* mais elevados para os bairros da região central e norte do município. No mapa da probabilidade de $RR > 1$ (Figura 6.33), observou-se um padrão semelhante ao do modelo anterior, com a exceção de dois bairros na região norte que passaram a apresentar maior probabilidade de $RR > 1$.

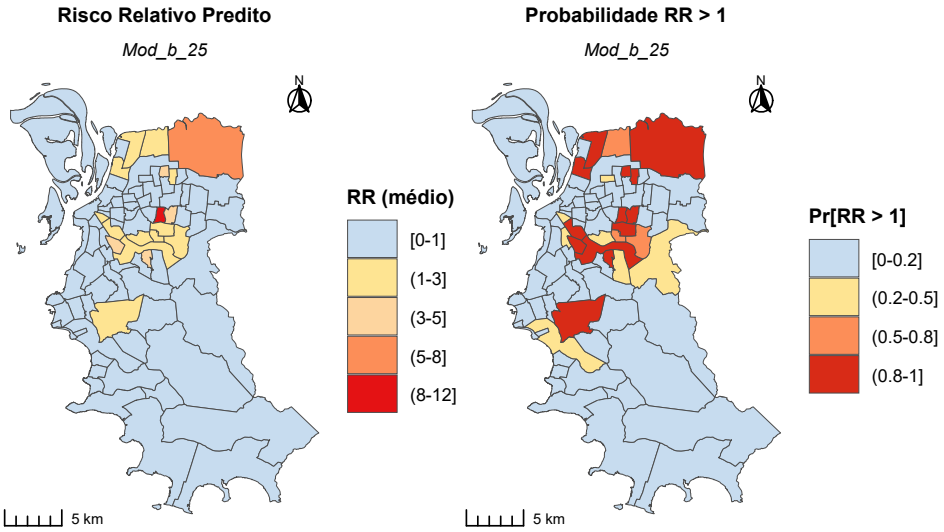
Figura 6.32 – Efeitos marginais condicionais da interação entre densidade populacional humana e a proporção de domicílios pobres no risco relativo da dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: As linhas representam as estimativas médias do RR, e as faixas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%. A linha horizontal tracejada indica RR = 1 (categoria de referência). Os valores de RR são apresentados em relação à condição de referência (média) `VdZ` = 0 e `VpoorZ` = 0

Figura 6.33 – Risco relativo (RR) predito pelo modelo *mod_b_25* e probabilidade posterior de $RR > 1$ para casos de dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



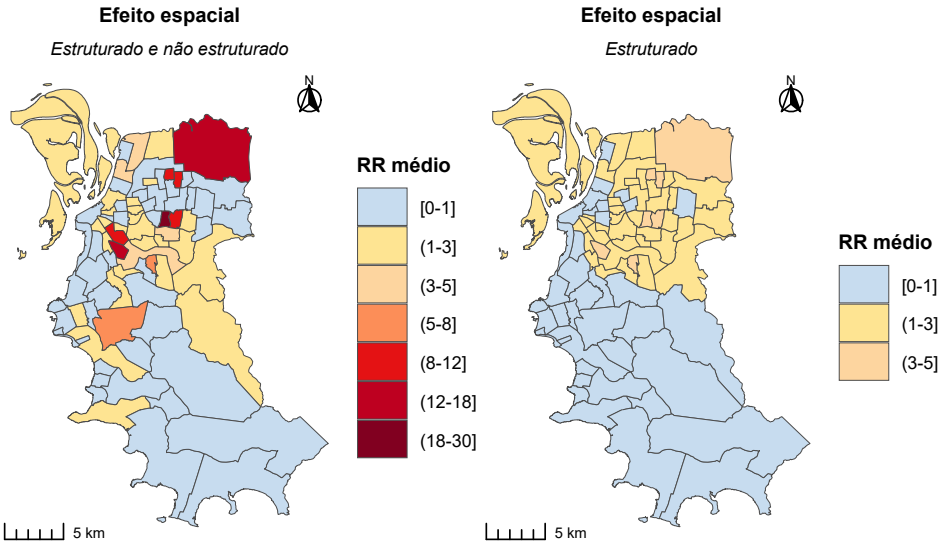
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, *RR* médio estimado por bairro, ajustado pelas covariáveis. À direita, probabilidade posterior de que $RR > 1$.

Em comparação ao modelo com a interação entre proporção de domicílios pobres e casos importados, a distribuição do efeito espacial com *RR* médio acima de 1 foi mais difusa (Figura 6.34). Esse resultado sugere que as variáveis do modelo não foram suficientes para explicar toda a heterogeneidade espacial

Além disso, o componente estruturado evidenciou um gradiente espacial nítido entre o norte e o sul do município, com valores de risco relativo acima de 1 concentrados predominantemente na região Norte (Figura 6.34), indicando a influência de fatores territoriais não considerados no modelo.

Figura 6.34 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo mod_b_25 para cada bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

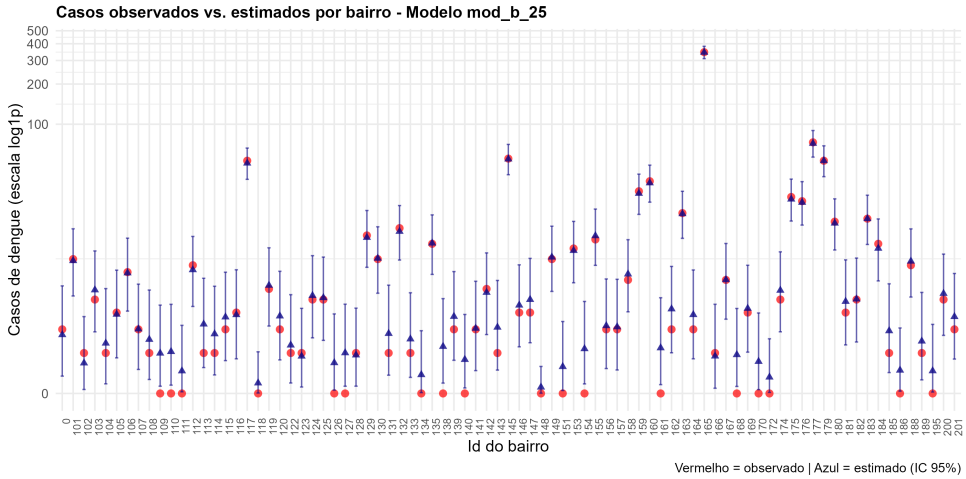


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, o efeito espacial estruturado e não estruturado; à direita, apenas o efeito espacial estruturado.

Assim como o *mod_b_22*, o modelo *mod_b_25* ajustou bem os dados, mas também superestimou para os bairros com zero casos observados (Figura 6.35) e para outros com contagens baixas.

Figura 6.35 – Casos de dengue observados e preditos pelo modelo mod_b_25 para cada bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: Os pontos vermelhos representam os casos observados e os triângulos azuis os valores médios preditos pelo modelo com o respectivo IC95%

Em comparação com o modelo base ($WAIC = 378{,}7$)(Tabela 6.8), o modelo *mod_b_22* apresentou melhor ajuste global ($WAIC = 375{,}6$) e maior precisão do efeito espacial (0,62 vs. 0,60). Por sua vez, o modelo *mod_b_25* teve um *WAIC* semelhante ao do modelo base (378,0), mas com precisão ainda maior do efeito espacial (0,66).

O aumento da precisão indicou uma redução na variância do efeito espacial, sugerindo que as covariáveis introduzidas nos modelos explicaram uma parcela da variabilidade espacial.

6.3.1.1.2 Análise com dados entomológicos

Para o subconjunto formado por 34 bairros com dados entomológicos disponíveis, foram ajustados modelos simples com especificação paramétrica (Apêndice A.10) e com efeitos flexíveis (Apêndice A.11) para a covariável. Em todos esses modelos, os IC95% das estimativas associadas às covariáveis incluíram o valor zero. Apesar disso, observou-se que as estimativas médias para `Vaedes_z` se mantiveram positivas e foram consistentemente superiores às das demais covariáveis avaliadas.

Nos modelos múltiplos, as estimativas para `Vaedes_z` permaneceram positivas em todas as combinações com outras covariáveis (Apêndice A.12) e em alguns destes modelos o efeito de `Vaedes_z` não incluiu o zero no IC95%, indicando uma associação importante.

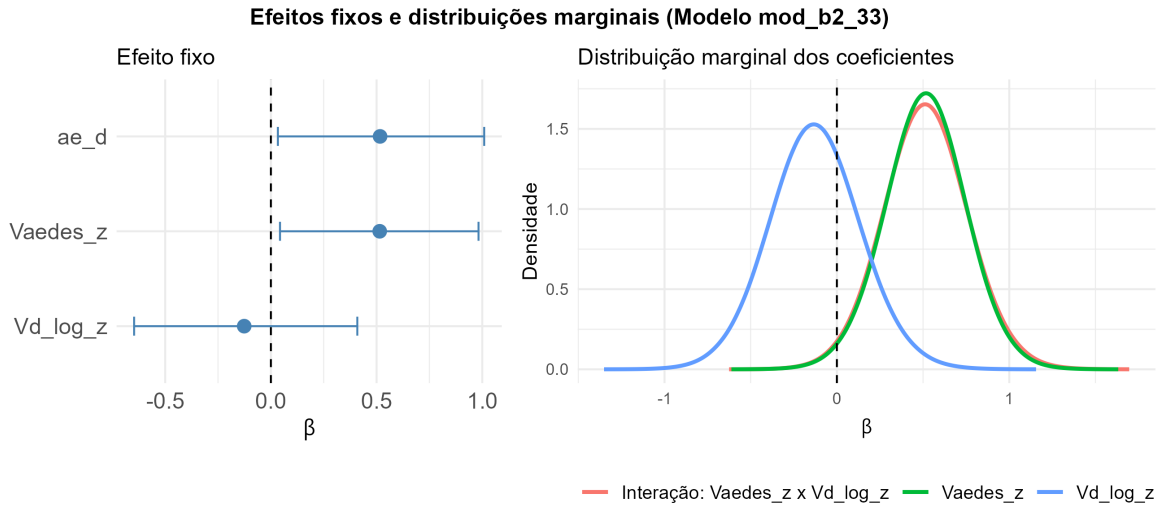
O modelo selecionado (*mod_b2_33*) (Tabela 6.9) incluiu a densidade populacional humana (`Vd_log_z`), a média de *Ae. aegypti* (`Vaedes_z`) e um termo de interação entre as duas covariáveis (`ae_d`) (Figura 6.36).

Tabela 6.9 – Modelo espacial base e modelo múltiplo selecionado para investigar associações de variáveis explicativas com os casos autóctones de dengue em 34 bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

Modelo	**Covariável**	**Coef. [IC95%]**	**WAIC**	**Precisão (S)**	***phi* (S)**
Base	–	–	193,74	0,69 [0,40–1,11]	0,22 [0,01–0,68]
mod_b2_33	`Vd_log_z`	-0,13 [-0,65; 0,41]	194,12	0,86 [0,47–1,42]	0,18 [0,01–0,64]
	`Vaedes_z`	0,51 [0,04; 0,98]			
	`ae_d`	0,52 [0,03; 1,01]			

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Coef. corresponde à média posterior do efeito fixo. Precisão (S) e Phi (S) referem-se aos componentes estruturado e não estruturado do efeito espacial no modelo BYM2.

Figura 6.36 – Estimativas dos efeitos fixos do modelo espacial `mod_b2_33` - dengue em 34 bairros



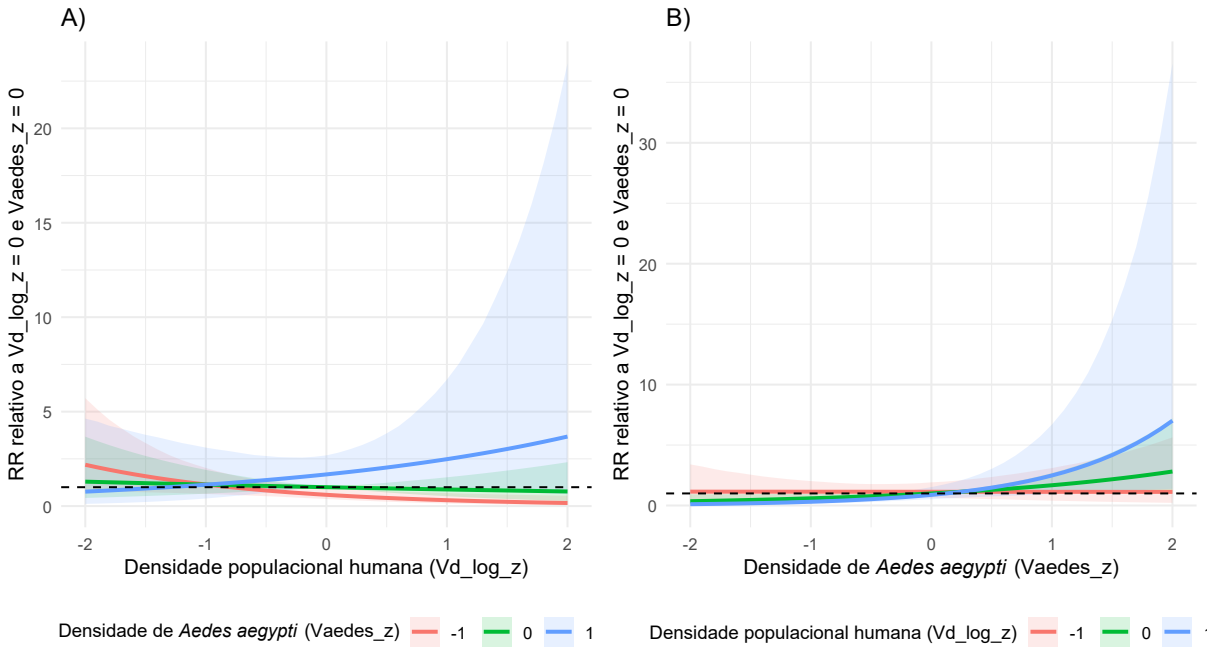
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: À esquerda, valores médios dos coeficientes com intervalos de credibilidade de 95% (linha horizontal). À direita, distribuições marginais posteriores dos coeficientes, indicando a incerteza associada a cada efeito.

O efeito principal da densidade populacional humana (`Vd_log_z`), interpretado condicionalmente ao valor médio da outra covariável, manteve o valor nulo no IC95% (*RR* médio = 0,88; IC95%: 0,52–1,51). Já o efeito principal da densidade de *Ae. aegypti* (`Vaedes_z`) mostrou associação positiva (*RR* médio = 1,67; IC95%: 1,04–2,66), indicando que o aumento de

um desvio padrão na densidade de *Ae. aegypti* esteve associado a um aumento de 67% no risco de dengue quando condicionado ao valor médio do `log` da densidade populacional (Tabela 6.9).

A interação entre *Ae. aegypti* e a densidade populacional humana (`ae_d`) foi importante e positiva, com *RR* médio de 1,68 (IC95%: 1,03–2,74). Indicando uma associação sinérgica entre as duas covariáveis, ou seja, o risco para dengue autóctone aumenta quando há aumento simultâneo da densidade populacional humana e de mosquitos *Ae. aegypti* (Figura 6.37).

Figura 6.37 – Efeitos marginais condicionais da interação entre densidade populacional humana e densidade de *Aedes aegypti* no risco relativo da dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

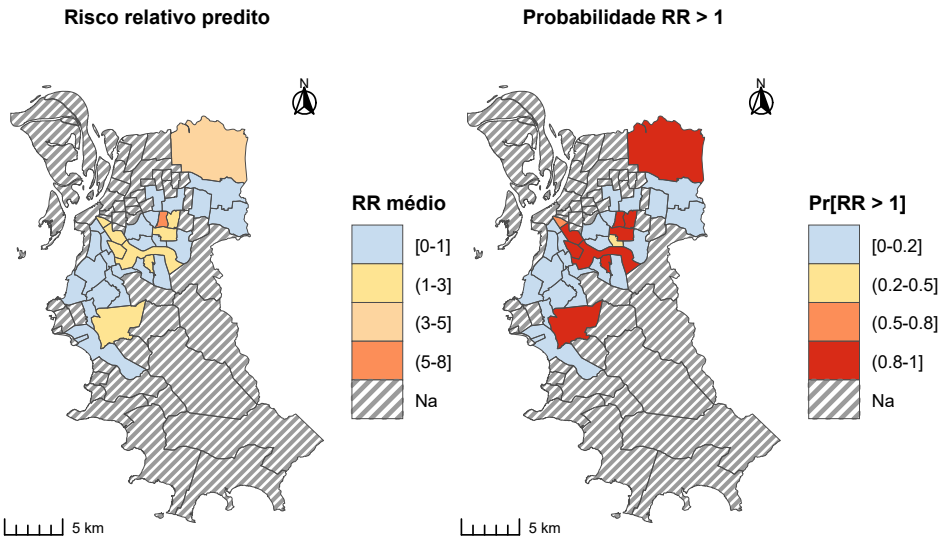


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Legenda: As linhas representam as estimativas médias do *RR*, e as faixas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%. A linha horizontal tracejada indica *RR* = 1 (categoria de referência). Os valores de *RR* são apresentados em relação à condição de referência (média) `Vd_log_z` = 0 e `Vaedes_z` = 0

A partir das estimativas do modelo *mod_b2_33*, 29% dos bairros da área de estudo apresentaram *RR* médio posterior > 1 (Figura 6.38). Dentre esses bairros, cerca de 80% apresentaram alta probabilidade posterior ($> 0{,}8$) de $RR > 1$, indicando áreas críticas para a ocorrência de dengue (Figura 6.38).

Observou-se um aglomerado dos bairros com $RR > 1$ na região central do município, além de dois bairros isolados com risco elevado, um ao norte e outro na porção centro-sul. Apenas um bairro apresentou *RR* médio na faixa de 5 e 8 vezes maior do que o esperado.

Figura 6.38 – Risco relativo (RR) predito pelo modelo mod_b2_33 e probabilidade posterior de $RR > 1$ para casos de dengue autóctone em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



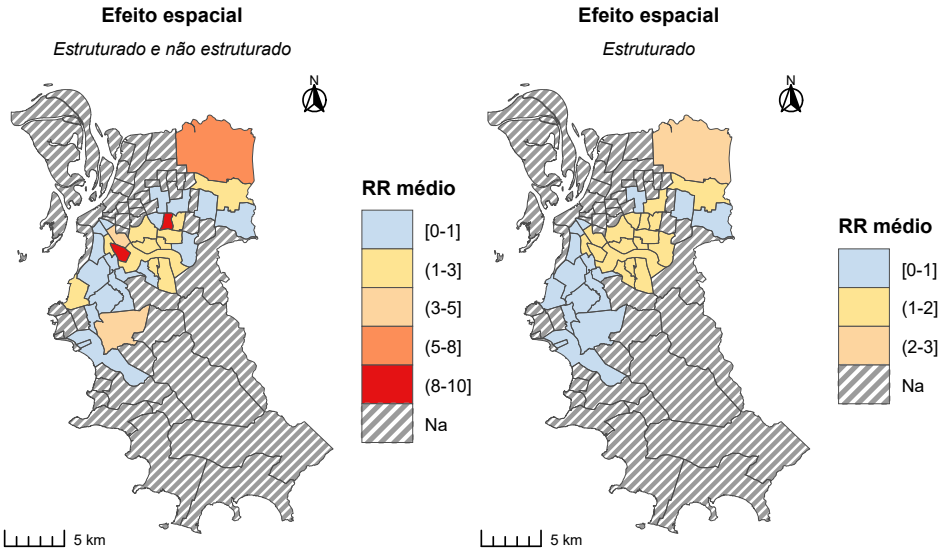
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, *RR* médio estimado por bairro, ajustado pelas covariáveis. À direita, probabilidade posterior de que $RR > 1$. Os bairros hachurados não foram considerados na análise.

O efeito espacial estimado (Figura 6.39) revelou a presença de risco não explicado pelas covariáveis incluídas no modelo. Observou-se ainda que, na maioria dos bairros, o componente estruturado apresentou menor magnitude do que o efeito espacial total. Esse padrão é consistente com o baixo valor de *phi* = 0,18, sugerindo que, dentre a variabilidade espacial remanescente, uma fração menor é atribuída à dependência entre vizinhos (componente estruturado) e uma maior à heterogeneidade local (componente não estruturado).

Em geral, os casos observados por bairro encontraram-se dentro dos intervalos de credibilidade das estimativas do modelo (Figura 6.40). No entanto, para alguns bairros com zero casos registrados (IDs 138, 168 e 195) (6.40), observaram-se valores preditos fora do intervalo, sugerindo uma superestimação.

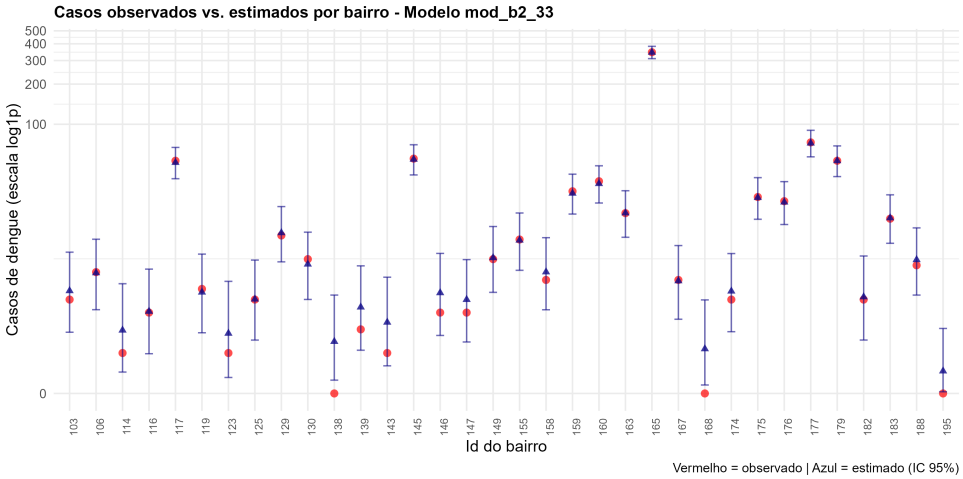
Figura 6.39 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo mob_b2_33 por bairro de Porto Alegre, Rio Grande do Sul Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, o efeito espacial estruturado e não estruturado; à direita, apenas o efeito espacial estruturado. Os bairros hachurados não foram considerados na análise.

Figura 6.40 – Casos de dengue observados e preditos para bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: Os pontos vermelhos representam os casos observados e os triângulos azuis os valores médios preditos pelo modelo com o respectivo IC95%

Comparando com o modelo base ($WAIC = 193{,}74$), o *mod_b2_33* apresentou ajuste global similar ($WAIC = 194{,}12$), porém com uma precisão média do efeito espacial 24% maior

(0,86 vs. 0,69) (Tabela 6.9). O aumento da precisão indicou que a variância do efeito espacial diminuiu, sugerindo que as covariáveis explicaram parte da variação espacial.

6.3.1.2 Modelos para abundância de *Ae. aegypti*

Todos os modelos simples com especificação paramétrica (Apêndice A.13) e os com efeito flexível (Apêndice A.14) para as covariáveis apresentaram estimativas para a covariável com o zero no IC95%. Sendo que a densidade populacional humana (`Vd_log_z`) e a porcentagem de urbanização (`Vurb_log_z`) apresentaram maior coeficiente médio (0,11).

Como essas duas variáveis possuem plausibilidade biológica em relação à abundância de *Ae. aegypti*, ajustaram-se modelos combinando a densidade populacional com cada uma das demais variáveis explicativas (Apêndice A.15) e modelos adicionais combinando a porcentagem de urbanização com cada uma das demais covariáveis (Apêndice A.16).

No modelo *mod_ae_c3* que incluiu a urbanização (`Vurb_log_z`) e a elevação média (`Velev_log_z`), ambas as covariáveis apresentaram IC95% que não incluía o valor zero (Tabela 6.10). Assim, a partir deste modelo, foi avaliada a adição das covariáveis socioeconômicas (`Vpoor_log_z` e `Vil_log_z`), e nenhuma delas se mostrou importante estatisticamente nos modelos testados (Apêndice A.17).

Considerando que a alta correlação negativa entre a porcentagem de urbanização e o índice de vegetação EVI ($r = -0{,}89$), e que o EVI pode ser relevante para o vetor, também foram avaliados modelos substituindo a proporção de urbanização por EVI. Sendo selecionado o modelo (*mod_ae_c6*) que inclui covariáveis: elevação (`Velev_log_z`) e EVI (`Vevi_z`) (Tabela 6.10). Os modelos *mod_ae_c3* e *mod_ae_c6* apresentaram ajuste global praticamente indistinguível (ΔWAIC < 1). Contudo, o *mod_ae_c6* apresentou maior precisão do efeito espacial o que sugere menor variabilidade residual atribuída ao termo espacial (Tabela 6.10).

Tabela 6.10 – Modelos múltiplos selecionados para investigar a associação de covariáveis com abundância de *Ae. aegypti* em trinta e quatro bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.

Modelo	**Covariável**	**Coef.[IC95%]**	**WAIC**	**Precisão (S)**	***phi* (S)**
Base	–	–	380,44	8,15 [4,46–13,35]	0,65 [0,22–0,96]
mod_ae_c3	`Vurb_log_z` `Velev_log_z`	0,17 [0,05; 0,29] 0,15 [0,03; 0,27]	380,38	11,93 [6,84–19,06]	0,25 [0,03–0,71]
mod_ae_c6	`Vevi_z` `Velev_log_z`	-0,22 [-0,36; -0,08] 0,23 [0,09; 0,37]	380,34	12,50 [7,16–19,98]	0,22 [0,02–0,68]

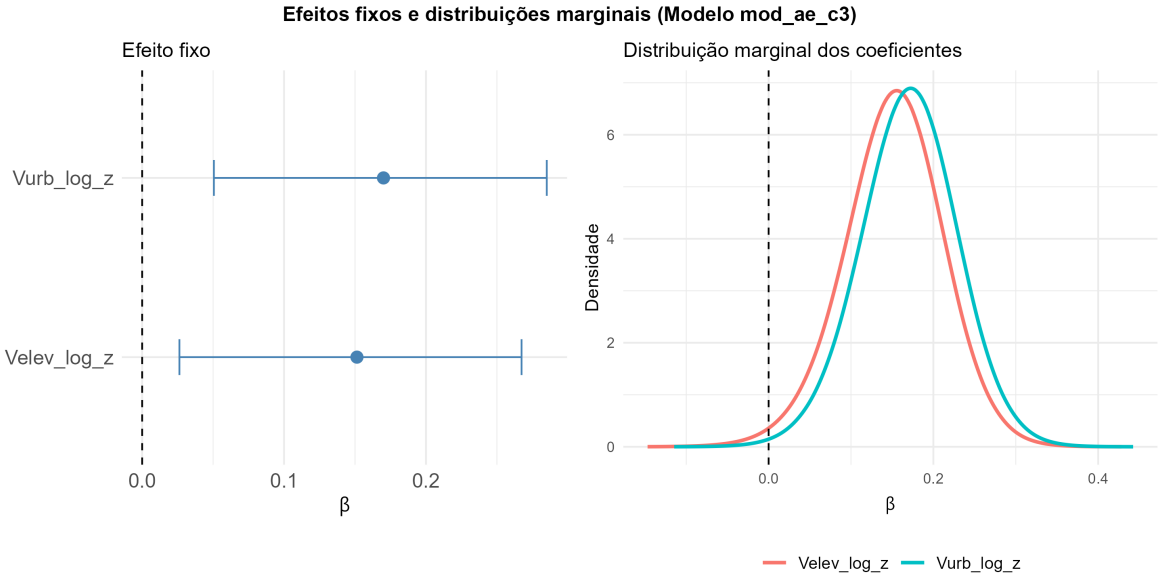
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Coef. corresponde à média posterior do efeito fixo. Precisão (S) e Phi (S) referem-se aos componentes estruturado e não estruturado do efeito espacial no modelo BYM2.

O modelo *mod_ae_c3* estimou um efeito positivo tanto da urbanização quanto da elevação sobre a abundância vetorial (Figura 6.41). A urbanização apresentou um coeficiente de 0,17 [IC95%: 0,05–0,29], correspondente a uma razão esperada de 1,19 [IC95%: 1,05–1,34] indicando que um aumento de um desvio padrão no logaritmo da urbanização esteve associado a um aumento médio de aproximadamente 19% na abundância esperada do vetor.

Já a elevação apresentou um coeficiente de 0,15 [IC95%: 0,03–0,27], com razão esperada de 1,16 [IC95%: 1,03–1,31], o que correspondeu a um aumento estimado de 16% na abundância esperada de *Ae. aegypti* para cada desvio padrão no logaritmo da elevação.

O modelo *mod_ae_c6* estimou um efeito positivo da elevação e negativo do EVI sobre a abundância vetorial (Figura 6.42). O EVI apresentou um coeficiente de –0,22 [IC95%: –0,36–0,08], e razão esperada 0,80 [IC95%: 0,70–0,92], indicando que um aumento de um desvio padrão no EVI esteve associado a uma redução média de aproximadamente 20% na abundância esperada de *Ae. aegypti*. Enquanto isso, a elevação média do terreno (`Velev_log_z`) apresentou coeficiente de 0,23 [IC95%: 0,09–0,37] e razão esperada 1,26 [IC95%: 1,09–1,45], indicando um aumento médio de 26% na abundância esperada do vetor com um aumento de um desvio padrão no logaritmo da elevação.

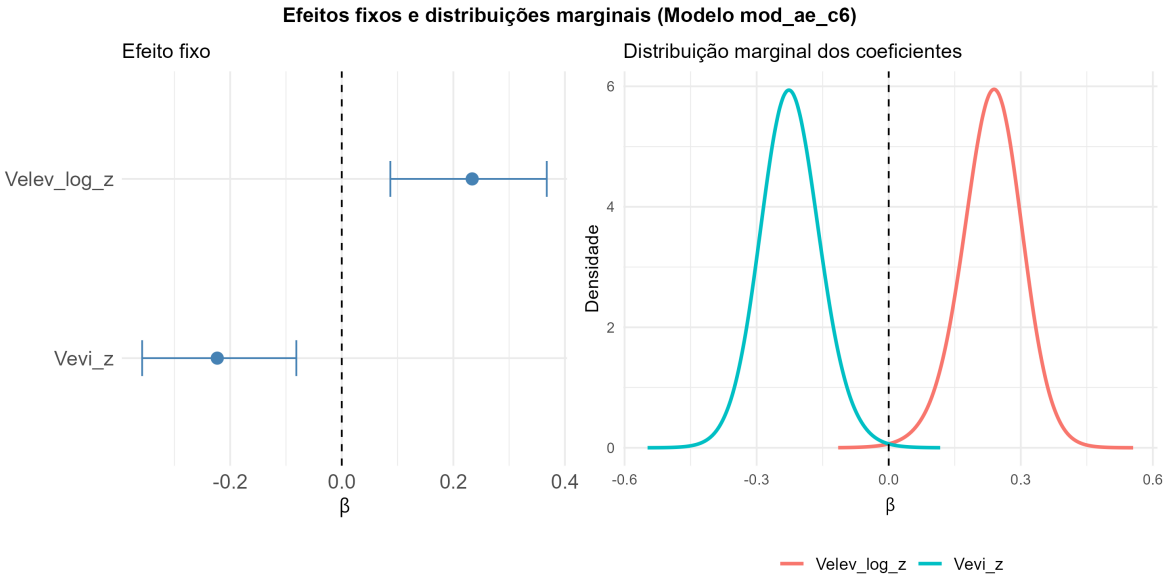
Figura 6.41 – Estimativas dos efeitos fixos do modelo espacial mod_ae_c3 – *Aedes aegypti* em 34 bairros



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, valores médios dos coeficientes com IC95%. À direita, distribuições marginais posteriores dos coeficientes.

Figura 6.42 – Estimativas dos efeitos fixos do modelo espacial mod_ae_c6 –*Aedes aegypti* em 34 bairros



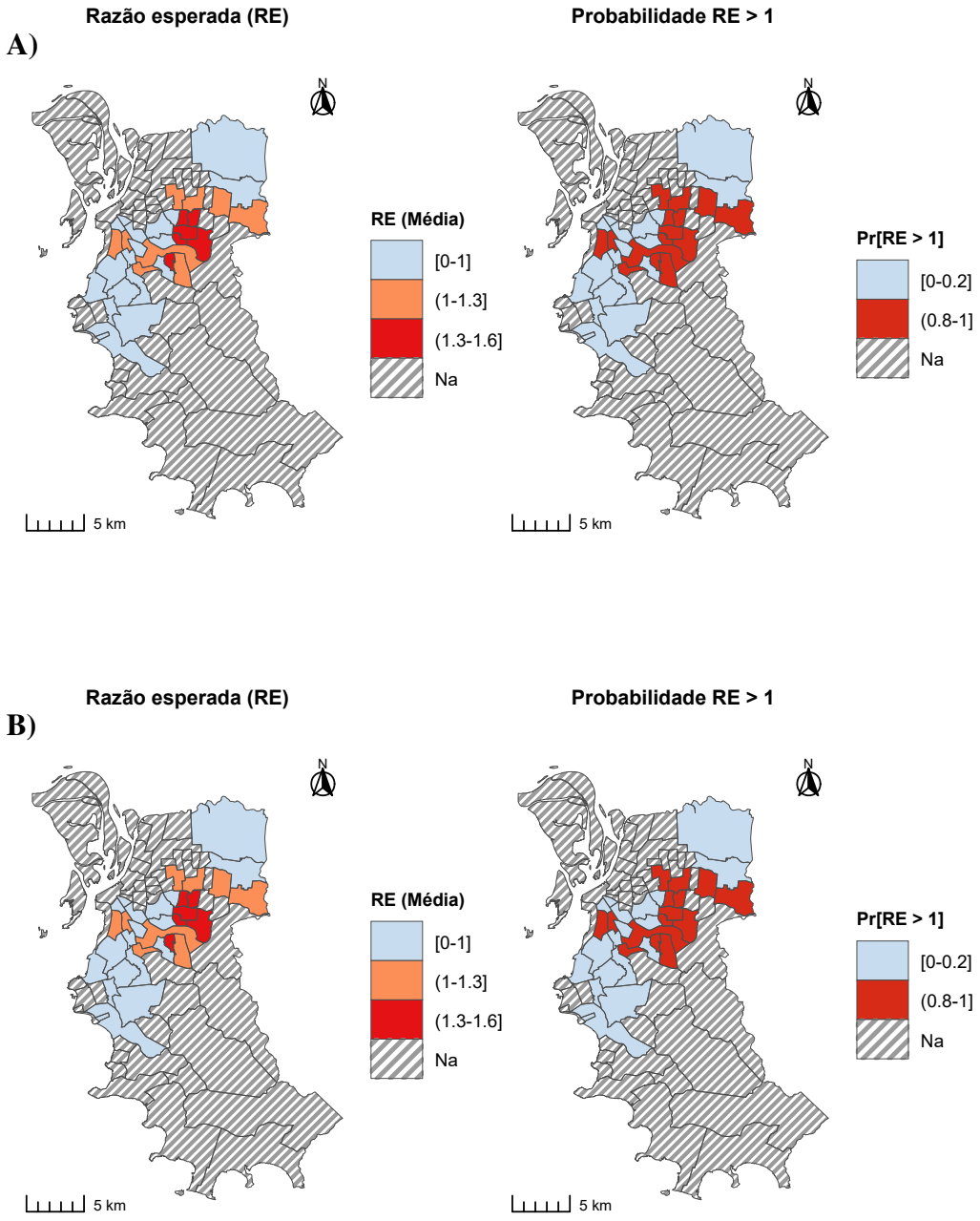
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, valores médios dos coeficientes com IC95%. À direita, distribuições marginais posteriores dos coeficientes.

Ambos os modelos para abundância de *Ae. aegypti* identificaram o mesmo padrão espacial de razão esperada, sendo que a maioria dos bairros com razão esperada superior a 1, ou seja,

com maior abundância de mosquitos do que a esperada, eram vizinhos; e todos apresentaram alta probabilidade ($> 0{,}8$) de razão esperada maior que 1, o que reforçou sua caracterização como áreas críticas para a infestação vetorial (Figura 6.43).

Figura 6.43 – Razão esperada (RE) e probabilidade de RE > 1 nos modelos mod_ae_c3 e mod_ae_c6



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Fonte: À esquerda, RE média estimada pelo modelo. À direita, probabilidade a posteriori da RE ser >1

Em relação ao efeito espacial, ao comparar com o modelo base (precisão = 8,15, *phi* = 0,65), observou-se nos modelos com covariáveis uma maior precisão e menores valores de *phi* (Tabela 6.11). Isso indica que parte da variação espacial foi explicada pelas covariáveis, e que dentre a variabilidade espacial remanescente, uma fração menor é explicada pela dependência entre vizinhos (componente estruturado) e uma fração maior é atribuída à heterogeneidade local (componente não estruturado).

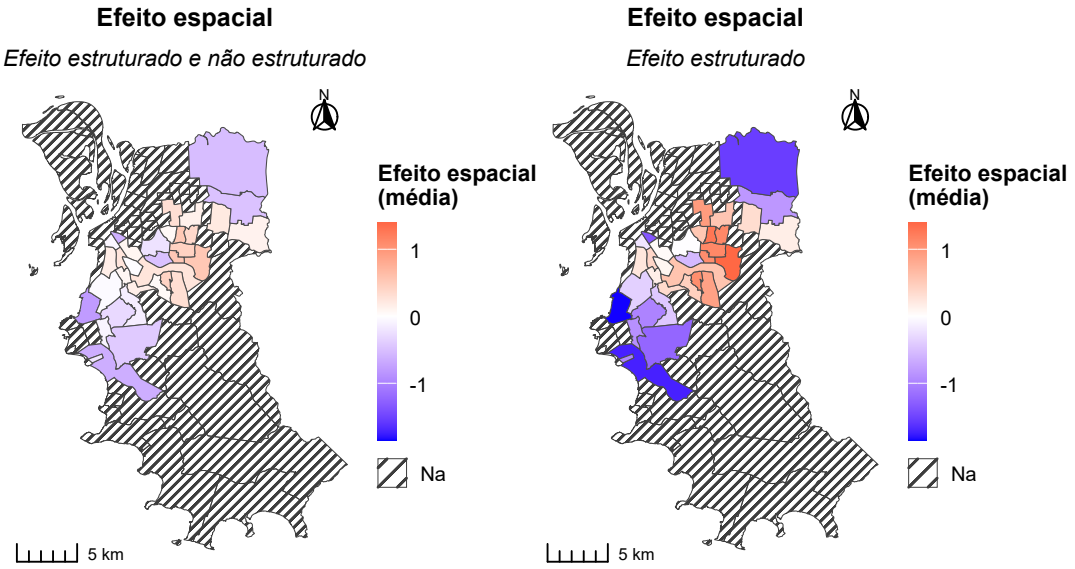
Tabela 6.11 – Comparação dos hiperparâmetros do componente espacial e do ajuste global entre os modelos finais e o modelo base

Modelo	**Precisão (S)**	***phi* (S)**	**WAIC**
mod_base	8,15	0,65	380,44
mod_ae_c3	11,93	0,25	380,38
mod_ae_c6	12,50	0,22	380,33

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

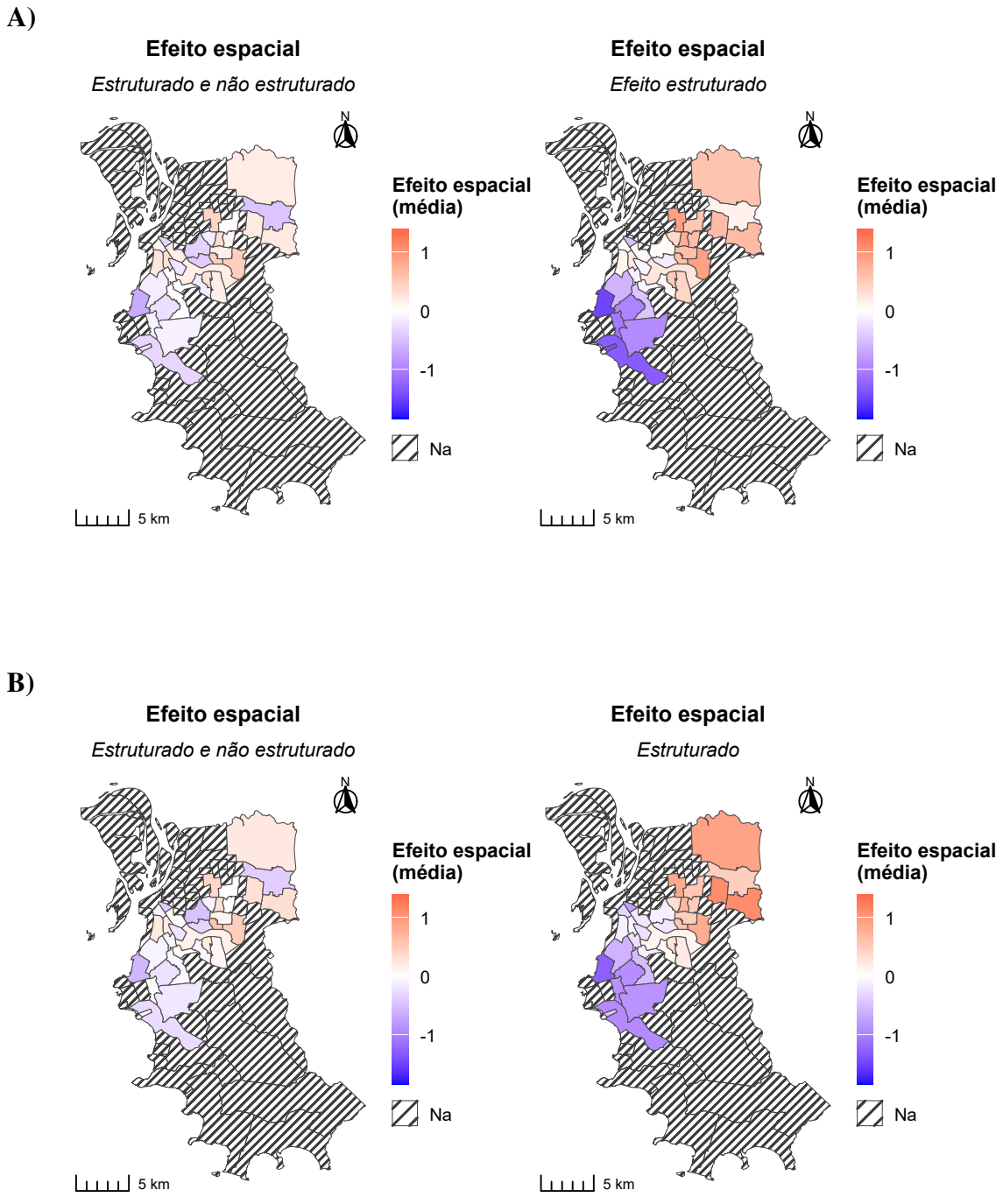
Ao comparar os mapas do efeito espacial estimado pelo modelo base (Figura 6.44) e com covariáveis (Figura 6.45), observou-se uma redução do efeito. Porém, ainda assim, permaneceu um efeito espacial predominantemente estruturado, concentrado em um aglomerado de bairros (Figura 6.45).

Figura 6.44 – Distribuição do efeito espacial estimado pelo modelo base para os bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Figura 6.45 – Distribuição dos efeitos espaciais estimados pelos modelos mod_ae_c3 e mod_ae_c3 para os bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Mapas referentes aos modelos com covariáveis: (a) mod_ae_c3 e (b) mod_ae_c6.

6.3.2 Modelo temporal

6.3.2.1 Casos de dengue de 2010 a 2021

Foram ajustados modelos espaciais simples (uma covariável por vez) para avaliar a associação entre a ocorrência de dengue autóctone e as covariáveis socioeconômicas, ambientais, climáticas e casos importados, considerando covariáveis com especificações paramétrica e flexível. As estimativas desses modelos estão disponíveis nos Apêndices A.18 e A.19.

Das covariáveis importantes nos modelos simples (Apêndice A.20), foram selecionadas as seguintes para compor os modelos múltiplos: umidade (`umid_l2`), fase ENSO (`fase_enso_l2`), temperatura mínima (`tmin_l1`), amplitude térmica (`dif_t_l2`) e casos importados (`total_imp`).

Além dessas, avaliou-se nos modelos múltiplos o número de dias com precipitação acima de 0,03 mm (`n_rain_l1`), em razão da importância dessa variável na dinâmica da dengue.

Dentre os modelos múltiplos avaliados (Apêndice A.21), o *mod_8t_c*, que incluiu a variável categórica `fase_enso` (Neutra, *El Niño*, *La Niña*) e os casos importados, mostrou associação positiva e estatisticamente relevante da fase *El Niño* (1,29; IC95%: 0,01– 2,56) e casos importados (0,62; IC95%: 0,25–1,00) com os casos de dengue autóctones. Para *La Niña*, a estimativa indicou tendência negativa, porém com zero no IC95%.

Ao se acrescentar a temperatura mínima defasada (`tmin_l1_z`) (no)*mod_9t_c*), o coeficiente de *El Niño* reduziu-se de 1,29 para 0,89, e tanto *El Niño* quanto *La Niña* passaram a apresentar IC95% que incluíram o zero, enquanto o efeito de casos importados manteve direção e magnitude consistentes. A inclusão do número de dias com precipitação superior a 0,03 mm no mês anterior (*mod_10t_c*) promoveu nova redução do coeficiente de *El Niño* e melhora do ajuste em relação ao modelo sem essa variável ($WAIC = 329{,}82 vs. 334{,}29$). Esses resultados sugerem que o efeito positivo da fase *El Niño* observado no *mod_8t_c* foi predominantemente indireto, mediado por sua influência sobre a temperatura mínima e a frequência de dias chuvosos.

No *mod_11t_c*, a variável amplitude térmica (`dif_t_l2`) mostrou-se importante. O coeficiente estimado para `dif_t_l2` ($-0{,}46$; IC95%: $-0{,}90$ –$-0{,}04$) indicou uma diminuição do risco associada a maiores amplitudes térmicas.

Assim, o modelo múltiplo selecionado foi o *mod_6t_c* por não incluir o zero no IC95% de nenhuma covariável e ser parcimonioso. Esse modelo incluiu a temperatura mínima e o total de dias com precipitação superior a 0,03 mm do mês anterior (Tabela A.21).

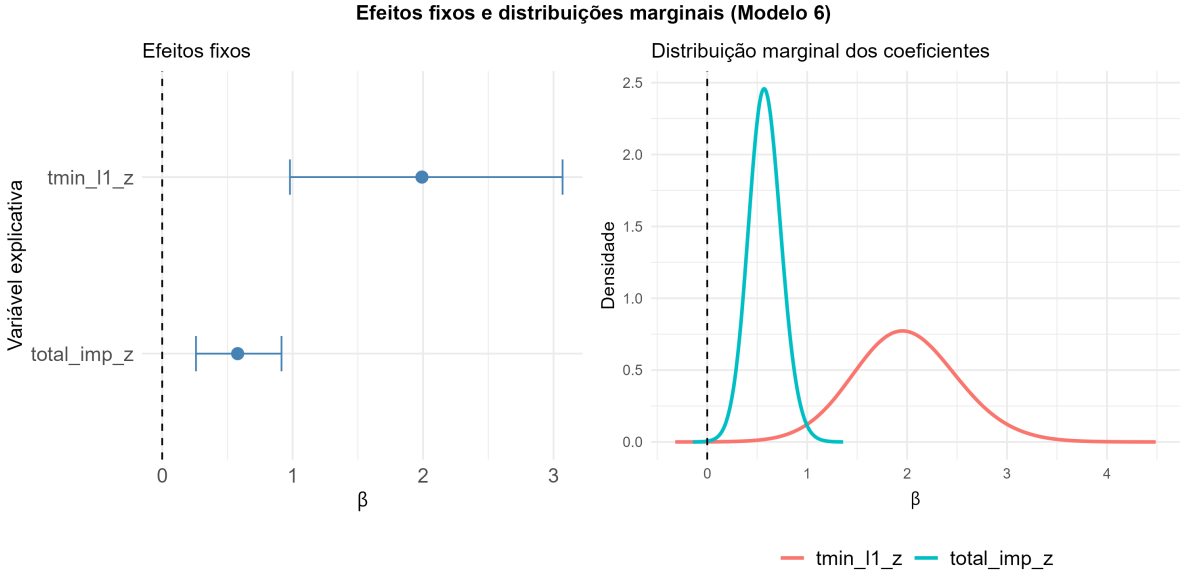
Tabela 6.12 – Modelo múltiplo selecionado para investigar a associação entre casos autóctones de dengue e variáveis explicativas no período de 2010 a 2021

Modelo	**Covariável**	**Tipo**	**Coef.[IC95%])**	**WAIC**
modelo_6t_c	`n_rain_l1_z`	flexível	0,84[0,04–1,64] → -0,80[-1,57– -0,04]	330,13
	`tmin_l1_z`	linear	1,99[0,98–3,07]	
	`total_imp_z`	linear	0,58[0,26–0,92]	

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Coef. corresponde à média posterior do efeito fixo. Para o tipo flexível, modelado com prior RW2, foram apresentados os valores do primeiro e do último nível da covariável.

As estimativas do *mod_6t_c* indicam que o aumento de um desvio padrão (3,97 °C) na temperatura mínima do mês anterior esteve associado a um aumento de 7,32 vezes no risco de casos autóctones de dengue (RR = 7,32; IC95%: 2,66–21,52). Por sua vez, o aumento de 4,3 casos importados (equivalente a um desvio padrão) foi associado a um aumento de 1,78 vezes no risco (*RR* = 1,78; IC95%: 1,30–2,50) (Figura 6.46).

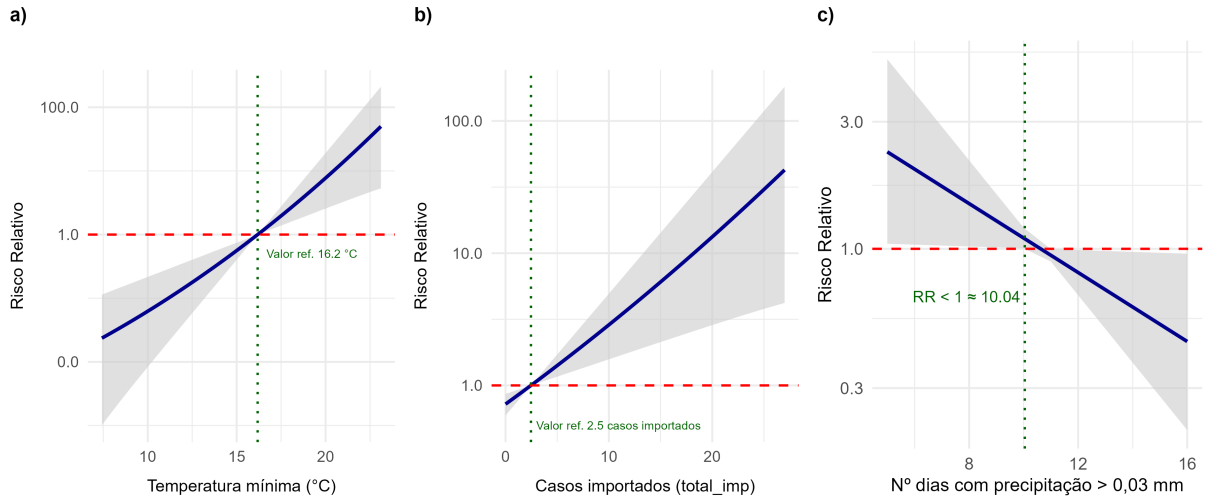
Figura 6.46 – Estimativas dos efeitos fixos do modelos temporais para dengue de 2010 a 2021



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: À esquerda, valores médios dos coeficientes com intervalos de credibilidade de 95% (linha horizontal). À direita, distribuições marginais posteriores dos coeficientes, indicando a incerteza associada a cada efeito.

A Figura 6.47 apresenta o risco relativo (*RR*) estimado para diferentes valores de temperatura mínima e de casos importados, com *RR* = 1 centralizado no valor médio de cada covariável. Observou-se um aumento progressivo do risco associado a essas covariáveis (Figura 6.47a e 6.47b) e uma diminuição do risco com o aumento do número de dias com precipitação superior a 0,03 mm no mês anterior (Figura 6.47c).

Figura 6.47 – Risco relativo (*RR*) de dengue autóctone associado às covariáveis do modelo mod_6t_c

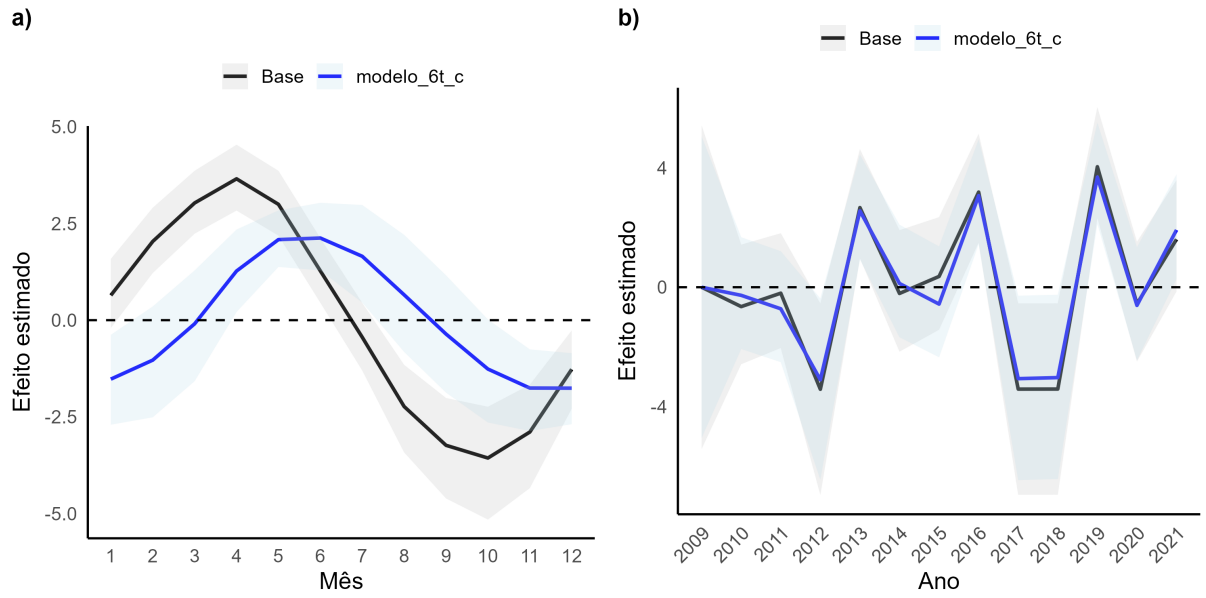


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: (a) Temperatura mínima; (b) casos importados; (c) total de dias com precipitação superior a 0,03 mm no mês anterior. O valor *RR* = 1 foi centralizado no valor médio de cada covariável

De forma geral, observou-se uma redução do efeito do mês no *mod_6t_c* em comparação ao modelo base, que incluiu apenas os efeitos aleatórios de mês (*RW*2) e de ano (*IID*), indicando que parte da sazonalidade observada foi explicada pelas covariáveis. No caso do efeito do ano, mesmo após o ajuste pelas covariáveis, os valores permaneceram acima do esperado em 2013, 2016, 2019 e 2021 (Figura 6.48).

O modelo *mod_6t_c* estimou a ocorrência de casos autóctones no final de 2009 e no início de 2010, período em que ainda não havia registros no município, indicando superestimação no início da série. Além disso, superestimou e antecipou o pico de casos de 2013, com elevada incerteza nas estimativas, e subestimou o pico epidêmico de 2019 (Figura 6.49).

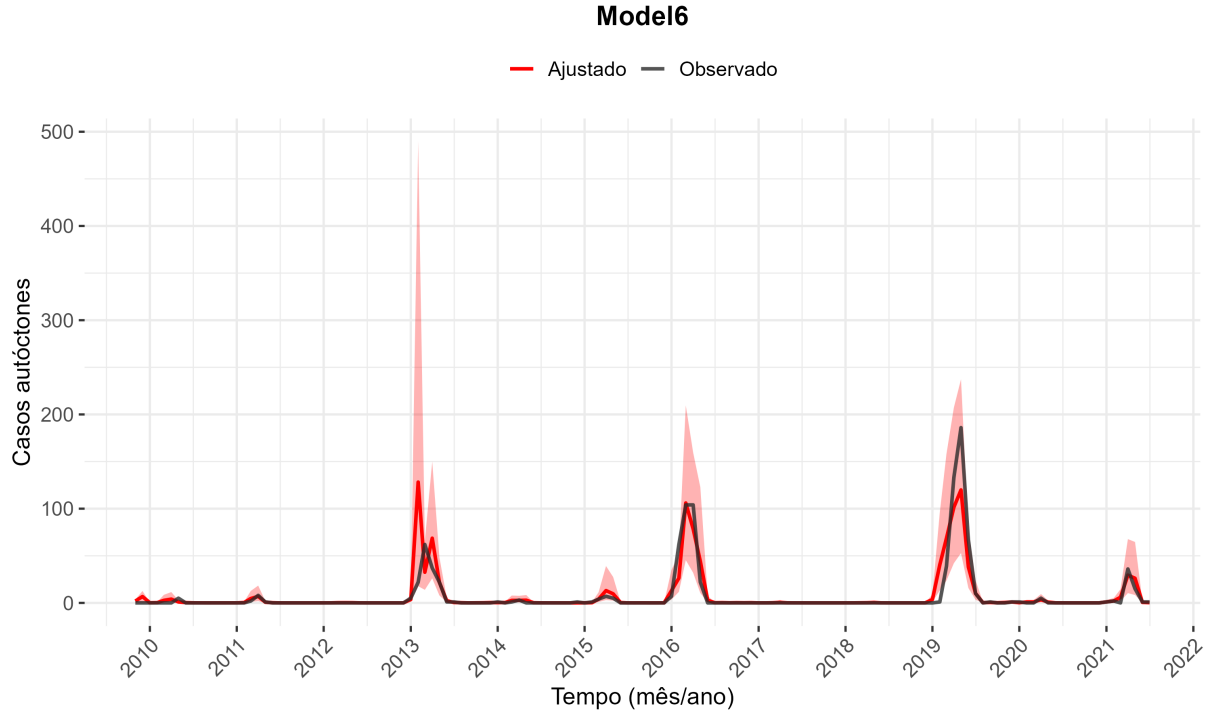
Figura 6.48 – Comparação dos efeitos aleatórios de mês e de ano entre o modelo base e o modelo ajustado com covariáveis mod_6t_c



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: À esquerda, efeito aleatório de mês (*RW*2); à direita, efeito aleatório de ano (*IID*).

Figura 6.49 – Série temporal de casos de dengue autóctone observados e ajustados pelo modelo mod_6t_c no período de 2010 a 2021.



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: A linha preta representa os valores observados, a linha vermelha indica os valores ajustados pelo modelo e a área sombreada corresponde ao intervalo de credibilidade de 95%.

6.3.2.2 Casos de dengue de 2012 a 2021

As estimativas dos modelos simples, com especificação paramétrica (Apêndice A.22) e com efeito flexível (Apêndice A.23) para a covariável, indicaram variáveis importantes (sem o zero no IC95%).

Essas variáveis importantes, bem como os valores de *WAIC* dos modelos correspondentes, estão listadas no Apêndice A.24. Com exceção do modelo com *Ae. aegypti*, que apresentou *WAIC* substancialmente menor quando avaliado como efeito flexível, (291 vs. 297), e da amplitude térmica (`dif_t`), que incluiu o zero no IC95% em todos os *lags* avaliados; os modelos com efeitos flexíveis tiveram resultados consistentes com aqueles com especificação paramétrica.

Embora o número de dias com precipitação no mês anterior (`n_rain_l1_z`) não tenha se mostrado importante nos modelos simples, ele foi incluído nos modelos múltiplos devido ao possível efeito em conjunto com outras variáveis climáticas.

Nos modelos múltiplos (Apêndice A.25), as covariáveis média de *Ae. aegypti* (`aedes_mean_z`) e total de dias com precipitação superior a 0,03 mm (`n_rain_l1_z`) foram modeladas com efeito flexível ($RW2$). Observou-se que a covariável casos importados (`total_imp`) no modelo *mod_2.2m* contribuiu para a redução do *WAIC* em relação modelo *mod_1.2m* que incluía apenas covariáveis climáticas e vetor (284 vs. 286).

Em todos os modelos múltiplos, a temperatura mínima com defasagem de um mês, a média de *Ae. aegypti* e os casos importados apresentaram associação positiva e relevante com os casos de dengue. A umidade (*lag* 2) não foi importante em nenhum modelo, e sua remoção não piorou o ajuste. Já a precipitação (`n_rain_l1_z`), embora não tenha sido estatisticamente importante, melhorou o ajuste: o *WAIC* do modelo `mod_6.2m` (com `n_rain_l1_z`) foi inferior ao do modelo *mod_7.2m* sem `n_rain_l1_z`. Além disso, ao comparar esses dois modelos, o coeficiente da temperatura aumentou 31% no modelo *mod_6.2m*, sugerindo possível confundimento entre as duas covariáveis.

A covariável `fase_enso` (`El Niño`) (*lag2*) apresentou efeito positivo e importante ($1,34$; IC95% : $0,07 - 2,61$) quando avaliada em modelos contendo apenas o dado entomológico e os casos importados (*mod_8.2m*). Ao incluir a temperatura mínima com defasagem de um mês (*lag* 1) (*mod_9.2m*), o coeficiente de *El Niño* diminuiu, e o IC95% passou a incluir o zero. Com a adição da precipitação, o coeficiente reduziu-se ainda mais, sugerindo que o efeito de *El Niño* observado no modelo *mod_8.2m* decorre, em grande medida, de efeitos indiretos capturados

pelas variáveis de temperatura e precipitação. A amplitude térmica (*lag* 2), que não havia sido importante nos demais modelos, passou a ser relevante no modelo que incluiu a covariável `fase_enso` (*mod_11.2m*).

O modelo *mod_6.2m*, composto pelas covariáveis temperatura mínima, número de dias com precipitação, casos importados e média de *Ae. aegypti*, apresentou o melhor ajuste.

Com o objetivo de avaliar a contribuição do dado entomológico, estimou-se um modelo similar, porém sem a covariável média de *Ae. aegypti mod_6.2*; (Tabela 6.13). Os resultados de ambos os modelos (*mod_6.2* e *mod_6.2m*) foram comparados.

Tabela 6.13 – Modelo múltiplo final para casos de dengue autóctone de 2012 a 2021 com e sem dados entomológicos

Modelo	**Covariável**	**Coef. [IC95%]**	**WAIC**
modelo_6.2	`tmin_l1_z`	2,17 [1,14–3,28]	292,50
	`total_imp_z`	0,60 [0,26–0,96]	
	`n_rain_l1_z`	0,73 [-0,06–1,52] → -0,73 [-1,52– -0,06]	
modelo_6.2m	`tmin_l1_z`	1,68 [0,70–2,71]	281,17
	`total_imp_z`	0,33 [0,05–0,63]	
	`n_rain_l1_z`	0,57 [-0,12–1,27] → -0,57 [-1,27–0,12]	
	`aedes_mean_z`	-0,84 [-1,31– -0,37] → 1,88 [0,83–2,92]	

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Coef. corresponde à média posterior do efeito fixo. Para o tipo flexível, modelado com prior RW2, foram apresentados os valores do primeiro e do último nível da covariável.

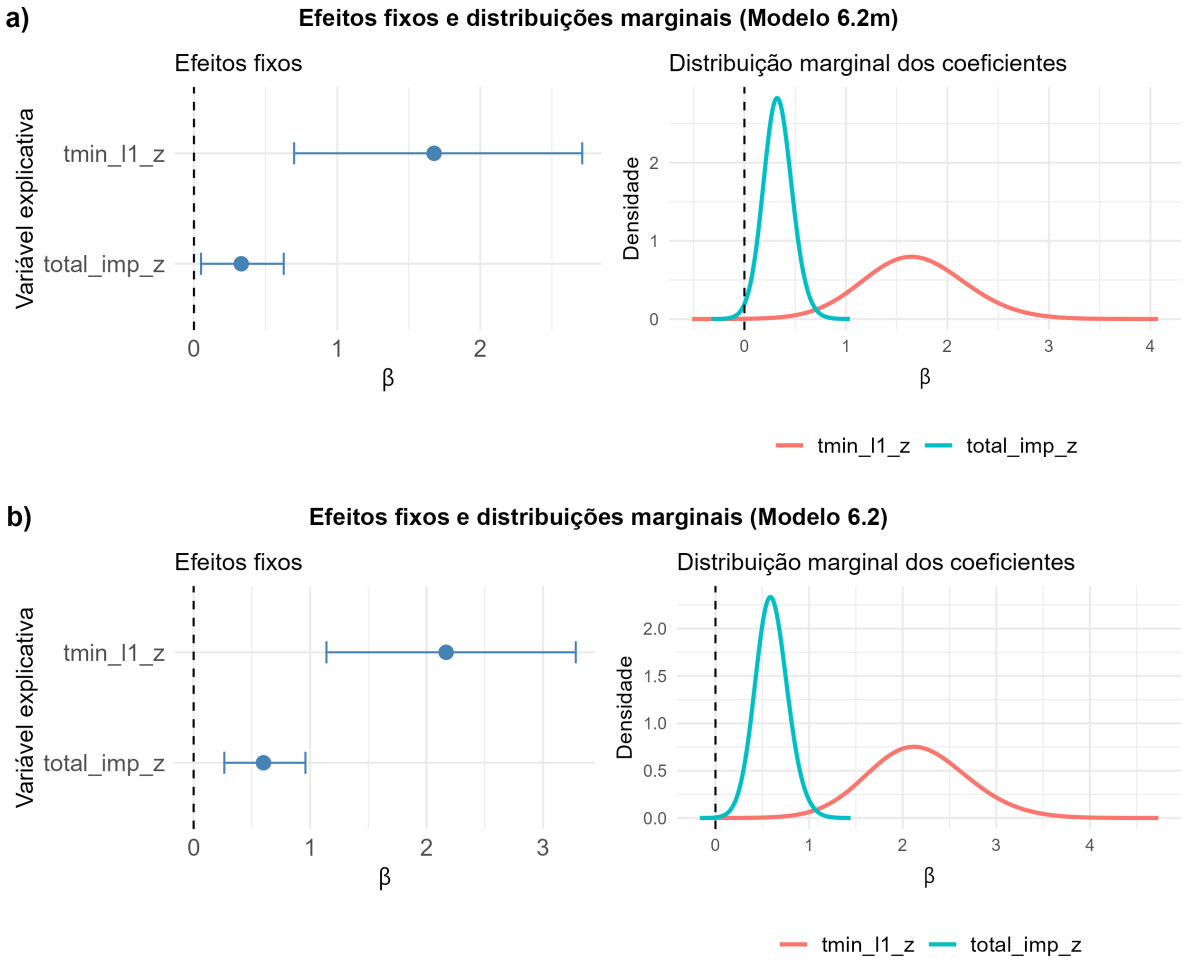
Os efeitos fixos médios e as respectivas distribuições marginais dos coeficientes das covariáveis nos dois modelos estão representados na Figura 6.50.

No modelo *mod_6.2m*, um aumento de um desvio-padrão na temperatura mínima (*lag* 1) ((3,93 °C) esteve associado a um risco relativo (*RR*) de 5,37 (IC95%: 2,01–15,03) e, para os casos importados, a *RR* = 1,39 (IC95%: 1,05–1,88). Observou-se *RR* > 1 a partir de aproximadamente 0,38 fêmeas/armadilha/mês (Figura 6.51).

No modelo sem a variável entomológica (*mod_6.2*), os efeitos da temperatura mínima (*lag* 1) (*RR* = 8,76; IC95%: 3,13–26,57) e dos casos importados (*RR* = 1,82; IC95%: 1,30–2,61) apresentaram maior magnitude, sendo o aumento mais expressivo no coeficiente da temperatura.

As Figuras 6.52 e 6.53 apresentam o risco relativo (*RR*) estimado para diferentes valores de temperatura mínima, casos importados e número de dias com precipitação superior a 0,03 mm.

Figura 6.50 – Estimativas dos efeitos fixos do modelos temporais para dengue de 2012 a 2021

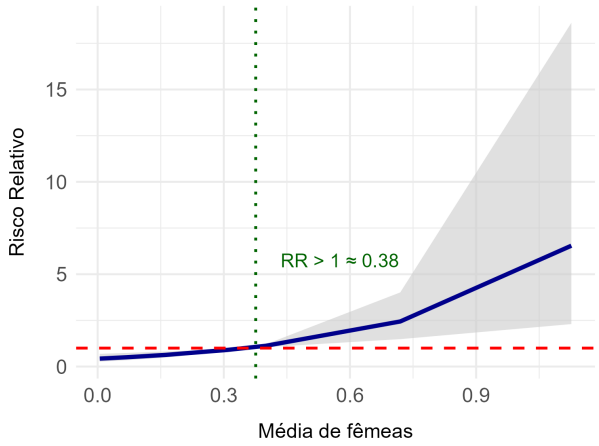


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: a) Modelo 6.2m, com dados entomológicos; b) Modelo 6.2, sem dados entomológicos. À esquerda, valores médios dos coeficientes com intervalos de credibilidade de 95% (linha horizontal). À direita, distribuições marginais posteriores dos coeficientes, indicando a incerteza associada a cada efeito.

Observou-se maior incerteza nas extremidades das distribuições, tanto para temperaturas muito baixas ou elevadas quanto para poucos dias com precipitação > 0,03 mm e maior número de casos importados. Essa incerteza foi menor no modelo que incluiu a covariável média de *Ae. aegypti* (Figura 6.52 a e c).

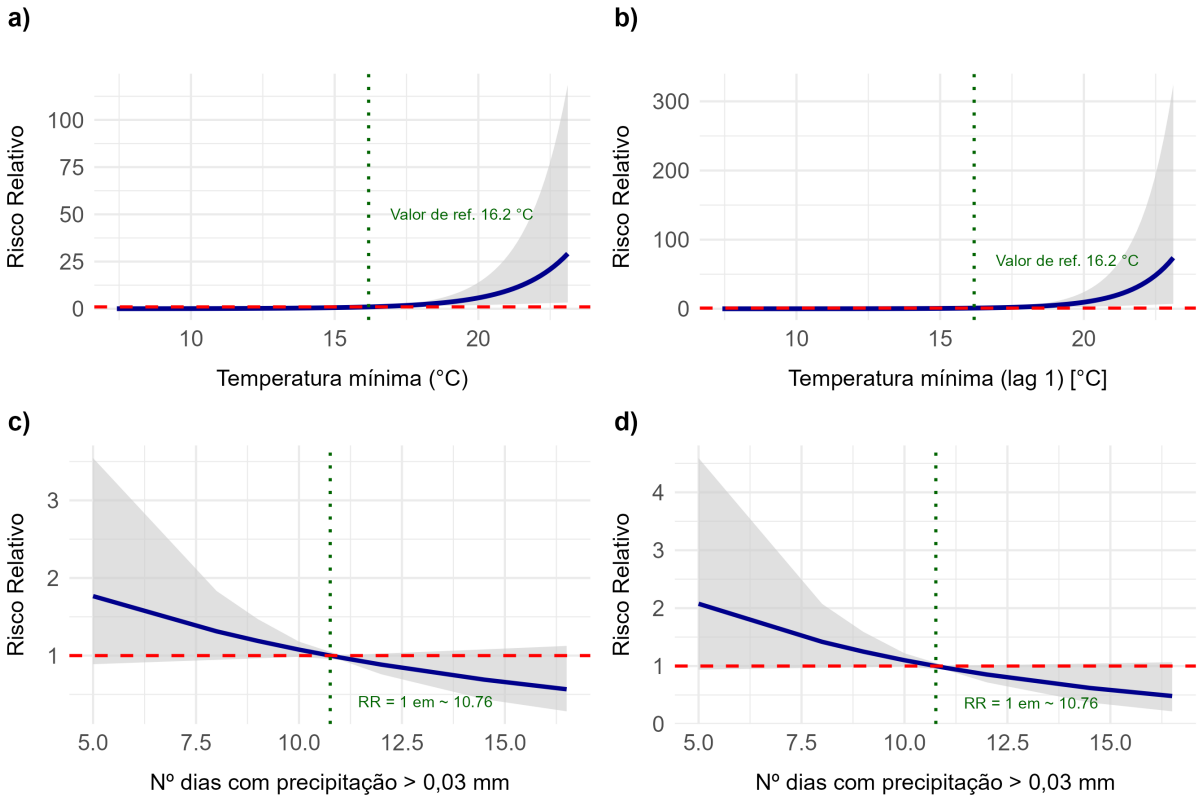
Figura 6.51 – Risco relativo (RR) estimado para a ocorrência de casos de dengue autóctones de dengue (2012–2021) associado a a *Aedes aegypti*



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: As linhas contínuas representam as estimativas médias a *posteriori* do RR, enquanto as faixas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%. A linha tracejada horizontal indica o valor onde o limite inferior do RR (IC95%) excede 1.

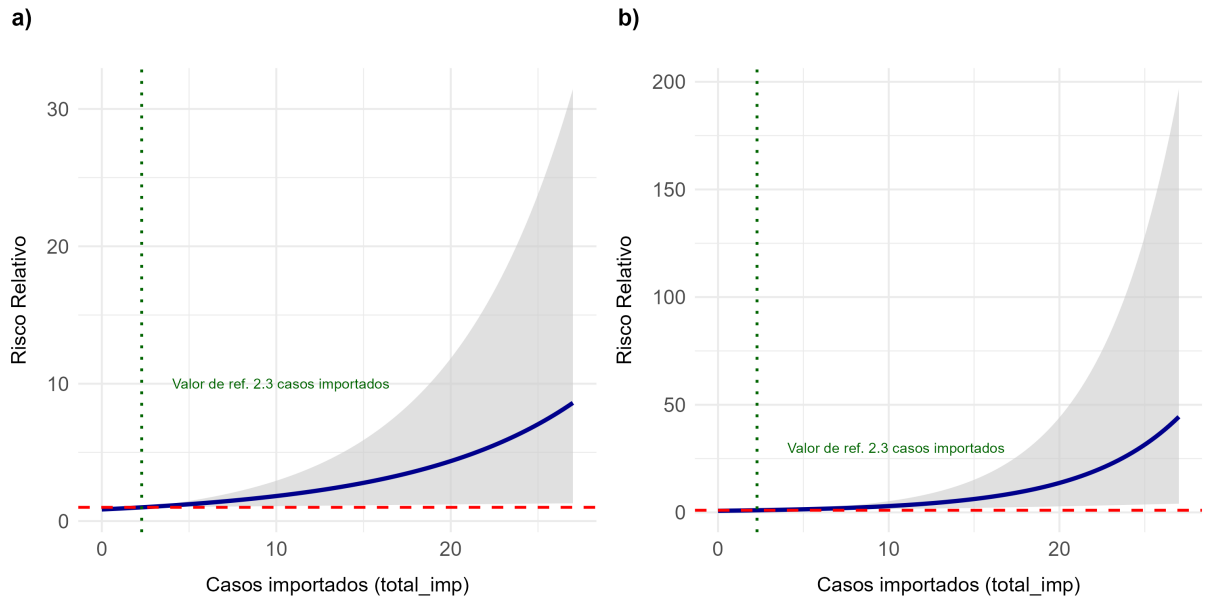
Figura 6.52 – Risco relativo (RR) estimado para a ocorrência de casos autóctones de dengue associado a covariáveis climáticas nos modelos selecionados (2012–2021)



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: Risco relativo associado a: a) temperatura estimado pelo modelo 6.2m, b) temperatura estimado pelo modelo 6.2, c) a número de dias com precipitação > 0,03 mm estimado pelo modelo 6.2m, d) ao número de dias com precipitação > 0,03 mm estimado pelo modelo 6.2. As linhas contínuas representam as estimativas médias a posteriori do RR, enquanto as faixas sombreadas correspondem aos IC95%. A linha tracejada horizontal indica o valor de referência (RR = 1), e as linhas verticais pontilhadas marcam os valores médios observados de cada covariável.

Figura 6.53 – Risco relativo (RR) de dengue autóctone associado a casos importados (2012–2021)



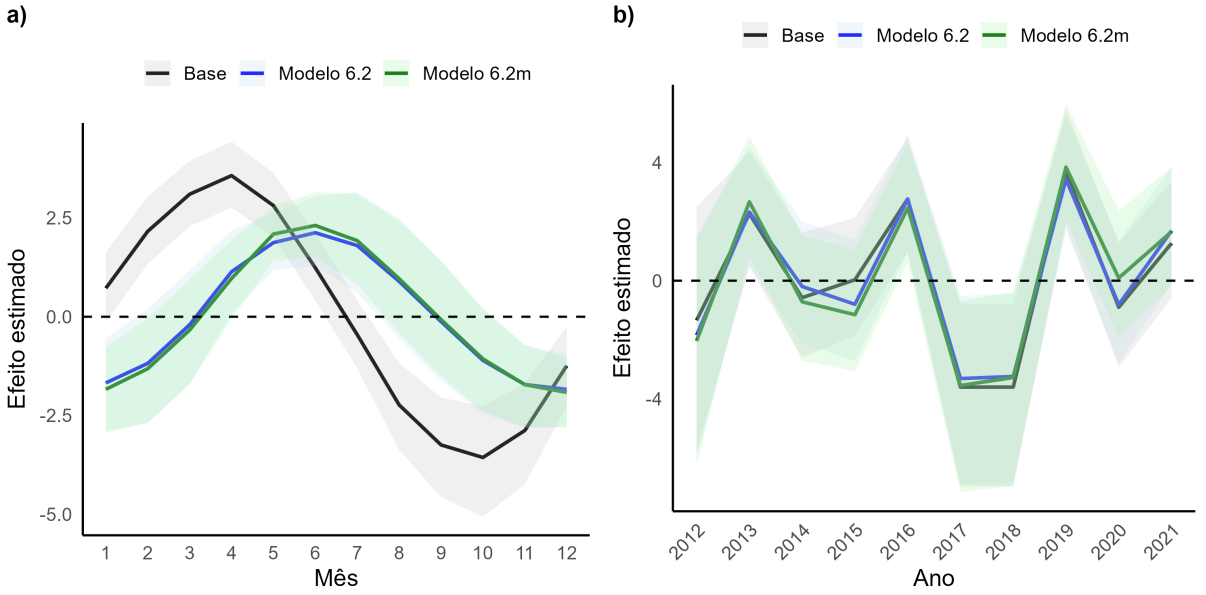
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: a) modelo 6.2m com dados entomológicos, b) modelo 6.2 sem dados entomológicos. As linhas contínuas representam as estimativas médias a posteriori do RR, enquanto as faixas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%. A linha tracejada horizontal indica o valor de referência (RR = 1), e as linhas verticais pontilhadas marcam os valores médios observados de cada covariável. .

A inclusão das covariáveis promoveu mudanças no padrão do efeito aleatório associado ao mês (Figura 6.54a). No modelo base, os primeiros meses do ano (janeiro a junho) apresentaram efeitos positivos (maiores que o esperado), enquanto, a partir de agosto, os efeitos foram predominantemente negativos. Após a inclusão das covariáveis, observou-se que os meses de janeiro a março passaram a apresentar efeitos negativos, enquanto os meses de abril a setembro mostraram efeitos positivos. Ainda assim, a magnitude desses efeitos foi reduzida em relação ao modelo base, indicando que parte da variabilidade previamente atribuída exclusivamente ao fator mês pôde ser explicada pelas covariáveis incluídas no modelo.

Em relação ao efeito associado ao ano, não foram observadas grandes mudanças em comparação ao modelo base, ou seja, persiste uma variabilidade entre os anos não explicada pelas covariáveis dos modelos (Figura 6.54b).

Figura 6.54 – Efeito do mês e ano estimado pelos modelos para casos de dengue (2012 a 2021)



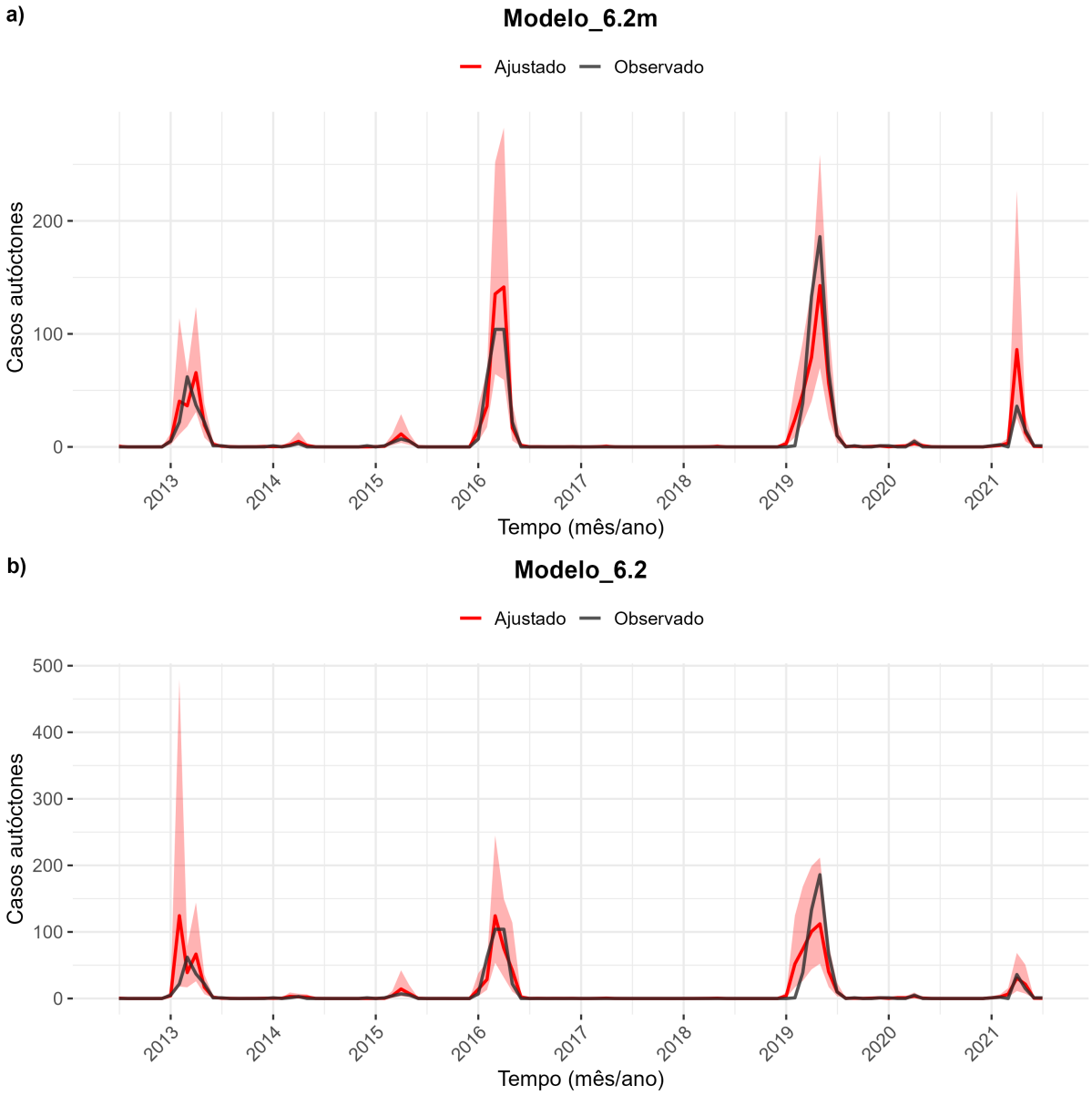
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: Cada linha representa a média posterior do efeito aleatório, e as faixas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%. O modelo base (sem covariáveis) é apresentado em preto, enquanto os modelos ajustados com covariáveis climáticas e entomológicas estão representados em azul (modelo 6.2) e verde (modelo 6.2m).

Embora a comparação principal tenha sido realizada com base no *WAIC*, as métricas preditivas também favoreceram o modelo com informação entomológica. O modelo *mod_6.2m* apresentou pseudo-$R^2 = 0{,}78$ e MAE = 3,76, enquanto, para o modelo *mod_6.2*, os valores foram pseudo-$R^2 = 0{,}75$ e MAE = 5,01. Esses resultados indicam melhor ajuste e maior precisão preditiva quando a variável entomológica é considerada.

Os casos estimados por ambos os modelos acompanharam a série observada (Figura 6.55). No entanto, o modelo com dados entomológicos (Figura 6.55a) superestimou os picos de 2016 e 2021, mas capturou de forma mais adequada o pico epidêmico de 2019 em comparação ao modelo *mod_6.2*. Já o modelo sem dados entomológicos (Figura 6.55b) superestimou os picos de 2013 (com alta incerteza) e 2016, além de subestimar o de 2019.

Figura 6.55 – Casos observados de dengue autóctone e valores ajustados pelos modelos selecionados no período de 2012 a 2021



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: A linha preta contínua representa a série temporal de casos observados, enquanto as linhas vermelhas indicam os valores ajustados pelos modelos. As áreas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95).

6.3.2.3 *Aedes aegypti* de 2012 a 2021

Nos modelos simples, tanto com especificação paramétrica (Apêndice A.26) quanto com efeito flexível (Apêndice A.27) para as covariáveis, avaliados sem defasagem (*lag* 0) e com defasagens de um (*lag* 1) e dois meses (*lag* 2), algumas variáveis apresentaram associação

importante. A Tabela do Apêndice A.28 sintetiza essas covariáveis, bem como os valores de *WAIC* dos modelos correspondentes.

Nos modelos com especificação paramétrica observou-se que as temperaturas mínima, média e máxima foram importantes em todas as defasagens avaliadas (*lag* 0 a 2), assim como a variável `fase_enso` (*El Niño*). A umidade apresentou efeito significativo apenas no *lag* 0, o índice de vegetação (EVI) nos *lags* 0 e 1, e a precipitação acumulada (`rain_mes`) exclusivamente no *lag* 1.

De modo geral, as mesmas variáveis foram identificadas como importantes quando avaliadas com especificação paramétrica ou efeito flexível. Entretanto, com exceção da umidade e da precipitação, cujos modelos com especificação paramétrica e efeito flexível apresentaram valores de *WAIC* muito próximos (1574 vs. 1572), os demais modelos apresentaram menor *WAIC* nos ajustes com covariáveis com efeitos flexíveis.

Dentre os modelos múltiplos avaliados (Apêndice A.29), a fase *El Niño* apresentou efeito positivo importante apenas no *mod_t2_ae9* (0,69; IC95%: 0,30–1,09), que não incluiu covariáveis climáticas locais (Apêndice A.29). Quando a fase *El Niño* foi avaliado em conjunto com as covariáveis climáticas, o coeficiente estimado diminuiu e o IC95% passou a incluir zero, indicando que seu efeito é capturado pelo clima local (Apêndice A.29).

O *mod_t2.ae1* (Tabela 6.14) apresentou menor *WAIC* do que o modelo *mod_t2_ae9* (1519,73 vs 1567,15) e foi selecionado como modelo final. Neste, a temperatura mínima (`tmin_l1_z`) exibiu efeito flexível positivo e robusto. A precipitação (`rain_mes_l1_z`) também se mostrou importante, embora com limite inferior do IC95% próximo de zero. Já o efeito da umidade (`umid_z`) não foi estatisticamente importante; ainda assim, sua inclusão melhorou o ajuste. Além disso, a retirada da umidade alterou os coeficientes das demais covariáveis, como pode ser observado no modelo *mod_t2_ae2* (Apêndice A.29), sugerindo que a umidade atua como fator modulador.

Tabela 6.14 – Modelo múltiplo selecionado para explicar a dinâmica mensal da abundância de *Ae. aegypti* entre 2012 e 2021.

Modelo	**Covariável**	**Coef. [IC95%]**	**WAIC**
mod_t2.ae1	`tmin_l1_z`	-2,22 [-2,75– -1,68] → 1,11 [0,55–1,65]	1519,73
	`umid_z`	0,25 [-0,03–0,54] → -0,24 [-0,51–0,02]	
	`rain_mes_l1_z`	-0,16 [-0,32–0,00] → 0,23 [0,01–0,46]	

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

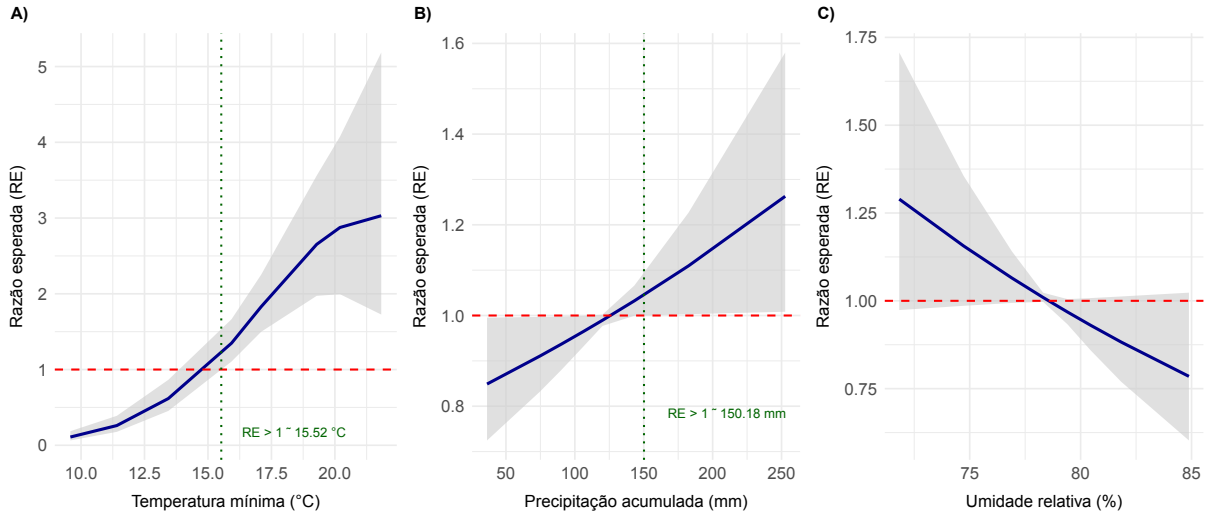
Nota: Coef. corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável. O efeito foi modelado com prior *RW*2

As estimativas do *mod_t2.ae1* indicaram que um aumento da temperatura mínima do mês anterior associou-se a um aumento na contagem de *Ae. aegypti* fêmeas, sendo esse aumento superior ao valor médio a partir de aproximadamente 15,52°C, quando o limite inferior do IC95% do razão esperada (RE) foi maior que 1 (Figura 6.56a).

De maneira semelhante, a precipitação acumulada no mês anterior esteve associada ao aumento do vetor a partir de 150,18 mm (Figura 6.56 b).

A umidade apresentou tendência de efeito negativo; contudo, o IC95% incluiu o zero (Figura 6.56 c).

Figura 6.56 – Razões esperadas estimadas pelo modelo mod_t2.ae1



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: Curvas das razões esperadas estimadas pelo modelo associadas a: (A) temperatura mínima; (B) precipitação acumulada; (C) umidade relativa. A linha azul-escuro representa o valor médio da razão esperada (RE), e a área sombreada indica o intervalo de credibilidade de 95%. A linha pontilhada verde marca o valor da covariável a partir do qual o limite inferior do IC95% do RE foi maior que 1.

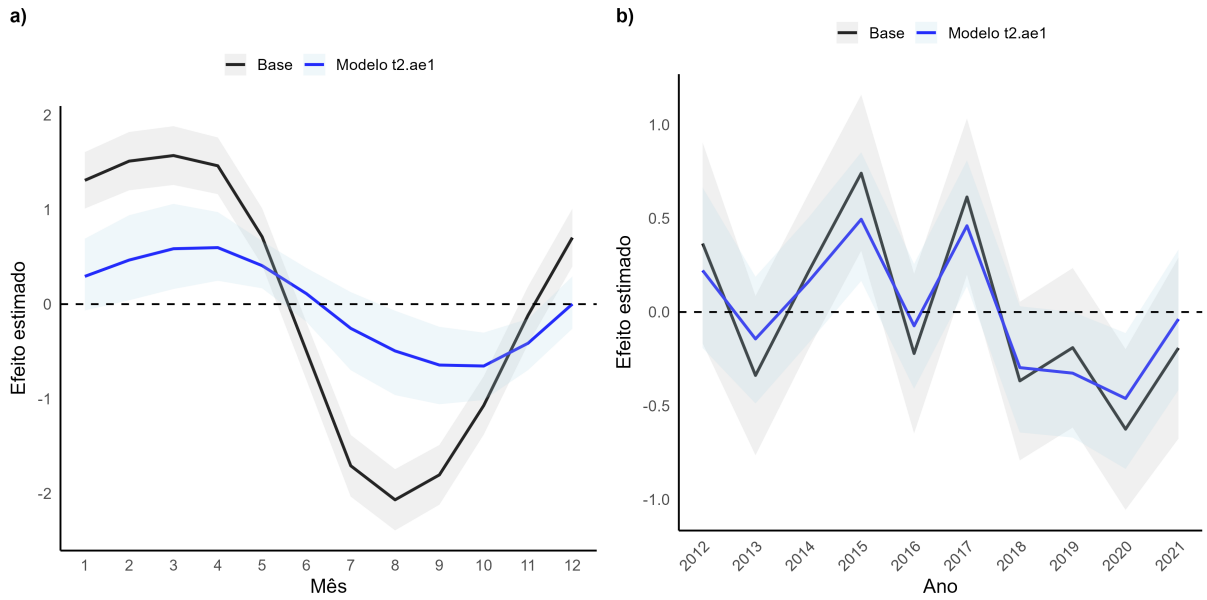
O modelo base, que incluiu apenas os efeitos aleatórios de mês (*RW2*) e ano (*IID*), apresentou pseudo-R^2 de 0,83, correlação de 0,70 entre valores observados e preditos, e $WAIC = 1576{,}6$.

No modelo *mod_t2.ae1*, a inclusão das covariáveis temperatura mínima e precipitação acumulada, ambas defasadas em um mês, e umidade relativa sem defasagem resultou em novo ganho de ajuste ($WAIC = 1519{,}5$). Esse modelo apresentou pseudo-R^2 de 0,90. Comparado ao modelo base, observou-se um aumento de 8,4% no pseudo-R^2, indicando maior poder explicativo.

As curvas dos efeitos aleatórios de mês e ano (Figura 6.57) indicam que, no *mod_t2.ae1*, a magnitude desses efeitos foi reduzida em relação ao modelo base. Esse padrão é compatível

com uma maior contribuição das covariáveis climáticas incluídas no modelo para explicar a variação observada na contagem de mosquitos.

Figura 6.57 – Efeitos de mês e de ano estimados pelo modelo mod_t2.ae1

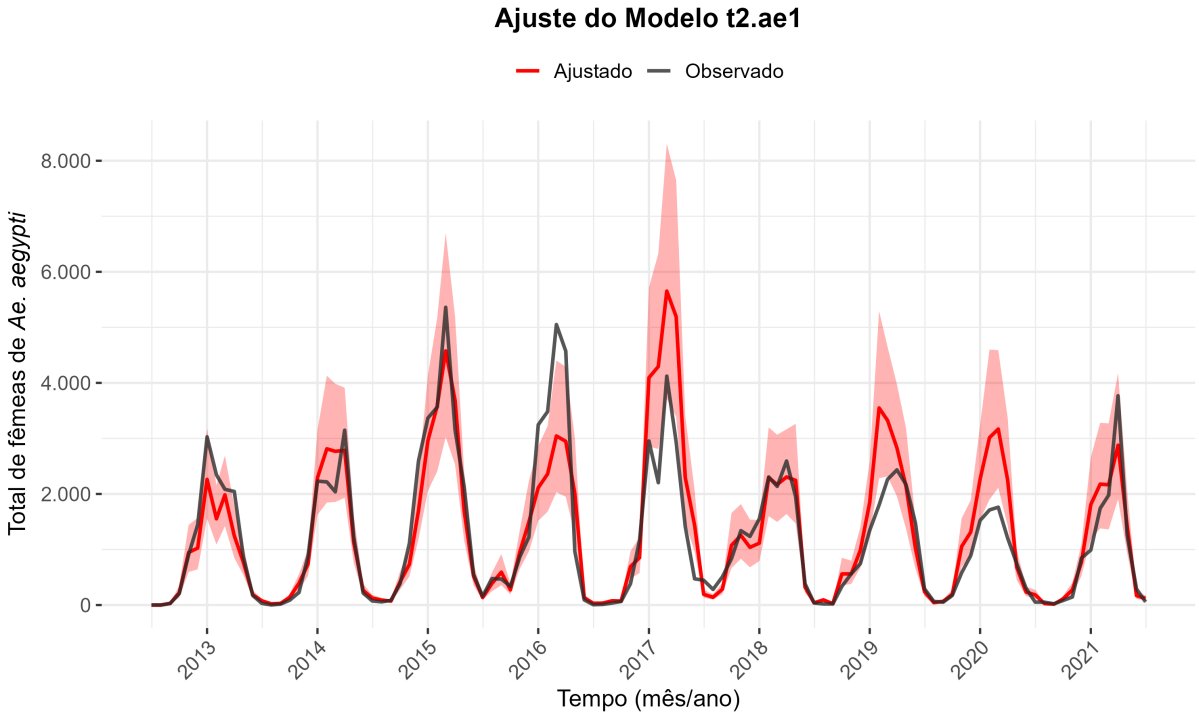


Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: (A) Efeito aleatório de mês (*RW*2); (B) efeito aleatório de ano (*IID*). Observou-se redução da magnitude dos efeitos no modelo ajustado com covariáveis, indicando que parte da variabilidade anteriormente atribuída aos efeitos aleatórios passou a ser explicada pelas covariáveis climáticas.

O modelo apresentou bom ajuste à sazonalidade de *Ae. aegypti* no período de 2012 a 2021 (Figura 6.58). Contudo, observou-se superestimação dos valores preditos nos picos de 2017, 2019 e 2020, e subestimação importante em 2016.

Figura 6.58 – Total de fêmeas de *Ae. aegypti* observadas e valores ajustados pelo modelo (*mod_t2.ae1*) no período de 2012 a 2021



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Legenda: A linha preta contínua representa a série temporal da captura de fêmeas, enquanto as linhas vermelhas indicam os valores ajustados pelos modelos. As áreas sombreadas correspondem aos intervalos de credibilidade de 95%.

6.3.3 Discussão (objetivo específico 4)

Os resultados desta pesquisa indicam uma variação espacial e temporal da dengue e *Ae. aegypti* em Porto Alegre associada à interação entre fatores socioeconômicos, demográficos, ambientais e climáticos.

No espaço, o adensamento populacional, a pobreza, a infestação pelo vetor e o número de casos importados apresentaram associação com o aumento do risco de dengue. Já para o vetor, a elevação média do terreno e o grau de urbanização mostraram-se fatores favoráveis, enquanto o índice de vegetação apresentou associação negativa. Já no tempo, a ocorrência de condições climáticas favoráveis, como o aumento da temperatura mínima e eventos *El Niño*, foram fatores importantes para o aumento dos casos e da abundância vetorial. Para a dengue, a densidade vetorial e a introdução de casos importados também contribuíram para o aumento do risco.

A seguir, os resultados são discutidos em dois eixos principais: (i) o padrão espacial de risco para dengue e para o vetor *Ae. aegypti*, e (ii) o padrão temporal de risco para dengue e para o vetor *Ae. aegypti*.

Padrão espacial de risco para dengue e para o vetor *Ae. aegypti*

A distribuição espacial da dengue em Porto Alegre foi influenciada pela densidade vetorial e pelas interações entre densidade populacional humana e proporção de domicílios pobres, entre proporção de domicílios pobres e casos importados e entre a densidade populacional humana e a densidade de *Ae. aegypti*.

Os bairros com maior proporção de domicílios pobres de Porto Alegre, além da baixa renda *per capita*, apresentam condições de infraestrutura precárias, especialmente em saneamento, drenagem pluvial e coleta de resíduos, além de maiores taxas de analfabetismo e número de habitantes por domicílio, como demonstrado na análise descritiva dos dados. Tais características contribuem para a geração de um ambiente propício à proliferação vetorial (Mulligan et al., 2015) e a uma maior dificuldade no controle, já que parte das características estruturais e dinâmicas desses ambientes é difícil de ser modificada.

Esse contexto, associado ao maior adensamento populacional, favorece o contato entre vetor e ser humano e, consequentemente, a transmissão da doença na presença de circulação viral, associação identificada no presente estudo.

De forma semelhante, a interação entre a proporção de domicílios pobres e casos importados mostrou-se relevante para o aumento do risco de dengue, sugerindo que condições ecológicas e sociais dos territórios onde esses casos são introduzidos constituem fatores importantes para o início e/ou manutenção da transmissão local, mesmo em uma escala intramunicipal.

A revisão da literatura não identificou estudos que explorem como a localização espacial dos casos importados dentro de um município pode influenciar o início e a manutenção da transmissão autóctone. No entanto, análises em outras escalas, por exemplo, na Austrália, oferecem um paralelo útil para compreender esse processo.

Nesse país, apesar da introdução frequente do DENV, a transmissão local sustentada não se estabelece, e o país permanece classificado como não endêmico para dengue (Sohail et al., 2024). Esse padrão pode estar relacionado à maior frequência de introdução de casos em regiões com melhores índices socioeconômicos e à distribuição restrita do vetor (Huang et al.,

2016; Russell, 2009). Assim, uma eventual mudança no padrão espacial de inserção de casos importados, com maior introdução em áreas onde o vetor está presente, ou ainda a expansão da distribuição vetorial em decorrência de alterações climáticas associadas ao aquecimento global, poderia representar um aumento significativo do risco de estabelecimento da transmissão autóctone e de grandes epidemias no país.

A associação entre densidade populacional e pobreza com arboviroses transmitidas por *Ae. aegypti* é frequentemente investigada. Contudo, os resultados encontrados na literatura apontam em diferentes direções (Sajib et al., 2024b; PADMANABHA et al., 2012; Solimini et al., 2023).

Uma revisão sistemática conduzida por Mulligan et al. (2015) discute que as diferentes escalas dos estudos e os indicadores utilizados para mensurar a pobreza podem influenciar as relações encontradas, e que as condições físicas das habitações e a renda parecem estar mais consistentemente relacionadas à dengue. Em consonância, no presente estudo observou-se uma associação positiva ao utilizar um indicador de renda; contudo, ele foi importante apenas quando em interação com outras variáveis.

Esses resultados reforçam a complexidade das relações entre densidade populacional, pobreza e ocorrência de dengue em um espaço urbano, bem como a importância de investigações locais. Estudos longitudinais são particularmente necessários para caracterizar a naturezaes dinâmica dessas interações, dado que sua força e direção podem variar ao longo do ciclo epidêmico (Carabali et al., 2021; Freitas et al., 2021), algo não explorado neste estudo.

A infestação de *Ae. aegypti* e sua interação com a densidade populacional humana apresentaram associação positiva com o risco de ocorrência de casos autóctones de dengue. Esse resultado sugere que o efeito da infestação vetorial é potencializado em contextos de maior adensamento populacional, o que é esperado, já que nessas áreas há maior probabilidade de contato entre o vetor e o ser humano e, consequentemente, de transmissão viral. Esse achado corrobora estudos que evidenciam o papel combinado desses fatores na intensificação da transmissão da dengue (Kolimenakis et al., 2021), e reforça a importância de se considerar simultaneamente aspectos demográficos e entomológicos na avaliação do risco e no planejamento das ações de vigilância e controle.

Como a modelagem foi baseada no endereço de residência dos casos, o risco observado em áreas com maior infestação de *Ae. aegypti* e maior densidade humana sugere que, nesses locais, a transmissão ocorre predominantemente no entorno domiciliar, já que o vetor; essencial

na cadeia de transmissão da dengue, apresenta baixa capacidade de dispersão pelo voo (Freitas; Oliveira, 2009).

A evidência da transmissão no entorno domiciliar está em consonância com as informações disponibilizadas pela equipe de vigilância epidemiológica, que indicam que a maioria das infecções provavelmente ocorreu no próprio bairro de residência dos indivíduos. Também corrobora os resultados de Guzzetta et al. (2018), que, ao reconstruírem as cadeias de transmissão da dengue em Porto Alegre por meio de modelagem, identificaram que a maioria das transmissões entre casos ocorre em um raio de aproximadamente 500 metros. Dessa forma, ações de controle focalizadas em áreas com alta infestação vetorial e elevada densidade populacional podem ser eficazes na prevenção de novos casos.

Os bairros que apresentaram alta probabilidade de risco relativo superior a 1 para dengue foram consistentemente identificados nos modelos que consideraram a interação entre densidade populacional, proporção de domicílios pobres e casos importados. Esses bairros concentram-se principalmente nas regiões Partenon e Leste, mas também aparecem nas regiões Centro-Sul, Centro, Noroeste, Norte e Navegantes/Humaitá.

De forma semelhante, todos os bairros classificados como probabilidade maior que 0,8 de $RR > 1$ no modelo que incluía a densidade de mosquitos também foram identificados com a mesma probabilidade de risco nos modelos sem a variável entomológica.

Essa concordância entre os modelos sustenta a hipótese de que as variáveis proporção de domicílios pobres e densidade populacional humana, incluídas nos modelos sem dados entomológicos, capturam condições favoráveis à proliferação de *Ae. aegypti*, contribuindo para o aumento do risco por esse caminho. Desse modo, bairros que apresentaram alta probabilidade de risco a partir dos resultados dos modelos que consideraram todos os bairros do município devem ser priorizados para ações de vigilância e controle.

Os resultados do estudo também evidenciaram que a proporção de urbanização e a elevação média do terreno estão positivamente associadas à maior abundância de *Ae. aegypti* em Porto Alegre, enquanto o índice de vegetação (EVI) apresentou associação negativa.

A relação positiva entre urbanização e infestação vetorial é amplamente reconhecida na literatura e reflete o papel do ambiente urbano na criação e manutenção de condições propícias à proliferação e sobrevivência do mosquito, especialmente quando a urbanização ocorre de forma desordenada (Kolimenakis et al., 2021).

Por outro lado, a associação negativa observada entre o índice de vegetação (EVI) e a abundância vetorial indica que áreas com maior densidade vegetal tendem a apresentar menor abundância do vetor. Essa relação é reforçada pela observação de que bairros com maior proporção de área urbanizada apresentaram, simultaneamente, menor cobertura vegetal. Embora estudos apontem que regiões vegetadas possam oferecer micro-habitats favoráveis à sobrevivência de mosquitos (Mahato et al., 2025a), há evidências de que essa relação é modulada pelo clima local.

Em regiões áridas do sudoeste dos Estados Unidos e noroeste do México, Hayden et al. (2010) identificaram uma associação positiva entre cobertura vegetal e a contagem de ovos de *Ae. aegypti*, e sugeriram que esse padrão pode ser explicado pela modificação do microclima promovida pela vegetação, que reduz o estresse hídrico e cria condições mais favoráveis ao vetor.

Já em São José do Rio Preto (SP), região tropical com clima favorável ao mosquito, Lorenz et al. (2020) não encontraram associação entre a presença de *Ae. aegypti* adultos e áreas vegetadas. Os autores observaram preferência do vetor por ambientes com solo exposto e discutem que, em regiões onde o clima já é favorável ao mosquito, áreas urbanizadas exercem um papel mais relevante na manutenção da infestação vetorial. Esses achados corroboram os resultados observados no presente estudo para Porto Alegre.

Além disso, áreas mais vegetadas no ambiente urbano tendem a apresentar temperaturas mais baixas (Lorenz et al., 2020), o que, em regiões de clima temperado como Porto Alegre, onde as médias de temperatura são mais amenas, pode exercer um efeito negativo sobre a proliferação do vetor.

Nesse contexto, as transformações antropogênicas no uso e na cobertura do solo, como a expansão urbana e a redução da vegetação, podem favorecer o sucesso da colonização e a expansão de *Ae. aegypti* (Bradt et al., 2017; Fletcher et al., 2023). Como essas alterações ocorrem ao mesmo tempo que as mudanças climáticas, muitas vezes é difícil isolar o efeito atribuído a cada fator (Lyberger et al., 2025).

A associação positiva entre a abundância de mosquitos e a elevação média do terreno pode parecer contraditória à primeira vista, já que diversos estudos relatam redução da densidade de *Ae. aegypti* com o aumento da altitude, ou mesmo a sua ausência a partir de determinada altimetria, em razão da queda das temperaturas médias (Lozano-Fuentes et al., 2012; Dhimal

et al., 2015). No entanto, essa diferença deve ser interpretada considerando o relevo de Porto Alegre.

A variação altimétrica média entre os 34 bairros analisados é relativamente pequena (7 a 138 metros), o que provavelmente não gera diferenças térmicas suficientes para impactar o desenvolvimento do vetor. Desse modo, a associação positiva entre altitude e densidade vetorial pode estar mais relacionada a fatores socioambientais associados à elevação do que a um efeito climático direto.

Relatos da equipe de vigilância entomológica indicam que áreas mais altas apresentam maior instabilidade no abastecimento de água, o que pode contribuir para o armazenamento de água no domicílio (Vigilância Ambiental de Porto Alegre, comunicação pessoal, 2024). Essa prática, se realizada de forma inadequada, pode gerar criadouros para os mosquitos (Acevedo-Guerrero, 2025; Souza et al., 2023). Além disso, técnicos municipais relatam que áreas mais elevadas enfrentam dificuldades logísticas na coleta de resíduos sólidos, o que resulta em acúmulo nas proximidades dos domicílios e pode originar criadouros. Assim, o efeito positivo da elevação sobre a densidade vetorial em Porto Alegre pode refletir deficiências estruturais urbanas relacionadas ao abastecimento de água e ao manejo de resíduos.

Os bairros com maior probabilidade de razão esperada superior a 1 para abundância de *Ae. aegypti* concentram-se, em sua maioria, nas regiões Partenon, Leste e Noroeste, e alguns deles coincidem com áreas também classificadas como de alto risco para casos autóctones de dengue. Essa sobreposição demonstra a importância de estratégias de vigilância que integrem os componentes entomológico e epidemiológico no espaço.

Após o ajuste pelas covariáveis, tanto nos modelos para casos de dengue quanto naqueles referentes à abundância de mosquitos, observaram-se efeitos espaciais acima do esperado em vários bairros. Esse padrão indica que fatores não observados ou não incluídos nos modelos podem estar contribuindo para a distribuição da doença e do vetor. Entre esses possíveis fatores, destacam-se características microclimáticas, diferenças no acesso aos serviços de saúde e a mobilidade humana, frequentemente apontados em outros estudos como determinantes do risco (Lefebvre et al., 2022; Yin et al., 2022).

No caso dos modelos para dengue, a decomposição do efeito espacial `BYM2` evidenciou que, embora o componente estruturado (dependente da vizinhança) tenha capturado parcela relevante da variação espacial, o componente não estruturado apresentou, em geral, maior magnitude. Isso indica a existência de heterogeneidades locais que não são explicadas pela

dependência espacial entre bairros ou pelas covariáveis incluídas nos modelos, possivelmente relacionadas à mobilidade populacional e à eficácia variável das estratégias de controle.

Apesar disso, observou-se redução na intensidade do efeito espacial em relação aos modelos sem covariáveis (modelos base), indicando que as variáveis selecionadas conseguiram capturar parte da estrutura espacial do risco. Ainda assim, com a disponibilização de novos dados e o aprimoramento de métodos analíticos, novas investigações poderão ser conduzidas para identificar outros fatores associados ao risco. Entre as possibilidades, destacam-se a avaliação de diferentes unidades de agregação espacial, a incorporação de dados de mobilidade urbana e a análise de variáveis relacionadas às ilhas de calor, que se mostram importantes na dinâmica espacial da doença em ambiente urbano (Araujo et al., 2015).

Para os casos de dengue, observou-se uma tendência de superestimação dos modelos em bairros com baixas contagens, especialmente naqueles sem registros de casos. Essa tendência pode decorrer tanto do efeito de suavização espacial do modelo `BYM2`, que tende a elevar as estimativas de risco em áreas vizinhas com alta incidência, quanto da subnotificação de casos.

Essa última hipótese é particularmente plausível, considerando que a dengue é uma doença com alta proporção de infecções assintomáticas e sintomas inespecíficos (Elsa et al., 2016), o que pode dificultar o diagnóstico e contribuir para a subnotificação, especialmente nos primeiros anos de introdução da doença em um município, quando ainda não há grandes surtos ou ampla percepção por parte da população e dos serviços de saúde (Mejia; Shu; Ji, 2023; Baba et al., 2023).

Padrão temporal de risco para dengue e para o vetor *Ae. aegypti*.

Em Porto Alegre, o clima exerce um papel importante na dinâmica temporal da dengue e de *Ae. aegypti*, sendo a temperatura a variável mais relevante entre as investigadas. Além das variáveis climáticas, a introdução de casos importados e a densidade de *Ae. aegypti* também se associaram ao risco de dengue.

Neste estudo, identificou-se que as temperaturas mínima e média mensais, com defasagens de um e dois meses, apresentaram associação positiva com a ocorrência de dengue, o que é biologicamente coerente com o tempo necessário para o desenvolvimento do vetor e para o surgimento de casos secundários. Embora os modelos simples ajustados com a temperatura média e mínima (defasagem de um mês) tenham apresentado desempenho semelhante, optou-

se por manter a temperatura mínima (*lag* 1) no modelo final, por ser apontada como a variável mais crítica para a manutenção da transmissão do vírus em regiões de clima frio (Gomes et al., 2024).

O aumento linear da temperatura mínima (*lag* 1) foi associado a um incremento progressivo no risco de dengue. Esse efeito é biologicamente plausível, pois o aumento da temperatura favorece tanto o desenvolvimento do vetor quanto a replicação viral, reduzindo o período de incubação extrínseco, ampliando a capacidade vetorial e favorecendo a transmissão (Liu et al., 2023).

Dessa forma, as variações sazonais de temperatura em regiões tropicais e subtropicais explicam, em grande parte, a flutuação sazonal da incidência da doença (Watts et al., 1987), o que também foi observado neste estudo, realizado em uma região de clima temperado.

Embora o presente estudo tenha identificado uma relação linear entre temperatura e casos de dengue, a maioria das pesquisas reporta uma relação não linear (Kirk et al., 2024), caracterizada pelo aumento da transmissão até uma faixa térmica ótima, seguido de redução em temperaturas mais elevadas. Mordecai et al. (2017) determinaram, por meio de modelos mecanísticos, que a maior transmissão do vírus da dengue pelo vetor *Ae. aegypti* ocorre entre 26 ºC e 29 ºC, enquanto a transmissão cessa abaixo de 18 ºC e acima de 34 ºC (Mordecai et al., 2017).

Em Porto Alegre, a temperatura mínima mensal máxima registrada foi de 23,11 ºC, valor inferior à faixa ótima de transmissão, o que provavelmente explica a relação linear observada neste estudo.

É importante salientar que, em condições de campo, pode-se observar a transmissão de dengue mesmo em faixas de temperatura do ar diferentes dos limites detectados em estudos laboratórias (Ferreira et al., 2017; LÓPEZ et al., 2021). Esse fenômeno pode ser explicado pelo fato de que o mosquito nem sempre está diretamente exposto à temperatura do ar registrada. Em ambientes urbanos, a presença de microclimas e determinados comportamentos do vetor podem proporcionar conforto térmico, mesmo sob condições ambientais adversas (Kirk et al., 2024).

Por exemplo, o mosquito pode se abrigar em áreas sombreadas quando as temperaturas estão elevadas ou em locais que retêm mais calor quando estão muito baixas. Assim, mesmo quando as temperaturas médias do ar não são favoráveis, a temperatura à qual o vetor efe-

tivamente está exposto pode ser adequada, permitindo sua sobrevivência, replicação viral e, consequentemente, a manutenção da transmissão da dengue, ainda que em níveis baixos.

Enquanto temperaturas mínimas elevadas favorecem a sobrevivência e a atividade do vetor, grandes amplitudes térmicas atuam no sentido oposto (Lambrechts et al., 2011). No presente estudo, observou-se uma tendência de redução do risco de dengue associada ao aumento da amplitude térmica diária no modelo que incluía a covariável `fase_enso`. Esse achado é consistente com resultados de estudos laboratoriais que demonstram que maiores amplitudes térmicas reduzem a sobrevivência do vetor e, dessa forma, podem impedir que o mosquito complete o período de incubação extrínseco (EIP) e se torne efetivamente infectante (Lambrechts et al., 2011). Assim, grandes flutuações térmicas podem atuar como fator limitante da transmissão viral, sendo uma variável importante a se considerar na modelagem da dengue (Carrington et al., 2013).

Neste estudo, observou-se evidência da modificação do efeito da temperatura por outras variáveis, especialmente aquelas relacionadas à precipitação. As interações entre variáveis climáticas, ou efeitos de confundimento, vêm sendo apontadas em diferentes estudos, especialmente para justificar por que, em alguns locais e contextos, o efeito da temperatura se apresenta de forma tão distinta (Kirk et al., 2024).

Em relação ao vetor, o modelo final para a contagem de fêmeas de *Ae. aegypti* incluiu a temperatura mínima defasada em um mês (*lag* 1) e a precipitação acumulada do mês anterior (*lag* 1), sendo que ambas apresentaram efeito positivo sobre a abundância vetorial. Ao contrário dos modelos para dengue, observou-se um efeito positivo da temperatura já a partir do *lag* 0.

O aumento da temperatura interfere diretamente em diversas características metabólicas dos mosquitos que contribuem para o aumento da abundância vetorial (Eisen et al., 2014; Reinhold; Lazzari; Lahondère, 2018) e, por ter um período de desenvolvimento do ovo ao adulto relativamente curto, o efeito é percebido mais rapidamente.

Neste estudo, observou-se que temperaturas mínimas mensais acima de 15,52 ºC contribuem para o aumento da população vetorial. Em um estudo anterior conduzido em Porto Alegre, utilizando dados de 2012 a 2015, a temperatura mínima semanal acima de 16 ºC também foi associada ao aumento da infestação, apresentando estabilização em torno de 20 ºC (Ferreira et al., 2017). Esses achados sugerem que os vetores na região têm conseguido manter atividade mesmo sob temperaturas relativamente baixas, possivelmente em razão de sua capa-

cidade de adaptação fisiológica ao clima local (plasticidade ecofisiológica), conforme discutido por Kramer et al. (2021).

A densidade de *Ae. aegypti* mostrou-se positivamente associada a um maior risco de dengue, corroborando evidências de diversos estudos que identificaram essa relação temporal (Dibo et al., 2008; Liu et al., 2019; Parra et al., 2018; Ong; Aik; Ng, 2021). Essa associação tende a ser mais evidente em pesquisas que utilizam dados de mosquitos adultos, por se tratar da fase diretamente envolvida na transmissão do vírus.

Nos modelos que incluem densidade de mosquitos como variável explicativa para casos de dengue, observa-se uma redução no coeficiente da temperatura, o que sugere mediação parcial do vetor no efeito do clima, ou seja, parte do impacto do clima sobre o risco da doença é indireto, via aumento da densidade vetorial. Assim, a inclusão dessa variável contribuiu para a interpretabilidade biológica e para o ajuste do modelo, evidenciando a relevância do monitoramento entomológico contínuo para a compreensão da dinâmica temporal da dengue.

Na etapa de análise exploratória, identificou-se que os anos com maior número de casos de dengue, 2016 e 2019, coincidiram com a fase *El Niño* do fenômeno ENSO. A modelagem confirmou a importância do *El Niño*, evidenciando um efeito positivo significativo sobre a incidência de dengue e a abundância vetorial.

No Sul do Brasil, o *El Niño* está associado ao aumento da temperatura e da precipitação (Ferreira; Badinger, 2023; Grimm; Ferraz; Gomes, 1998), tendência que foi confirmada para Porto Alegre no período em estudo. Assim, os efeitos do *El Niño* sobre a dengue e seu vetor ocorrem predominantemente por meio da modificação das variáveis climáticas, especialmente da temperatura. Esse resultado está em consonância com Tian et al. (2025), que, ao analisarem dados de 57 países, constataram que o efeito do ENSO sobre o aumento da dengue em algumas regiões, incluindo a América do Sul, ocorre principalmente por meio da temperatura.

A associação entre *El Niño*, incidência de dengue e infestação por *Ae. aegypti* já foi identificada em diversas regiões do mundo (Mokhtar et al., 2024; Pirani et al., 2024). No entanto, este estudo é, até onde se tem conhecimento, o primeiro a demonstrar tal associação em um município da região Sul do Brasil.

Embora a inclusão da fase do ENSO nos modelos não tenha melhorado o ajuste estatístico, esta variável contribuiu para uma melhor captura das variações interanuais no número de casos. Sincronizações multianuais de epidemias de dengue em diferentes regiões têm sido associadas à fase *El Niño* do fenômeno ENSO (Panhuis et al., 2015). Ressalta-se, no entanto, que

outros fatores, como a mobilidade humana e a imunidade populacional, também influenciam essas dinâmicas (Quandelacy et al., 2025).

A capacidade do *El Niño* de afetar padrões epidemiológicos em ampla escala, aliada à sua previsibilidade com meses de antecedência (Ludescher et al., 2013; Wu et al., 2021), destaca-o como um preditor climático de relevância para aplicação em modelos preditivos e sistemas de alerta precoce para dengue (Pirani et al., 2024; Petrova et al., 2021; Mills; Donnelly, 2024). Esse potencial torna-se ainda mais expressivo diante de evidências que apontam para efeitos prolongados do fenômeno sobre a doença e o vetor, com impactos que podem perdurar por até dois anos (Tian et al., 2025).

O efeito da precipitação identificado neste estudo revelou-se inconsistente. Na análise de todo o período, observou-se que um maior número de dias com chuva esteve associado negativamente à ocorrência de dengue. No entanto, essa associação deixou de ser importante quando se considerou apenas o intervalo de 2012 a 2021. Ainda assim, a variável contribuiu para o ajuste dos modelos, sugerindo um possível efeito de modificação sobre a temperatura, dado que o coeficiente desta variável mudavam expressivamente conforme a presença ou ausência da precipitação nos modelos.

Em relação ao vetor, a precipitação acumulada no mês anterior apresentou associação positiva e significativa com a abundância de fêmeas de *Ae. aegypti*, como observado em regiões tropicais, como Porto Rico (Barrera; Amador; MacKay, 2011). Contudo, esse resultado contrasta com o encontrado por Ferreira et al. (2017), que, ao analisarem dados da mesma região entre 2012 e 2015, não identificaram efeito significativo da precipitação, o que sugere que essa relação pode variar ao longo do tempo no município.

As associações entre precipitação, incidência de dengue e abundância vetorial na literatura são multifacetadas. Estudos conduzidos em Hong Kong (Yuan et al., 2020) e em Bangladesh (Hossain et al., 2023) também identificaram associações negativas entre precipitação e casos de dengue. Autores destacam que o impacto da chuva depende de sua intensidade: chuvas moderadas favorecem a formação de criadouros, enquanto chuvas intensas podem destruí-los ao lavar ovos e larvas (Benedum et al., 2018; Morrison et al., 2004).

A variável utilizada neste estudo (número de dias com precipitação > 0,03 mm) não capta a intensidade das chuvas, o que limita o uso deste argumento para explicar a relação identificada neste estudo.

Outro aspecto relevante diferenças nos efeitos observados podem também estar relacionadas ao período de defasagem considerado. Este estudo avaliou *lags* de até dois meses; no entanto, há evidências de que defasagens maiores, como três meses, podem apresentar associações mais robustas com a incidência de dengue (Silva et al., 2016).

Além disso, as variáveis climáticas frequentemente interagem de maneira complexa, dificultando o isolamento de seus efeitos individuais, especialmente em contextos de alta correlação (Mokhtar et al., 2024). Durante o período analisado, ocorreram três fases *El Niño*, que impactaram simultaneamente a temperatura e a precipitação, o que pode ter introduzido viés de confusão na análise dos efeitos isolados dessas variáveis. Estudos baseados em séries históricas mais longas ou em novas abordagens metodológicas podem contribuir para uma compreensão mais precisa da relação entre precipitação e dengue no município.

Destaca-se ainda que dados de precipitação estão sujeitos a flutuações aleatórias e limitações de medição (Levy et al., 2019). Neste estudo, inclusive, foi necessário utilizar uma segunda base de dados devido à baixa acurácia identificada na validação da fonte primária.

Por fim, fatores como o tipo de criadouros predominantes, a estrutura urbana e a sazonalidade das chuvas também influenciam significativamente a relação entre precipitação e dinâmica vetorial (Morin; Comrie; Ernst, 2013; Herath et al., 2024). Dessa forma, a interpretação dos efeitos da precipitação deve considerar o contexto local e os múltiplos fatores ambientais e sociais envolvidos.

Embora condições climáticas favoráveis e vetores competentes sejam essenciais para a transmissão, a ocorrência de casos autóctones de dengue depende, necessariamente, da introdução do vírus na população suscetível. Em Porto Alegre, nos primeiros anos da doença, a chegada recorrente de casos importados, em especial provenientes da Região Sudeste (Ferreira et al., 2025), onde se concentravam as maiores epidemias nacionais, foi determinante para o início da transmissão local.

Esse resultado reforça a importância da vigilância ativa de viajantes provenientes de áreas endêmicas como estratégia para bloquear a introdução e a disseminação local do DENV e de outros arbovírus emergentes, como Zika e chikungunya.

Além disso, sob cenários futuros de mudanças climáticas, estima-se um aumento expressivo da densidade de *Ae. aegypti* na Região Sul do Brasil (Heath; Alves; Bonsall, 2025), o que, associado à baixa imunidade prévia da população local, pode ampliar consideravelmente o potencial de transmissão a partir da introdução do vírus.

Quadro 6.1 – Síntese das metodologias e das principais evidências obtidas sobre a dinâmica da dengue e de *Aedes aegypti* em Porto Alegre, 2001–2021.

Eixo analítico	**Metodologia**	**Principais evidências**	**Implicações**
Introdução e expansão do vetor e emergência da dengue	Análise documental e séries históricas de vigilância entomológica e epidemiológica	O vetor foi detectado em 2001, apresentando expansão espacial progressiva até atingir ampla distribuição territorial em 2016. A emergência da dengue autóctone ocorreu nove anos depois da primeira ocorrência do vetor	Reforça que a colonização e o estabelecimento do vetor em regiões de clima temperado ampliam o espectro geográfico de áreas suscetíveis à transmissão autóctone da dengue
Aglomerados espaço-temporais de alto risco	Estatística de varredura espacial e espaço-temporal	Foram identificados aglomerados recorrentes de alto risco de dengue e *Ae. aegypti*, concentrados predominantemente no verão/outono, apesar da detecção durante o inverno. Aglomerados de longa duração do vetor tendem a preceder os de casos	Indica a priorização de ações contínuas de vigilância e controle vetorial em áreas com recorrência de aglomerados, inclusive fora do período epidêmico
Determinantes socioespaciais da dengue	Modelos bayesianos espaciais (Poisson BYM2)	Os modelos espaciais múltiplos indicaram associação positiva entre o risco relativo de dengue e a interação entre indicadores de pobreza, densidade populacional e casos importados. Essas interações revelaram aumento adicional do risco em áreas socialmente vulneráveis	Indica que o contexto socioespacial deve ser considerado no planejamento das estratégias de controle e na avaliação do risco de transmissão da dengue
Papel da densidade vetorial	Modelos bayesianos espaciais com dados entomológicos (Poisson BYM2)	Associação positiva entre a densidade de *Ae. aegypti* e o risco de dengue	Justifica a incorporação sistemática de indicadores entomológicos como componentes da avaliação do risco de dengue
Determinantes ambientais para *Ae. aegypti*	Modelos bayesianos espaciais (Poisson BYM2)	Associação positiva entre a urbanização e elevação média do terreno com a abundância do vetor e negativa com o índice de vegetação EVI	Indica que o aumento da urbanização favorece a proliferação do vetor e que características socioambientais associadas à elevação do terreno também estão relacionadas à maior abundância vetorial, devendo ser investigadas no contexto local.
Dinâmica temporal	Modelos bayesianos temporais (binomial negativa) com efeitos sazonais ($RW2$)	Associação positiva da dengue e *Ae. aegypti* com a temperatura mínima do mês anterior e com a fase *El Niño* do ENSO	Reforça o potencial da integração de variáveis climáticas locais e globais em modelos preditivos e sistemas de alerta precoce para a dengue

Fonte: Elaborado pela autora, 2025

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise da dinâmica espacial e temporal da dengue e do vetor *Ae. aegypti* em Porto Alegre, desde a introdução até o estabelecimento, mostra que condições socioambientais favoráveis permitiram a colonização e disseminação do vetor por todo o território municipal. Isso, somado à introdução frequente do vírus por meio de casos importados e à presença de uma população imunologicamente suscetível ao DENV, criou um cenário propício à transmissão local.

O mosquito *Ae. aegypti*, embora presente no território brasileiro desde a sua última reintrodução em 1976, foi detectado em Porto Alegre apenas em 2001 e, ao longo de aproximadamente quinze anos, expandiu-se até alcançar todo o território municipal. Os índices entomológicos e registros oficiais indicam que essa colonização foi seguida pelo estabelecimento definitivo da espécie, uma vez que não há registros de sua eliminação no período analisado.

Embora o vetor esteja presente em todos os bairros, a densidade de mosquitos apresenta forte heterogeneidade espacial. As áreas de maior risco, identificadas pela varredura espaço-temporal, concentraram-se nas regiões Partenon e Noroeste. Na modelagem, além dessas, observou-se também alta concentração de bairros de alto risco na região Leste do município. A modelagem indicou que a urbanização e a elevação média do terreno estão associadas a maiores contagens de mosquitos, e o EVI a uma menor contagem.

Os casos importados tiveram um papel central nos primeiros anos da transmissão local em Porto Alegre. Desde 2001, quando o mosquito foi detectado, a introdução do DENV foi frequente, mas o registro do primeiro caso autóctone ocorreu apenas em 2010. Assim, a introdução viral mostrou-se condição necessária, mas não suficiente para a transmissão local. Para que esta ocorra, é preciso que fatores socioambientais e ecológicos favoráveis coincidam espacial e temporalmente com a entrada do vírus.

Assim como ocorre para o vetor, os casos de dengue se distribuem de forma heterogênea, e ao longo dos anos os aglomerados mais prováveis foram mudando de região, provavelmente em resposta à aplicação de estratégias de controle. No espaço, interações entre a densidade vetorial, os casos importados, a porcentagem de domicílios pobres e a densidade populacional humana foram os principais fatores associados ao aumento do risco de dengue; no tempo, destacaram-se as variáveis climáticas, os casos importados e a densidade de mosquitos.

A transmissão sustentada passou a ser observada somente após 2013, quando o número de casos autóctones superou o de importados. Esse conjunto de evidências caracteriza um cenário de transição epidemiológica em Porto Alegre.

Durante os 12 primeiros anos de transmissão local, os mais acometidos foram adultos de 20 a 39 anos, sem registro de óbitos e com poucos casos graves. Considerando que a gravidade costuma aumentar em infecções secundárias por DENV, a predominância de um único sorotipo (DENV-1) durante o período e a limitada exposição prévia da população de Porto Alegre provavelmente contribuiu para a menor ocorrência de formas graves nesse intervalo.

A dinâmica temporal da dengue e do vetor apresentou padrão sazonal, com aumento no verão e redução no inverno. Durante os meses frios, a população vetorial é reduzida a níveis mínimos, porém não é eliminada, o que evidencia sua capacidade de sobrevivência em condições ambientais adversas e de rápido restabelecimento quando as condições se tornam favoráveis.

A ocorrência de casos e *clusters* de dengue no inverno reforça que a janela de transmissão pode ser mais longa do que o usualmente considerado para regiões de clima temperado.

A abordagem espacial e temporal, com a agregação de dados socioeconômicos, ambientais, demográficos e climáticos, como a realizada neste estudo, mostrou-se essencial para a compreensão da dinâmica da doença e do vetor. Ao reunir essas diferentes dimensões, a pesquisa evidencia a natureza multifatorial e socialmente mediada da transmissão no município, o que reforça a necessidade de estratégias intersetoriais e baseadas no território, voltadas à redução da vulnerabilidade urbana a transmissão de dengue e ao fortalecimento da vigilância integrada.

A vigilância integrada, que combina monitoramento vetorial, virológico, epidemiológico e climático, além de permitir ações mais oportunas e potencialmente mais eficazes, também gera dados valiosos para o aprimoramento de sistemas de alerta precoce, contribuindo para a antecipação de períodos críticos e para a otimização das respostas em saúde pública.

Durante a condução desta pesquisa, estabeleceu-se um diálogo contínuo com os profissionais da vigilância em saúde de Porto Alegre, o que gerou aprendizados mútuos e contribuiu para ações concretas, como a elaboração de documentos técnicos e a discussão de estratégias de controle.

Uma questão recorrente nessas conversas foi a necessidade de maior integração entre as vigilâncias entomológica e epidemiológica como forma de fortalecer a resposta à dengue. Nesse

sentido, trabalhos futuros podem contribuir para o avanço na estratificação de áreas de risco e na consolidação de uma vigilância integrada, sensível e adaptável às mudanças no cenário epidemiológico.

Ressalta-se que os padrões identificados ao longo deste estudo não são estáticos. Dados e contextos locais evoluem continuamente, seja pela adoção de novas estratégias de controle, seja pela dinâmica ambiental e social. Por isso, a atualização periódica das análises e a capacidade de adaptação das ações mostram-se fundamentais. Ainda assim, entende-se que as áreas e fatores de risco identificados neste estudo permanecem como referenciais úteis para o município.

Em síntese, este trabalho buscou compreender a introdução e o estabelecimento da dengue e do vetor em Porto Alegre, mas também promover uma aproximação entre a academia e os serviços de saúde, contribuindo para a construção coletiva do conhecimento e para o fortalecimento das práticas de vigilância em saúde.

Limitações

Neste estudo, foram utilizados dados secundários provenientes da vigilância epidemiológica e ambiental do município de Porto Alegre, além de outras bases complementares. Trata-se de um conjunto de dados particularmente rico e, possivelmente, único, considerando a longa série temporal disponível de *Ae. aegypti* adultos. Ainda assim, é importante reconhecer certas limitações inerentes aos dados, que se refletem nas análises realizadas.

A principal limitação refere-se à cobertura temporal e espacial dos dados entomológicos. Nem todos os bairros de Porto Alegre dispunham de armadilhas para o monitoramento de mosquitos adultos, e tanto o período quanto o número de amostras foram altamente variáveis. A aplicação de critérios de seleção para inclusão dos bairros na modelagem reduziu ainda mais a abrangência espacial. Além disso, o indicador de média de mosquitos adultos é sensível a variações operacionais, e não foi incorporado aos modelos um parâmetro de erro que representasse essa incerteza amostral.

Em relação aos dados socioeconômicos, as variáveis utilizadas derivam do Censo Demográfico de 2010. Embora esse tipo de dado possua relativa estabilidade em médio prazo, transformações urbanas e demográficas ocorridas na última década, como melhorias de infraes-

trutura e mudanças na densidade populacional, podem ter alterado o padrão de vulnerabilidade local à dengue.

Outro ponto refere-se aos dados climáticos. O município dispõe de apenas uma estação meteorológica convencional com dados públicos, o que impossibilitou a realização de *downscaling* para obter estimativas de alta resolução a partir dos dados de satélite. Assim, foram utilizados dados com resolução espacial de 5 km e 9 km, limitando a capacidade de captar variações climáticas entre bairros. Diante disso, as variáveis climáticas não foram incluídas na modelagem espacial, o que poderia ter contribuído para uma compreensão mais abrangente do padrão de risco.

Quanto aos dados epidemiológicos, ainda que o sistema de vigilância de Porto Alegre apresente alta sensibilidade para detecção e confirmação laboratorial de casos suspeitos de dengue (taxas de testagem de 96% e de confirmação de 93%, superiores à média nacional), a possibilidade de subnotificação não pode ser descartada. Casos assintomáticos ou não diagnosticados permanecem fora das estatísticas oficiais, o que representa uma limitação inerente à vigilância passiva.

Embora a análise de detecção de *clusters* de alto risco tenha sido conduzida sob uma abordagem espaço-temporal, os modelos estatísticos não incorporaram essa mesma estrutura, em razão de limitações relacionadas à alta proporção de zeros no desfecho (casos de dengue) e à limitada resolução temporal ou espacial da maioria das variáveis explicativas exploradas neste estudo. Considerando que, na realidade, os processos epidemiológicos ocorrem de forma simultânea no espaço e no tempo, avaliações que dissociam essas dimensões podem comprometer a compreensão do fenômeno como um todo e limitar a geração de evidências sobre questões relevantes, como os impactos das mudanças climáticas na transmissão de arboviroses em contextos de iniquidades socioeconômicas.

É importante considerar que não foram avaliadas variáveis relacionadas à mobilidade humana, a qual pode exercer influência significativa sobre a distribuição da doença em ambientes urbanos. A inclusão desse tipo de dado em estudos sobre dengue é relevante e necessária, porém ainda representa um desafio metodológico, sobretudo pela escassez ou ausência de informações e pela dificuldade em definir quais variáveis melhor representam os padrões de mobilidade.

Além disso, não foi possível incluir o impacto das estratégias de controle vetorial nos modelos que incorporaram variáveis entomológicas. Essa limitação pode atenuar ou masca-

rar as forças de associação entre variáveis explicativas e indicadores entomológicos, tanto nas análises temporais quanto nas espaciais.

A pandemia de COVID-19, especialmente em 2020, também impactou a vigilância epidemiológica e entomológica, com redução na procura por serviços de saúde, suspensão de atividades de campo e diminuição das inspeções e coletas.

Apesar dessas limitações, os resultados obtidos oferecem evidências consistentes sobre a distribuição espacial e temporal da dengue e de seu vetor em Porto Alegre, contribuindo para a compreensão dos fatores associados à dinâmica da doença e de *Ae. aegypti*, e para o aprimoramento das ações de vigilância no município ou mesmo em outros contextos urbanos semelhantes.

REFERÊNCIAS

ABBASI, E. Global expansion of Aedes mosquitoes and their role in the transboundary spread of emerging arboviral diseases: A comprehensive review. **IJID One Health**, v. 6, p. 100058, mar. 2025. ISSN 29499151. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S294991512500006X>.

ABREU, F. V. S. d. et al. Influence of breeding site availability on the oviposition behaviour of *Aedes aegypti*. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, Instituto Oswaldo Cruz, Ministério da Saúde, v. 110, p. 669–676, 2015. ISSN 0074-0276, 1678-8060. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/mioc/a/r5pPQWXGr4CtgRDmcq4KPLB/?lang=en>.

ACEVEDO-GUERRERO, T. Water with larvae: Hydrological fertility, inequality, and mosquito urbanism. **Environment and Planning E: Nature and Space**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 8, n. 1, p. 13–30, 2025.

AGRELO, R. S. Aedes aegypti (Diptera, Culicidae) Notificación de su presencia en Uruguay. v. 13, 1997.

ALDUCHOV, O. A.; ESKRIDGE, R. E. Improved magnus form approximation of saturation vapor pressure. **Journal of Applied Meteorology**, American Meteorological Society, v. 35, n. 4, p. 601–609, 1996. Disponível em: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/35/4/1520-0450_1996_035_0601_imfaos_2_0_co_2.pdf>.

ALEGRE, P. **Relatórios de gestão da Secretaria Municipal de Saúde**. 2024. Disponível em: <https://www2.portoalegre.rs.gov.br/cms/default.php?p_secao=96>.

ALVES, M. B. et al. ARBOALVO: A Bayesian spatiotemporal learning and predictive model for dengue cases in the endemic Northeast city of Natal, Rio Grande do Norte, Brazil. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 19, n. 4, p. e0012984, 2025. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0012984>.

ARAUJO, R. V. et al. São Paulo urban heat islands have a higher incidence of dengue than other urban areas. **The Brazilian Journal of Infectious Diseases**, v. 19, n. 2, p. 146–155, mar. 2015. ISSN 1413-8670. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1413867014002074>.

ARGENTINA, M. D. L. S. D. L. R. **Boletín Epidemiológico Nacional N° 717, SE 32**. 2024. Disponível em: <https://www.argentina.gob.ar/boletin-epidemiologico-nacional/boletines-2024>.

ASWI, A. et al. Bayesian spatial and spatio-temporal approaches to modelling dengue fever: a systematic review. **Epidemiology & Infection**, Cambridge University Press, v. 147, p. e33, 2019.

AVILÉS, G. et al. Dengue reemergence in Argentina. **Emerging Infectious Diseases**, v. 5, n. 4, p. 575–578, 1999. ISSN 1080-6040. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2627740/>.

AZEVEDO, T. S. d. et al. The influence of urban heat islands and socioeconomic factors on the spatial distribution of Aedes aegypti larval habitats. **Geospatial Health**, v. 13, n. 1, maio 2018. ISSN 1970-7096. Number: 1. Disponível em: <https://www.geospatialhealth.net/gh/article/view/623>.

BABA, M. M. et al. Cryptic Zika virus infections unmasked from suspected malaria cases in Northeastern Nigeria. **PloS One**, v. 18, n. 11, p. e0292350, 2023. ISSN 1932-6203.

BARÇANTE, J. M. D. P.; CHEREM, J. The mosquito knows no borders: Regional challenges for global confrontation in the dengue battle. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, v. 18, n. 1, p. e0011830, jan. 2024. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pntd.0011830>.

BARRERA, R.; AMADOR, M.; MACKAY, A. J. Population Dynamics of Aedes aegypti and Dengue as Influenced by Weather and Human Behavior in San Juan, Puerto Rico. 2011. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0001378>.

BASSO, C. et al. Mosquito-producing containers, spatial distribution, and relationship between aedes aegypti population indices on the southern boundary of its distribution in south america (salto, uruguay). **The American journal of tropical medicine and hygiene**, v. 87, n. 6, p. 1083, 2012.

BAVIA, L. et al. Epidemiological study on dengue in southern Brazil under the perspective of climate and poverty. **Scientific Reports**, v. 10, n. 1, p. 2127, dez. 2020. ISSN 2045-2322. Disponível em: <http://www.nature.com/articles/s41598-020-58542-1>.

BEATTY, M. E. et al. Health economics of dengue: A systematic literature review and expert panel's assessment. **American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 84, n. 3, p. 473–488, 2011. ISSN 00029637.

BENEDUM, C. M. et al. Statistical modeling of the effect of rainfall flushing on dengue transmission in Singapore. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, v. 12, n. 12, p. e0006935, dez. 2018. ISSN 1935-2727. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6283346/>.

BENTLEY, M. D.; DAY, J. F. Chemical ecology and behavioral aspects of mosquito oviposition. **Annual Review of Entomology**, v. 34, p. 401–421, 1989. ISSN 0066-4170.

BESAG, J. Spatial Interaction and the Statistical Analysis of Lattice Systems. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, [Royal Statistical Society, Wiley], v. 36, n. 2, p. 192–236, 1974. ISSN 0035-9246. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2984812>.

BESAG, J.; YORK, J.; MOLLIÉ, A. Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. **Annals of the Institute of Statistical Mathematics**, Springer, v. 43, n. 1, p. 1–20, mar. 1991. ISSN 1572-9052. Number: 1. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF00116466>.

BEZERRA, J. M. et al. Aedes (stegomyia) albopictus' dynamics influenced by spatiotemporal characteristics in a brazilian dengue-endemic risk city. **Acta tropica**, Elsevier, v. 164, p. 431–437, 2016.

BIVAND, R. R packages for analyzing spatial data: A comparative case study with areal data. **Geographical Analysis**, v. 54, n. 3, p. 488–518, 2022.

Blangiardo, M.; Cameletti, M. **Spatial and spatio-temporal Bayesian models with R – INLA**. Chichester: John Wiley & Sons, 2015. 320 p. ISBN 978-1-118-32655-8.

BORGES, E. **Ciclo de vida de Aedes aegypti: do ovo ao adulto — quanto tempo temos para agir?** 2025. Notícia institucional; publicado em 10 jan. 2025, 12h41. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/noticias/2025/janeiro/ciclo-de-vida-de-aedes-aegypti-do-ovo-ao-adulto-2013-quanto-tempo-temos-para-agir>.

BRADT, D. L. et al. New Records of Aedes aegypti In Southern Oklahoma, 2016. **Journal of the American Mosquito Control Association**, v. 33, n. 1, p. 56–59, mar. 2017. ISSN 8756-971X.

BRADY, O. J. et al. Why the growth of arboviral diseases necessitates a new generation of global risk maps and future projections. **PLOS Computational Biology**, Public Library of Science, v. 21, n. 4, p. e1012771, 2025. ISSN 1553-7358. Disponível em: <https://journals.plos.org/ploscompbiol/article?id=10.1371/journal.pcbi.1012771>.

BRAGA, I. A.; VALLE, D. Aedes aegypti: histórico do controle no brasil. **Epidemiologia e serviços de saúde**, Coordenação-Geral de Desenvolvimento da Epidemiologia em Serviços/Secretaria . . . , v. 16, n. 2, p. 113–118, 2007.

BRASIL (Ed.). **Indicadores básicos para a saúde no Brasil: conceitos e aplicações**. 2a edição. ed. Brasília: Organização Pan-Americana da Saúde, Escritório Regional para as Américas da Organização Mundial da Saúde, 2008. ISBN 978-85-87943-65-1.

BRASIL. Dengue : diagnóstico e manejo clínico: adulto e criança. 2013. Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/dengue_diagnostico_manejo_clinico_adulto.pdf>.

BRASIL. **Levantamento rápido de índices para Aedes Aegypti (LIRAA) para vigilância entomológica do Aedes Aegyti no Brasil: metodologia para avaliação dos índices de breteau e predial e tipo de recipientes**. Brasília: Ministério da Saúde, 2013. ISBN 978-85-334-1999-5. Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/manual_liraa_2013.pdf>.

BRASIL. **Estimativas Populacionais por Faixa Etária e Sexo**. 2021. Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS). Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/>.

BRASIL. **Sistema de Informações de Agravos de Notificação (SINAN)**. 2023. Vigilância em Saúde e Ambiente (SVSA) — Sistemas de Informação. Acesso em: 10 nov. 2025. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/svsa/sistemas-de-informacao/sinan>.

BRASIL, M. d. S. **Dengue: aspectos epidemiológicos, diagnóstico e tratamento**. 2002. 20 p. (A. Normas e Manuais Técnicos, nº 176). Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/dengue_aspecto_epidemiologicos_diagnostico_tratamento.pdf>.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Plano de contingência nacional para dengue, chikungunya e Zika**. Brasília, 2025. 102 p. Recurso eletrônico; ilustrado. Disponível em: <http://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/plano_contingencia_nacional_dengue_zika.pdf>.

BUCKNER, E. A.; ALTO, B. W.; LOUNIBOS, L. P. Vertical transmission of Key West dengue-1 virus by Aedes aegypti and Aedes albopictus (Diptera: Culicidae) mosquitoes from Florida. **Journal of Medical Entomology**, v. 50, n. 6, p. 1291–1297, nov. 2013. ISSN 0022-2585.

CÂMARA, D. C. P. et al. Entomological surveillance of aedes mosquitoes: comparison of different collection methods in an endemic area in rio de janeiro, brazil. **Tropical Medicine and Infectious Disease**, MDPI, v. 7, n. 7, p. 114, 2022.

CAMPOS, K. B. et al. Assessment of the susceptibility status of Aedes aegypti (Diptera: Culicidae) populations to pyriproxyfen and malathion in a nation-wide monitoring of insecticide resistance performed in Brazil from 2017 to 2018. **Parasites & Vectors**, v. 13, n. 1, p. 531, out. 2020. ISSN 1756-3305. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s13071-020-04406-6>.

CARABALI, M. et al. Spatiotemporal distribution and socioeconomic disparities of dengue, chikungunya and zika in two latin american cities from 2007 to 2017. **Tropical Medicine & International Health**, Wiley Online Library, v. 26, n. 3, p. 301–315, 2021.

CARAGATA, E. P.; DUTRA, H. L. C.; MOREIRA, L. A. Exploiting Intimate Relationships: Controlling Mosquito-Transmitted Disease with Wolbachia. **Trends in Parasitology**, v. 32, n. 3, p. 207–218, mar. 2016. ISSN 1471-5007.

CARRINGTON, L. B. et al. Large Diurnal Temperature Fluctuations Negatively Influence Aedes aegypti (Diptera: Culicidae) Life-History Traits. **Journal of Medical Entomology**, v. 50, n. 1, p. 43–51, jan. 2013. ISSN 0022-2585. Disponível em: <https://doi.org/10.1603/ME11242>.

CASAS-MARTíNEZ, M. et al. Oogenic development and gonotrophic cycle of Aedes aegypti and Aedes albopictus in laboratory. **Salud Publica De Mexico**, v. 62, n. 4, p. 372–378, 2020. ISSN 1606-7916.

CAVALCANTI, L. P. et al. Change in Age Pattern of Persons with Dengue, Northeastern Brazil. **Emerging Infectious Diseases**, v. 17, n. 1, p. 132–134, jan. 2011. ISSN 1080-6040. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3204623/>.

CHADEE, D. D.; CORBET, P. S. Seasonal incidence and diel patterns of oviposition in the field of the mosquito, Aedes aegypti (L.) (Diptera:Culicidae) in Trinidad, West Indies: a preliminary study. **Annals of Tropical Medicine and Parasitology**, v. 81, n. 2, p. 151–161, abr. 1987. ISSN 0003-4983.

CHAN, M.; JOHANSSON, M. A. The incubation periods of dengue viruses. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 7, n. 11, p. e50972, 2012.

CHEN, X.; MORAGA, P. Forecasting dengue across Brazil with LSTM neural networks and SHAP-driven lagged climate and spatial effects. **BMC Public Health**, v. 25, p. 973, mar. 2025. ISSN 1471-2458. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11900637/>.

CIRINO, P. H. et al. Assessing the Impacts of ENSO-related Weather Effects on the Brazilian Agriculture. **Procedia Economics and Finance**, v. 24, p. 146–155, jan. 2015. ISSN 2212-5671. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212567115006358>.

CLEMENTS, A. N. **The Biology of Mosquitoes: Sensory Reception and Behaviour**. New York: CABI Publishing, 1999. v. 2. 740 p.

Climate Data.org. **Clima: Dados meteorológicos e temperaturas médias anuais do município de Porto Alegre, Brasil**. 2023. Acesso em: 30 out. 2025. Disponível em: <https://pt.climate-data.org/america-do-sul/brasil/rio-grande-do-sul/porto-alegre-420/>.

CODEÇO, C. T. et al. Surveillance of aedes aegypti: comparison of house index with four alternative traps. **PLoS neglected tropical diseases**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 9, n. 2, p. e0003475, 2015.

CODECO, C. T. et al. Fast expansion of dengue in Brazil. **The Lancet Regional Health – Americas**, Elsevier, v. 12, ago. 2022. ISSN 2667-193X. Disponível em: <https://www.thelancet.com/journals/lanam/article/PIIS2667-193X(22)00091-6/fulltext>.

CONSOLI, R. A. G. B.; OLIVEIRA, R. L. d. **Principais mosquitos de importância sanitária no Brasil**. [S.l.]: SciELO Books - Ed. FIOCRUZ, 1994. OCLC: 1096578003. ISBN 978-85-7541-290-9.

CUNHA, M. D. C. M. et al. Disentangling associations between vegetation greenness and dengue in a Latin American city: Findings and challenges. **Landscape and Urban Planning**, v. 216, p. 104255, dez. 2021. ISSN 01692046. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169204621002188>.

DAROUDI, R. et al. Cost per DALY averted in low, middle- and high-income countries: evidence from the global burden of disease study to estimate the cost-effectiveness thresholds. **Cost Effectiveness and Resource Allocation: C/E**, v. 19, n. 1, p. 7, fev. 2021. ISSN 1478-7547.

DESCLOUX, E. et al. Climate-Based Models for Understanding and Forecasting Dengue Epidemics. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, v. 6, n. 2, p. e1470, fev. 2012. ISSN 1935-2727. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3279338/>.

DHEWANTARA, P. W. et al. Space-time scan statistics of 2007-2013 dengue incidence in Cimahi City, Indonesia. **Geospatial Health**, v. 10, n. 2, p. 373, nov. 2015. ISSN 1970-7096.

DHIMAL, M. et al. Risk factors for the presence of chikungunya and dengue vectors (Aedes aegypti and Aedes albopictus), their altitudinal distribution and climatic determinants of their abundance in central Nepal. **PLoS neglected tropical diseases**, v. 9, n. 3, p. e0003545, mar. 2015. ISSN 1935-2735.

DIBO, M. R. et al. Study of the relationship between Aedes (Stegomyia) aegypti egg and adult densities, dengue fever and climate in Mirassol, state of São Paulo, Brazil. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, Instituto Oswaldo Cruz, Ministério da Saúde, v. 103, p. 554–560, 2008. ISSN 0074-0276, 1678-8060. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/mioc/a/xnJGnwkz8NXKCpWkrM97f7R/?lang=en>.

DINIZ, D. F. A. et al. Diapause and quiescence: dormancy mechanisms that contribute to the geographical expansion of mosquitoes and their evolutionary success. **Parasites & Vectors**, v. 10, n. 1, p. 310, jun. 2017. ISSN 1756-3305. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s13071-017-2235-0>.

DOUCHET, L. et al. Comparing sterile male releases and other methods for integrated control of the tiger mosquito in temperate and tropical climates. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group, v. 11, n. 1, p. 7354, abr. 2021. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-021-86798-8>.

EIRAS, A. E.; RESENDE, M. C. Preliminary evaluation of the 'Dengue-MI' technology for Aedes aegypti monitoring and control. **Cadernos De Saude Publica**, v. 25 Suppl 1, p. S45–58, 2009. ISSN 1678-4464.

EISEN, L. et al. The Impact of Temperature on the Bionomics of Aedes (Stegomyia) aegypti, With Special Reference to the Cool Geographic Range Margins. **Journal of Medical Entomology**, v. 51, n. 3, p. 496–516, maio 2014. ISSN 0022-2585. Disponível em: <https://doi.org/10.1603/ME13214>.

ELSA, S. et al. A comparative study on active and passive epidemiological surveillance for dengue in five countries of Latin America. **PubMed**, 2016. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26836763/>.

ESTALLO, E. L. et al. A decade of arbovirus emergence in the temperate southern cone of South America: dengue, Aedes aegypti and climate dynamics in Córdoba, Argentina. **Heliyon**, v. 6, n. 9, p. e04858, set. 2020. ISSN 24058440. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405844020317011>.

FARINELLI, E. C. et al. Low socioeconomic condition and the risk of dengue fever: A direct relationship. **Acta Tropica**, Elsevier B.V., 2018. ISSN 0001-706X. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.actatropica.2018.01.005>.

FAULL, K. J.; WILLIAMS, C. R. Intraspecific variation in desiccation survival time of Aedes aegypti (L.) mosquito eggs of Australian origin. **Journal of Vector Ecology**, v. 40, n. 2, p. 292–300, 2015. ISSN 1948-7134. _eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/jvec.12167. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jvec.12167>.

FELDSTEIN, L. R. et al. Dengue on islands: a Bayesian approach to understanding the global ecology of dengue viruses. **Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 109, n. 5, p. 303–312, maio 2015. ISSN 1878-3503.

FENG, F. et al. Temperature-driven dengue transmission in a changing climate: Patterns, trends, and future projections. **GeoHealth**, Wiley Online Library, v. 8, n. 10, p. e2024GH001059, 2024.

FERREIRA, D. A. d. C. et al. Introduction, establishment, and distribution of Aedes aegypti and dengue in a temperate capital of Brazil: a retrospective surveillance-based study. 2025. Disponível em: <https://www.thelancet.com/journals/lanam/article/PIIS2667-193X(25)00163-2/fulltext#fig1>.

FERREIRA, D. A. da C. et al. Meteorological variables and mosquito monitoring are good predictors for infestation trends of Aedes aegypti, the vector of dengue, chikungunya and Zika. **Parasites & Vectors**, v. 10, n. 1, p. 78, fev. 2017. ISSN 1756-3305. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s13071-017-2025-8>.

FERREIRA, D. H. L.; BADINGER, A. Study over el niño and la niña influence on mean temperature trends and precipitation in brazilian regions. **Revista GeoInterações**, v. 7, n. 1, nov. 2023. ISSN 2526-3889. Disponível em: <https://periodicos.apps.uern.br/index.php/RGI/article/view/4890>.

FERREIRA, H. D. S. et al. Impacts of El Niño Southern Oscillation on the dengue transmission dynamics in the Metropolitan Region of Recife, Brazil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 55, p. e0671–2021, 2022. ISSN 1678-9849, 0037-8682. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0037-86822022000100317&tlng=en>.

FLETCHER, C. et al. Compound and cascading effects of climatic extremes on dengue outbreak risk in the Caribbean: an impact-based modelling framework with long-lag and short-lag interactions. **The Lancet Planetary Health**, Elsevier, v. 9, n. 8, ago. 2025. ISSN 2542-5196. Disponível em: <https://www.thelancet.com/journals/lanplh/article/PIIS2542-5196(25)00157-3/fulltext>.

FLETCHER, C. et al. Compound and cascading effects of climatic extremes on dengue outbreak risk in the caribbean: an impact-based modelling framework with long-lag and short-lag interactions. **The Lancet Planetary Health**, Elsevier, v. 9, n. 8, 2025.

FLETCHER, I. K. et al. Differing taxonomic responses of mosquito vectors to anthropogenic land-use change in Latin America and the Caribbean. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, v. 17, n. 7, p. e0011450, jul. 2023. ISSN 1935-2727. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10348580/>.

FORATTINI, O. P. **Culicidologia médica: identificação, biologia, epidemiologia**. 1. ed. São Paulo: Edusp, 1996. v. 2. 864 p. 1. ed.; reimpressão de 2002. ISBN 9788531406997.

FREITAS, L. P. et al. Space–time dynamics of a triple epidemic: Dengue, chikungunya and Zika clusters in the city of Rio de Janeiro. **Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 286, n. 1912, 2019. ISSN 14712954.

FREITAS, L. P. et al. A statistical model for forecasting probabilistic epidemic bands for dengue cases in Brazil. **Infectious Disease Modelling**, v. 10, n. 4, p. 1479–1487, dez. 2025. ISSN 2468-0427. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2468042725000739>.

FREITAS, L. P. et al. Spatio-temporal clusters and patterns of spread of dengue, chikungunya, and Zika in Colombia. **medRxiv**, mar. 2022. MAG ID: 4220725699 S2ID: c4bbe7c7a55d98792839448e3d4e94a392ad4203.

FREITAS, L. P. et al. Spatio-temporal modelling of the first Chikungunya epidemic in an intra-urban setting: The role of socioeconomic status, environment and temperature. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 15, n. 6, p. e0009537, jun. 2021. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0009537>.

FREITAS, R. Maciel-de; OLIVEIRA, R. Lourenço-de. Presumed unconstrained dispersal of Aedes aegypti in the city of Rio de Janeiro, Brazil. **Revista de Saúde Pública**, Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo, v. 43, p. 8–12, 2009. ISSN 0034-8910, 1518-8787. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rsp/a/ngzR64cHxNdxqx5jGXsLbpt/?lang=en>.

GAMERMAN, D.; LOPES, H. F. **Markov chain Monte Carlo: stochastic simulation for Bayesian inference**. [S.l.]: Chapman and Hall/CRC, 2006.

GOMES, J. P. M. et al. Relação entre temperatura do ar e incidência de dengue: estudo de séries temporais em Minas Gerais, Brasil (2010-2019). **Cadernos de Saúde Pública**, v. 40, p. e00076723, 2024. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csp/a/JB4c4wnkKHqcmYYYQLfyvzx/?format=html&lang=pt>.

GORELICK, N. et al. Google earth engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, Elsevier, v. 202, p. 18–27, 2017.

GRASER, A.; SUTTON, T.; BERNASOCCHI, M. The QGIS project: Spatial without compromise. **Patterns**, Elsevier, v. 6, n. 7, p. 101265, jul. 2025. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666389925001657>.

GRIMM, A. M.; FERRAZ, S. E. T.; GOMES, J. Precipitation Anomalies in Southern Brazil Associated with El Niño and La Niña Events. **Journal of Climate**, v. 11, n. 11, p. 2863–2880, nov. 1998. ISSN 0894-8755, 1520-0442. Disponível em: <http://journals.ametsoc.org/doi/10.1175/1520-0442(1998)011<2863:PAISBA>2.0.CO;2>.

GUBLER, D. J. Dengue, urbanization and globalization: the unholy trinity of the 21st century. **Tropical medicine and health**, Japanese Society of Tropical Medicine, v. 39, n. 4SUPPLEMENT, p. S3–S11, 2011.

GUZZETTA, G. et al. Quantifying the spatial spread of dengue in a non-endemic Brazilian metropolis via transmission chain reconstruction. **Nat Commun**, v. 9, n. 1, p. 2837, jul. 2018. ISSN 2041-1723 (Electronic) 2041-1723 (Linking). Edition: 2018/07/22. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30026544>.

GWEE, X. W. S.; CHUA, P. E. Y.; PANG, J. Global dengue importation: a systematic review. **BMC Infectious Diseases**, v. 21, p. 1078, out. 2021. ISSN 1471-2334. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8524397/>.

HALSTEAD, S. B. Dengue Antibody-Dependent Enhancement: Knowns and Unknowns. **Microbiology Spectrum**, American Society for Microbiology, v. 2, n. 6, p. 2.6.30, dez. 2014. Disponível em: <https://journals.asm.org/doi/10.1128/microbiolspec.AID-0022-2014>.

HARISH, V. et al. Human movement and environmental barriers shape the emergence of dengue. **Nature Communications**, Nature Publishing Group, v. 15, n. 1, p. 4205, maio 2024. ISSN 2041-1723. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41467-024-48465-0>.

HAYDEN, M. H. et al. Microclimate and Human Factors in the Divergent Ecology of Aedes aegypti along the Arizona, U.S./Sonora, MX Border. **EcoHealth**, v. 7, n. 1, p. 64–77, ago. 2010. ISSN 1612-9210. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10393-010-0288-z>.

HEATH, K.; ALVES, L. M.; BONSALL, M. B. Climate change, urbanisation and transmission potential: Aedes aegypti mosquito projections forecast future arboviral disease hotspots in Brazil. **PLoS neglected tropical diseases**, v. 19, n. 9, p. e0013415, set. 2025. ISSN 1935-2735.

HERATH, J. M. K. et al. Breeding habitat preference of the dengue vector mosquitoes aedes aegypti and aedes albopictus from urban, semiurban, and rural areas in kurunegala district, sri lanka. **Journal of Tropical Medicine**, Wiley Online Library, v. 2024, n. 1, p. 4123543, 2024.

HIJMANS, R. J. **terra: Spatial Data Analysis**. [S.l.], 2023. R package version 1.7-39. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=terra>.

HONÓRIO, N. A. et al. Temporal distribution of aedes aegypti in different districts of rio de janeiro, brazil, measured by two types of traps. **Journal of medical entomology**, Oxford University Press Oxford, UK, v. 46, n. 5, p. 1001–1014, 2009.

HONÓRIO, N. A. et al. Spatial evaluation and modeling of dengue seroprevalence and vector density in rio de janeiro, brazil. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 3, n. 11, p. e545, nov. 2009. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0000545>.

HOPPERSTAD, K. A.; SALLAM, M. F.; REISKIND, M. H. Estimations of Fine-Scale Species Distributions of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* (Diptera: Culicidae) in Eastern Florida. **Journal of Medical Entomology**, v. 58, n. 2, p. 699–707, mar. 2021. ISSN 0022-2585, 1938-2928. Disponível em: <https://academic.oup.com/jme/article/58/2/699/5945794>.

HOSSAIN, M. S. et al. Twenty-two years of dengue outbreaks in Bangladesh: epidemiology, clinical spectrum, serotypes, and future disease risks. **Tropical Medicine and Health**, v. 51, n. 1, p. 37, jul. 2023. ISSN 1349-4147. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s41182-023-00528-6>.

HUANG, A. T. et al. Assessing the role of multiple mechanisms increasing the age of dengue cases in Thailand. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 119, n. 20, p. e2115790119, maio 2022. ISSN 0027-8424, 1091-6490. Disponível em: <https://pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.2115790119>.

HUANG, X. et al. Dynamic spatiotemporal trends of imported dengue fever in Australia. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group, v. 6, n. 1, p. 30360, jul. 2016. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/srep30360>.

IBARRA, A. M. S. et al. Dengue Vector Dynamics (Aedes aegypti) Influenced by Climate and Social Factors in Ecuador: Implications for Targeted Control. **PLOS ONE**, v. 8, n. 11, p. e78263, nov. 2013. ISSN 1932-6203. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0078263>.

INMET, I. N. de M. **Normas climatológicas do Brasil de 1991-2020**. 2022. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/normais>.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). **Panorama do município de Porto Alegre (RS)**. 2023. <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/rs/porto-alegre/panorama>. Acesso em: 20 nov. 2023.

International Committee on Taxonomy of Viruses (ICTV). **Flaviviridae**. 2017. 10th ICTV Report, atualizado em 2023. Disponível em: <https://ictv.global/report/chapter/flaviviridae/flaviviridae>.

JARVIS, A. et al. **Hole-filled SRTM for the globe Version 4**. 2008. <https://srtm.csi.cgiar.org>. SRTM com preenchimento de lacunas para o globo terrestre, versão 4. Disponível no banco de dados de 90 m do CGIAR-CSI SRTM.

JUNIOR, J. B. S. et al. Epidemiology and costs of dengue in brazil: a systematic literature review. **International Journal of Infectious Diseases**, Elsevier, v. 122, p. 521–528, 2022.

KAHLE, D.; WICKHAM, H. ggmap: Spatial Visualization with ggplot2. v. 5(1), p. 144–161, 2013. Disponível em: <https://journal.r-project.org/archive/2013-1/kahle-wickham.pdf.>

KIKUTI, M. et al. Spatial Distribution of Dengue in a Brazilian Urban Slum Setting: Role of Socioeconomic Gradient in Disease Risk. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 9, n. 7, p. e0003937, jul. 2015. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0003937>.

KIRK, D. et al. Temperature impacts on dengue incidence are nonlinear and mediated by climatic and socioeconomic factors: A meta-analysis. 2024. Disponível em: <https://journals.plos.org/climate/article?id=10.1371/journal.pclm.0000152>.

KLOWDEN, M. J.; BRIEGEL, H. Mosquito gonotrophic cycle and multiple feeding potential: contrasts between Anopheles and Aedes (Diptera: Culicidae). **Journal of Medical Entomology**, v. 31, n. 4, p. 618–622, jul. 1994. ISSN 0022-2585.

KOLIMENAKIS, A. et al. The role of urbanisation in the spread of Aedes mosquitoes and the diseases they transmit—A systematic review. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 15, n. 9, p. e0009631, 2021. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0009631>.

KRAMER, I. M. et al. The ecophysiological plasticity of Aedes aegypti and Aedes albopictus concerning overwintering in cooler ecoregions is driven by local climate and acclimation capacity. **Science of The Total Environment**, v. 778, p. 146128, jul. 2021. ISSN 0048-9697. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969721011955>.

KULLDORFF, M. A spatial scan statistic. **Communications in Statistics - Theory and Methods**, Taylor & Francis, v. 26, n. 6, p. 1481–1496, jan. 1997. ISSN 0361-0926. _eprint: https://doi.org/10.1080/03610929708831995. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/03610929708831995>.

KULLDORFF, M. et al. Space—time permutation scan statistic for disease outbreak detection. **PLOS Medicine**, Public Library of Science, v. 2, n. 3, p. e59, 2005. ISSN 1549-1676. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosmedicine/article?id=10.1371/journal.pmed.0020059>.

KUNO, G. Review of the factors modulating dengue transmission. **Epidemiologic Reviews**, v. 17, n. 2, p. 321–335, 1995. ISSN 0193-936X.

KYLE, J. L.; HARRIS, E. Global spread and persistence of dengue. **Annual Review of Microbiology**, v. 62, p. 71–92, 2008. ISSN 0066-4227.

LAMBRECHTS, L. et al. Impact of daily temperature fluctuations on dengue virus transmission by Aedes aegypti. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 108, n. 18, p. 7460–7465, maio 2011. ISSN 0027-8424, 1091-6490. Disponível em: <https://pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.1101377108>.

LANA, R. M. et al. The introduction of dengue follows transportation infrastructure changes in the state of Acre, Brazil: A network-based analysis. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, v. 11, n. 11, p. e0006070, nov. 2017. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pntd.0006070>.

LANA, R. M. et al. Assessment of a trap based aedes aegypti surveillance program using mathematical modeling. **PLoS One**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 13, n. 1, p. e0190673, 2018.

LAPORTA, G. Z. et al. Global Distribution of Aedes aegypti and Aedes albopictus in a Climate Change Scenario of Regional Rivalry. **Insects**, v. 14, n. 1, p. 49, jan. 2023. ISSN 2075-4450. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9860750/>.

LE, T. T. et al. Space-time scanning statistics in the prediction and evaluation of dengue epidemic clusters. **IJID Regions**, v. 13, p. 100441, dez. 2024. ISSN 2772-7076. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772707624001127>.

LEFEBVRE, B. et al. Importance of Public Transport Networks for Reconciling the Spatial Distribution of Dengue and the Association of Socio-Economic Factors with Dengue Risk in Bangkok, Thailand. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 19, n. 16, p. 10123, ago. 2022. ISSN 1660-4601.

LEUNG, X. Y. et al. A systematic review of dengue outbreak prediction models: Current scenario and future directions. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, v. 17, n. 2, p. e0010631, fev. 2023. ISSN 1935-2727. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9956653/>.

LEVY, M. C. et al. Spatiotemporal Error in Rainfall Data: Consequences for Epidemiologic Analysis of Waterborne Diseases. **American Journal of Epidemiology**, v. 188, n. 5, p. 950–959, maio 2019. ISSN 0002-9262. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6494670/>.

LIMA-CAMARA, T. N. d.; HONÓRIO, N. A.; OLIVEIRA, R. Lourenço-de. Freqüência e distribuição espacial de aedes aegypti e aedes albopictus (diptera, culicidae) no rio de janeiro, brasil. **Cadernos de saude publica**, SciELO Brasil, v. 22, p. 2079–2084, 2006.

LIPPI, C. A. et al. Spatiotemporal Tools for Emerging and Endemic Disease Hotspots in Small Areas: An Analysis of Dengue and Chikungunya in Barbados, 2013–2016. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 103, n. 1, p. 149–156, jul. 2020. ISSN 0002-9637. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7356414/>.

LIU, K. et al. The driver of dengue fever incidence in two high-risk areas of China: A comparative study. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group, v. 9, n. 1, p. 19510, dez. 2019. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-019-56112-8>.

LIU, Z. et al. The effect of temperature on dengue virus transmission by Aedes mosquitoes. **Frontiers in Cellular and Infection Microbiology**, Frontiers, v. 13, set. 2023. ISSN 2235-2988. Disponível em: <https://www.frontiersin.org/journals/cellular-and-infection-microbiology/articles/10.3389/fcimb.2023.1242173/full>.

LIU, Z. et al. Temperature Increase Enhances Aedes albopictus Competence to Transmit Dengue Virus. **Frontiers in Microbiology**, v. 8, p. 2337, 2017. ISSN 1664-302X. Disponível em: <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fmicb.2017.02337>.

LLC, G. **Geocoding API – Início**. 2025. <https://developers.google.com/maps/documentation/geocoding/start?hl=pt-br>. Acessado em 12 nov 2025.

LÓPEZ, M. S. et al. Dengue emergence in the temperate Argentinian province of Santa Fe, 2009–2020. **Scientific Data**, Nature Publishing Group, v. 8, n. 1, p. 134, maio 2021. ISSN 2052-4463. Number: 1. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41597-021-00914-x>.

LORENZ, C. et al. Remote sensing for risk mapping of Aedes aegypti infestations: Is this a practical task? **Acta Trop**, v. 205, p. 105398, maio 2020. ISSN 1873-6254 (Electronic) 0001-706X (Linking). Edition: 2020/02/19. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/32068030>.

LOURENÇO, J.; RECKER, M. The 2012 madeira dengue outbreak: epidemiological determinants and future epidemic potential. **PLoS neglected tropical diseases**, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 8, n. 8, p. e3083, 2014.

LOWE, R. et al. Combined effects of hydrometeorological hazards and urbanisation on dengue risk in Brazil: a spatiotemporal modelling study. 2021. Disponível em: <https://www.thelancet.com/journals/lanplh/article/PIIS2542-5196(20)30292-8/fulltext>.

LOZANO-FUENTES, S. et al. The Dengue Virus Mosquito Vector Aedes aegypti at High Elevation in México. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 87, n. 5, p. 902–909, nov. 2012. ISSN 0002-9637. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3516267/>.

LUDESCHER, J. et al. Improved El Niño forecasting by cooperativity detection. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 110, n. 29, p. 11742–11745, jul. 2013. Disponível em: <https://www.pnas.org/doi/10.1073/pnas.1309353110>.

LYBERGER, K. et al. A scoping review of mosquito vector range shifts: Widespread expansions and evidence gaps in climate attribution. **Global Change Biology**, Wiley Online Library, v. 31, n. 10, p. e70551, 2025.

MAHATO, R. K. et al. Spatial heterogenicity of tuberculosis and dengue in Nepal. **Scientific Reports**, v. 15, n. 1, p. 41012, nov. 2025. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-24798-8>.

MAHATO, R. K. et al. Spatial heterogenicity of tuberculosis and dengue in Nepal. **Scientific Reports**, v. 15, n. 1, p. 41012, nov. 2025. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-24798-8>.

MapBiomas Project. **Projeto MapBiomas – Coleção 9 da Série Anual de Mapas de Uso e Cobertura da Terra do Brasil**. São Paulo, Brasil, 2025. <https://brasil.mapbiomas.org/en/collection/colecao-9/>. Acesso em: 2 nov. 2025.

MARQUES-TOLEDO, C. A. et al. Probability of dengue transmission and propagation in a non-endemic temperate area: conceptual model and decision risk levels for early alert, prevention and control. **Parasites & Vectors**, v. 12, p. 38, jan. 2019. ISSN 1756-3305. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6335707/>.

MARTÍN, J. L. S. et al. The epidemiology of dengue in the americas over the last three decades: a worrisome reality. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 82, n. 1, p. 128–135, jan. 2010. ISSN 1476-1645.

MCCULLAGH, P.; NELDER, J. A. **Generalized Linear Models**. 2. ed. London: Chapman and Hall/CRC, 1989.

MEDEIROS, A. S. et al. Dengue virus in aedes aegypti and aedes albopictus in urban areas in the state of rio grande do norte, brazil: Importance of virological and entomological surveillance. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 13, n. 3, p. e0194108, 2018.

MEJIA, M. F. A.; SHU, P.-Y.; JI, D.-D. Accuracy of Dengue, Chikungunya, and Zika diagnoses by primary healthcare physicians in Tegucigalpa, Honduras. **BMC infectious diseases**, v. 23, n. 1, p. 371, jun. 2023. ISSN 1471-2334.

MELO, D. P. O. d.; SCHERRER, L. R.; EIRAS, E. Dengue Fever Occurrence and Vector Detection by Larval Survey, Ovitrap and MosquiTRAP: A Space-Time Clusters Analysis. **PLOS ONE**, Public Library of Science, v. 7, n. 7, p. e42125, jul. 2012. ISSN 1932-6203. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0042125>.

MIGON, H. S.; GAMERMAN, D. **Statistical Inference: An Integrated Approach**. London; New York: Arnold, 1999. ix, 262 p. Copublished in the United States of America by Oxford University Press.

MILLS, C.; DONNELLY, C. A. Climate-based modelling and forecasting of dengue in three endemic departments of Peru. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 18, n. 12, p. e0012596, 2024. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0012596>.

MILLS, C. et al. Multi-model approach to understand and predict past and future dengue epidemic dynamics. **Royal Society Open Science**, Royal Society, v. 12, n. 11, p. 241870, nov. 2025. Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rsos.241870>.

MOKHTAR, S. et al. Global risk of dengue outbreaks and the impact of El Niño events. **Environmental Research**, v. 262, p. 119830, dez. 2024. ISSN 0013-9351. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013935124017353>.

MORDECAI, E. A. et al. Detecting the impact of temperature on transmission of Zika, dengue, and chikungunya using mechanistic models. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 11, n. 4, p. e0005568, 2017. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0005568>.

MOREYRA, D. N. A. et al. Use of Aedes aegypti Oviposition Surveillance and a Geographic Information System for Planning Anti-Vectorial Measures. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 107, n. 4, p. 916–924, out. 2022. ISSN 0002-9637. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9651510/>.

MORIN, C. W.; COMRIE, A. C.; ERNST, K. Climate and Dengue Transmission: Evidence and Implications. **Environmental Health Perspectives**, Environmental Health Perspectives, v. 121, n. 11-12, p. 1264–1272, jan. 2013. Disponível em: <https://ehp.niehs.nih.gov/doi/10.1289/ehp.1306556>.

MORRISON, A. C. et al. Temporal and geographic patterns of aedes aegypti (diptera: Culicidae) production in iquitos, peru. **Journal of medical entomology**, Oxford University Press Oxford, UK, v. 41, n. 6, p. 1123–1142, 2004.

MULLIGAN, K. et al. Is dengue a disease of poverty? A systematic review. **Pathogens and Global Health**, v. 109, n. 1, p. 10–18, fev. 2015. ISSN 2047-7724. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4445289/>.

NEWMAN, E. A. et al. Defining the roles of local precipitation and anthropogenic water sources in driving the abundance of Aedes aegypti, an emerging disease vector in urban, arid landscapes. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 2058, jan. 2024. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-50346-3>.

NOAA Pacific Marine Environmental Laboratory. **El Niño Theme Page: What is El Niño?** 2025. Acesso em: 05 jan. 2026. Disponível em: <https://www.pmel.noaa.gov/elnino/what-is-el-nino>.

NOVELO, M. et al. Intra-host growth kinetics of dengue virus in the mosquito Aedes aegypti. **PLoS Pathogens**, v. 15, n. 12, p. e1008218, dez. 2019. ISSN 1553-7366. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6907869/>.

OLSON, M. F. et al. Global patterns of aegyptism without arbovirus. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, v. 15, n. 5, p. 1–12, 2021. ISSN 19352735. ISBN: 1111111111. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pntd.0009397>.

ONG, J.; AIK, J.; NG, L. C. Short Report: Adult Aedes abundance and risk of dengue transmission. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 15, n. 6, p. e0009475, jun. 2021. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0009475>.

OPAS/OMS. **Dengue: sintomas, prevenção e tratamentos**. 2024. Página temática institucional. Disponível em: <https://www.paho.org/pt/topicos/dengue>.

ORGANIZATION, W. H. **Dengue – Uruguay**. Disponível em: <https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news/item/25-february-2016-dengue-en>.

Organização Mundial da Saúde. **Dengue Global Dashboard**. 2025. Acesso em: 8 out. 2025. Disponível em: <https://worldhealthorg.shinyapps.io/dengue_global/>.

PADMANABHA, H. et al. The interactive roles of Aedes aegypti super-production and human density in dengue transmission. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, v. 6, n. 8, p. e1799, 2012. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0001799>.

PANHUIS, W. G. van et al. Region-wide synchrony and traveling waves of dengue across eight countries in Southeast Asia. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 112, n. 42, p. 13069–13074, out. 2015. Disponível em: <https://www.pnas.org/doi/10.1073/pnas.1501375112>.

PARRA, M. C. P. et al. Using adult Aedes aegypti females to predict areas at risk for dengue transmission: A spatial case-control study. **Acta Tropica**, v. 182, p. 43–53, jun. 2018. ISSN 1873-6254.

PASTRANA, M. E. O. et al. Spatial and statistical methodologies to determine the distribution of dengue in Brazilian municipalities and relate incidence with the Health Vulnerability Index. **Spatial and Spatio-temporal Epidemiology**, v. 11, p. 143–151, out. 2014. ISSN 1877-5845. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187758451400015X>.

PAZ-BAILEY, G. et al. Dengue. **The Lancet**, Elsevier, v. 403, n. 10427, p. 667–682, 2024.

PEBESMA, E. **Simple features for R: standardized support for spatial vector data**. 2018.

PETROVA, D. et al. The 2018–2019 weak El Niño: Predicting the risk of a dengue outbreak in Machala, Ecuador. **International Journal of Climatology**, v. 41, n. 7, p. 3813–3823, 2021. ISSN 1097-0088. _eprint: https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/joc.6744. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/joc.6744>.

PIMENTA, F. G. **Desenvolvimento e validação de um instrumento para avaliar o Programa Nacional de Controle da Dengue no âmbito municipal**. Dissertação (Dissertação (Mestrado em Saúde Pública)) — Escola Nacional de Saúde Pública (ENSP), Fundação Oswaldo Cruz (FIOCRUZ), Brasília, 2004.

PIRANI, M. et al. Effects of the El Niño-Southern Oscillation and seasonal weather conditions on Aedes aegypti infestation in the State of São Paulo (Brazil): A Bayesian spatio-temporal study. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 18, n. 9, p. e0012397, 2024. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0012397>.

Porto Alegre. Secretaria Municipal de Saúde. **Boletim Epidemiológico Dengue 24/2024: Semanas Epidemiológicas 1 a 35/2024**. Porto Alegre, 2024. 7 p. Publicado em 03 set. 2024. Unidades: UVE (Equipe de Vigilância de Doenças Transmissíveis) e UVA (Núcleo de Vigilância de Roedores e Vetores). Dados atualizados em 02/09/2024. Disponível em: <https://prefeitura.poa.br/sites/default/files/usu_doc/hotsites/sms/onde-esta-o-aedes/home/BE%20dengue24_2024.pdf>.

Prefeitura Municipal de Porto Alegre. **MI-Aedes: Monitoramento Integrado do Aedes aegypti**. 2025. <https://prefeitura.poa.br/sms/onde-esta-o-aedes/mi-aedes>. Acesso em: 2 jan. 2026.

PROCEMPA. **Regiões do Orçamento Participativo de Porto Alegre**. [S.l.], 2011. Acesso em: 30 out. 2025. Disponível em: <https://dopaonlineupload.procempa.com.br/dopaonlineupload/1693_ce_155375_5.pdf>.

PROCEMPA. **Regiões do Orçamento Participativo de Porto Alegre**. [S.l.], 2021. Acesso em: 30 out. 2025. Disponível em: <https://prefeitura.poa.br/procempa>.

QUANDELACY, T. M. et al. Synchronized dynamics of dengue across the americas. **Science Translational Medicine**, American Association for the Advancement of Science, v. 17, n. 812, p. eadq4326, 2025. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40834100/>.

R Core Team. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2025. Disponível em: <https://www.R-project.org/>.

R-INLA. **Correlated random effects: iid1d, iid2d, iid3d, iid4d and iid5d**. [S.l.], 2025. Documentação de modelos latentes do INLA; sem autoria e data explícitas. Disponível em: <https://inla.r-inla-download.org/r-inla.org/doc/latent/iid.pdf>.

RAMÍREZ-SÁNCHEZ, L. F. et al. The effects of female age on blood-feeding, insemination, sperm storage, and fertility in the dengue vector mosquito Aedes aegypti (Diptera: Culicidae). **Journal of Insect Physiology**, v. 150, p. 104570, nov. 2023. ISSN 1879-1611.

RANDOLPH, S. E.; ROGERS, D. J. The arrival, establishment and spread of exotic diseases: patterns and predictions. **Nature Reviews Microbiology**, Nature Publishing Group, v. 8, n. 5, p. 361–371, maio 2010. ISSN 1740-1534. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/nrmicro2336>.

REINHOLD, J. M.; LAZZARI, C. R.; LAHONDèRE, C. Effects of the Environmental Temperature on Aedes aegypti and Aedes albopictus Mosquitoes: A Review. **Insects**, v. 9, n. 4, p. 158, nov. 2018. ISSN 2075-4450. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6316560/>.

REZENDE, H. R. et al. First report of aedes albopictus infected by dengue and zika virus in a rural outbreak in brazil. **PLoS One**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 15, n. 3, p. e0229847, 2020.

RIEBLER, A. et al. An intuitive bayesian spatial model for disease mapping that accounts for scaling. **Statistical methods in medical research**, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 25, n. 4, p. 1145–1165, 2016.

RIEBLER, A. et al. **An intuitive Bayesian spatial model for disease mapping that accounts for scaling**. arXiv, 2016. ArXiv:1601.01180 [stat]. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/1601.01180>.

ROBERT, M. A. et al. Arbovirus emergence in the temperate city of Córdoba, Argentina, 2009–2018. **Scientific Data**, Nature Publishing Group, v. 6, n. 1, p. 276, nov. 2019. ISSN 2052-4463. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41597-019-0295-z>.

ROTH, L. M. **A Study of Mosquito Behavior. An Experimental Laboratory Study of the Sexual Behavior of Aedes aegypti (Linnaeus)**. 1948. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2421604>.

RUE, H.; HELD, L. **Gaussian Markov Random Fields: Theory and Applications**. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2005. (Monographs on Statistics and Applied Probability).

RUE, H.; MARTINO, S.; CHOPIN, N. Approximate bayesian inference for latent gaussian models by using integrated nested laplace approximations. **Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology**, Oxford University Press, v. 71, n. 2, p. 319–392, 2009.

RUE, H.; MARTINO, S. et al. **RW2: Random Walk of Order 2 — Latent model specification for the R-INLA package**. 2025. <https://inla.r-inla-download.org/r-inla.org/doc/latent/rw2.pdf>. Acessado em 12 out. 2025.

RUEDA, L. M. et al. Temperature-dependent development and survival rates of Culex quinquefasciatus and Aedes aegypti (Diptera: Culicidae). **Journal of Medical Entomology**, v. 27, n. 5, p. 892–898, set. 1990. ISSN 0022-2585.

RUSSELL, R. C. Mosquito-borne disease and climate change in australia: time for a reality check. **Australian Journal of Entomology**, Wiley Online Library, v. 48, n. 1, p. 1–7, 2009.

SAJIB, A. H. et al. Demographic-environmental effect on dengue outbreaks in 11 countries. **PLOS ONE**, v. 19, n. 9, p. e0305854, set. 2024. ISSN 1932-6203. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11389931/>.

SAJIB, A. H. et al. Demographic-environmental effect on dengue outbreaks in 11 countries. **Plos one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 19, n. 9, p. e0305854, 2024.

SALIM, M. F.; SATOTO, T. B. T. et al. Predicting spatio-temporal dynamics of dengue using inla (integrated nested laplace approximation) in yogyakarta, indonesia. **BMC Public Health**, Springer, v. 25, n. 1, p. 1–17, 2025.

SALLAM, M. et al. Systematic Review: Land Cover, Meteorological, and Socioeconomic Determinants of Aedes Mosquito Habitat for Risk Mapping. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 14, n. 10, p. 1230, out. 2017. ISSN 1660-4601. Disponível em: <http://www.mdpi.com/1660-4601/14/10/1230>.

SANTOS, G. R. D. et al. Estimating the effect of the wmel release programme on the incidence of dengue and chikungunya in rio de janeiro, brazil: a spatiotemporal modelling study. **The Lancet Infectious Diseases**, Elsevier, v. 22, n. 11, p. 1587–1595, 2022.

SANTOS, J. P. C. et al. A Perspective on Inhabited Urban Space: Land Use and Occupation, Heat Islands, and Precarious Urbanization as Determinants of Territorial Receptivity to Dengue in the City of Rio De Janeiro. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 17, n. 18, p. 6537, jan. 2020. ISSN 1660-4601. Number: 18. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1660-4601/17/18/6537>.

SAÚDE, M. D. **Programa Nacional de Controle da Dengue**. Brasília: Ministério da Saúde, 2002. 34 p. Documento técnico. Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/pncd_2002.pdf>.

SAÚDE, M. D. **Painel de Arboviroses**. 2025. Acesso em: 08 out. 2025. Disponível em: <www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/saude-de-a-a-z/a/aedes-aegypti/monitoramento-das-arboviroses/painel>.

SCHMIDT, W.-P. et al. Population Density, Water Supply, and the Risk of Dengue Fever in Vietnam: Cohort Study and Spatial Analysis. **PLOS Medicine**, Public Library of Science, v. 8, n. 8, p. e1001082, 2011. ISSN 1549-1676. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosmedicine/article?id=10.1371/journal.pmed.1001082>.

SCOTT, T. W. et al. Detection of multiple blood feeding in Aedes aegypti (Diptera: Culicidae) during a single gonotrophic cycle using a histologic technique. **Journal of Medical Entomology**, v. 30, n. 1, p. 94–99, jan. 1993. ISSN 0022-2585.

SEDDA, L. et al. The spatial and temporal scales of local dengue virus transmission in natural settings: a retrospective analysis. **Parasit Vectors**, v. 11, n. 1, p. 79, fev. 2018. ISSN 1756-3305 (Electronic) 1756-3305 (Linking). Edition: 2018/02/06. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/29394906>.

SEIDAHMED, O. M.; ELTAHIR, E. A. A sequence of flushing and drying of breeding habitats of aedes aegypti (l.) prior to the low dengue season in singapore. **PLoS neglected tropical diseases**, v. 10, n. 7, p. e0004842, 2016. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0004842>.

SILVA, F. D. et al. Temporal relationship between rainfall, temperature and occurrence of dengue cases in São Luís, Maranhão, Brazil. **Ciência & Saúde Coletiva**, ABRASCO - Associação Brasileira de Saúde Coletiva, v. 21, p. 641–646, 2016. ISSN 1413-8123, 1678-4561. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/Tdm46nmDNMjrjj6tFkDbD3y/?lang=en>.

SIQUEIRA, A. S. P. et al. ArboAlvo: método de estratificação da receptividade territorial às arboviroses urbanas. **Revista de Saúde Pública**, v. 56, p. 39, maio 2022. ISSN 1518-8787, 0034-8910. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/rsp/article/view/198310>.

SOHAIL, A. et al. The epidemiology of imported and locally acquired dengue in Australia, 2012–2022. **Journal of Travel Medicine**, v. 31, n. 2, p. taae014, jan. 2024. ISSN 1195-1982. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10911064/>.

SOLIMINI, A. et al. How habitat factors affect an Aedes mosquitoes driven outbreak at temperate latitudes: The case of the Chikungunya virus in Italy. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, Public Library of Science, v. 17, n. 8, p. e0010655, 2023. ISSN 1935-2735. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0010655>.

SOUKAVONG, M. et al. Bayesian spatio-temporal analysis of dengue transmission in lao pdr. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group UK London, v. 14, n. 1, p. 21327, 2024.

SOUZA-NETO, J. A.; POWELL, J. R.; BONIZZONI, M. Aedes aegypti vector competence studies: A review. **Infection, genetics and evolution : journal of molecular epidemiology and evolutionary genetics in infectious diseases**, v. 67, p. 191–209, jan. 2019. ISSN 1567-1348. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8135908/>.

SOUZA, R. L. et al. Density of Aedes aegypti (Diptera: Culicidae) in a low-income Brazilian urban community where dengue, Zika, and chikungunya viruses co-circulate. **Parasites & Vectors**, v. 16, n. 1, p. 159, maio 2023. ISSN 1756-3305. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s13071-023-05766-5>.

SPIEGEL, J. M. et al. Social and environmental determinants of Aedes aegypti infestation in Central Havana: results of a case–control study nested in an integrated dengue surveillance programme in Cuba. **Tropical Medicine & International Health**, v. 12, n. 4, p. 503–510, 2007. ISSN 1365-3156. _eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1365-3156.2007.01818.x. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-3156.2007.01818.x>.

TEIXEIRA, M. d. G. et al. Dynamics of dengue virus circulation: a silent epidemic in a complex urban area. **Tropical medicine & international health: TM & IH**, v. 7, n. 9, p. 757–762, set. 2002. ISSN 1360-2276.

TIAN, Y. et al. Rising dengue risk with increasing El Niño–Southern Oscillation amplitude and teleconnections. **Nature Communications**, v. 16, n. 1, p. 8629, set. 2025. ISSN 2041-1723. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41467-025-63655-0>.

TREWIN, B. J. et al. Increased container-breeding mosquito risk owing to drought-induced changes in water harvesting and storage in brisbane, australia. **International Health**, v. 5, n. 4, p. 251–258, dez. 2013. Disponível em: <https://academic.oup.com/inthealth/article/5/4/251/689018>.

TRIUNFOL, M. Brazil's dengue vaccine campaign falters. **The Lancet Infectious Diseases**, Elsevier, v. 24, n. 6, p. e358, jun. 2024. ISSN 1473-3099, 1474-4457. Disponível em: <https://www.thelancet.com/journals/laninf/article/PIIS1473-3099(24)00310-4/fulltext>.

VALLE, D. et al. Resistance to temephos and deltamethrin in Aedes aegypti from Brazil between 1985 and 2017. **Memorias Do Instituto Oswaldo Cruz**, v. 114, p. e180544, 2019. ISSN 1678-8060.

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**, Instituto de Medicina Tropical de São Paulo, v. 63, p. e70, 2021. ISSN 1678-9946. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rimtsp/a/5nVGmhQw94jJgbGypZt977S/?lang=en>.

VEZZANI, D.; CARBAJO, A. E. Aedes aegypti, Aedes albopictus, and dengue in Argentina: current knowledge and future directions. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, v. 103, n. 1, p. 66–74, jan. 2008. ISSN 1678-8060, 0074-0276. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0074-02762008000100010&lng=en&tlng=en>.

WATANABE, S.; OPPER, M. Asymptotic equivalence of bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. **Journal of machine learning research**, v. 11, n. 12, 2010.

WATTS, D. M. et al. Effect of Temperature on the Vector Efficiency of Aedes aegypti for Dengue 2 Virus. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 36, n. 1, p. 143–152, jan. 1987. ISSN 0002-9637, 1476-1645. Disponível em: <https://ajtmh.org/doi/10.4269/ajtmh.1987.36.143>.

WEI, T.; SIMKO, V. **R package "corrplot": Visualization of a Correlation Matrix**. [S.l.], 2021. Version 0.92. Disponível em: <https://github.com/taiyun/corrplot>.

WICKHAM, H. ggplot2. **Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics**, Wiley Online Library, v. 3, n. 2, p. 180–185, 2011.

WICKHAM, H. et al. Welcome to the tidyverse. **Journal of open source software**, v. 4, n. 43, p. 1686, 2019.

WONG, G. K.; JIM, C. Urban-microclimate effect on vector mosquito abundance of tropical green roofs. **Building and Environment**, v. 112, p. 63–76, fev. 2017. ISSN 03601323. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360132316304528>.

World Health Organization. **Arthropod-borne and rodent-borne viral diseases**. Geneva: World Health Organization, 1985.

WU, X. et al. Two-Year Dynamical Predictions of ENSO Event Duration during 1954–2015. **Journal of Climate**, American Meteorological Society, v. 34, n. 10, p. 4069–4087, maio 2021. ISSN 0894-8755, 1520-0442. Disponível em: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/34/10/JCLI-D-20-0619.1.xml>.

YANG, H. M. et al. Assessing the effects of temperature on the population of *Aedes aegypti* , the vector of dengue. **Epidemiology and Infection**, v. 137, n. 8, p. 1188–1202, ago. 2009. ISSN 0950-2688, 1469-4409. Disponível em: <https://www.cambridge.org/core/product/identifier/S0950268809002040/type/journal_article>.

YIN, S. et al. A systematic review on modeling methods and influential factors for mapping dengue-related risk in urban settings. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, MDPI, v. 19, n. 22, p. 15265, 2022.

YUAN, H.-Y. et al. The effects of seasonal climate variability on dengue annual incidence in Hong Kong: A modelling study. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group, v. 10, n. 1, p. 4297, mar. 2020. ISSN 2045-2322. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-020-60309-7>.

ZARA, A. L. d. S. A. et al. Estratégias de controle do aedes aegypti: uma revisão. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, SciELO Brasil, v. 25, n. 2, p. 391–404, 2016. Disponível em: <http://scielo.iec.gov.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1679-49742016000200391>.

ZEILEIS, A. et al. colorspace: A toolbox for manipulating and assessing colors and palettes. **Journal of Statistical Software**, v. 96, p. 1–49, 2020.

ZIMMERMANN, I. R. et al. Simulation-based economic evaluation of the Wolbachia method in Brazil: a cost-effective strategy for dengue control. **The Lancet Regional Health – Americas**, v. 35, jul. 2024. ISSN 2667-193X. Disponível em: <https://www.thelancet.com/journals/lanam/article/PIIS2667-193X(24)00110-8/fulltext>.

APÊNDICE

Apêndice A – Avaliação da associação entre o número de vistorias de armadilhas MosquiTRAP e a média de *Aedes aegypti* por bairro

A média de capturas de *Ae. aegypti* por bairro apresentou distribuição aproximadamente normal (teste de Shapiro–Wilk, $p = 0{,}39$). Assim, para avaliar a influência do número de vistorias das armadilhas MosquiTRAP sobre a densidade média de mosquitos por bairro, ajustou-se um modelo linear generalizado (GLM), especificado como:

$$\text{ae_mean}_i = \beta_0 + \beta_1 \, \text{vist}_i + \varepsilon_i$$

onde `ae_mean` representa a média de *Ae. aegypti* por bairro e `vist` corresponde ao número de vistorias realizadas.

O modelo linear indicou que o número de vistorias não influenciou significativamente a média de mosquitos capturados por bairro ($p = 0{,}216$).

Na sequência, ajustou-se um modelo aditivo generalizado (GAM), com termo suave para a covariável `vist`, o qual foi comparado ao modelo GLM por meio de análise de deviance. Não foi observada melhoria significativa do ajuste com a inclusão do termo não linear (F = 2,38; $p = 0{,}127$), indicando ausência de evidência de não linearidade. Assim, a covariável foi mantida em sua forma linear.

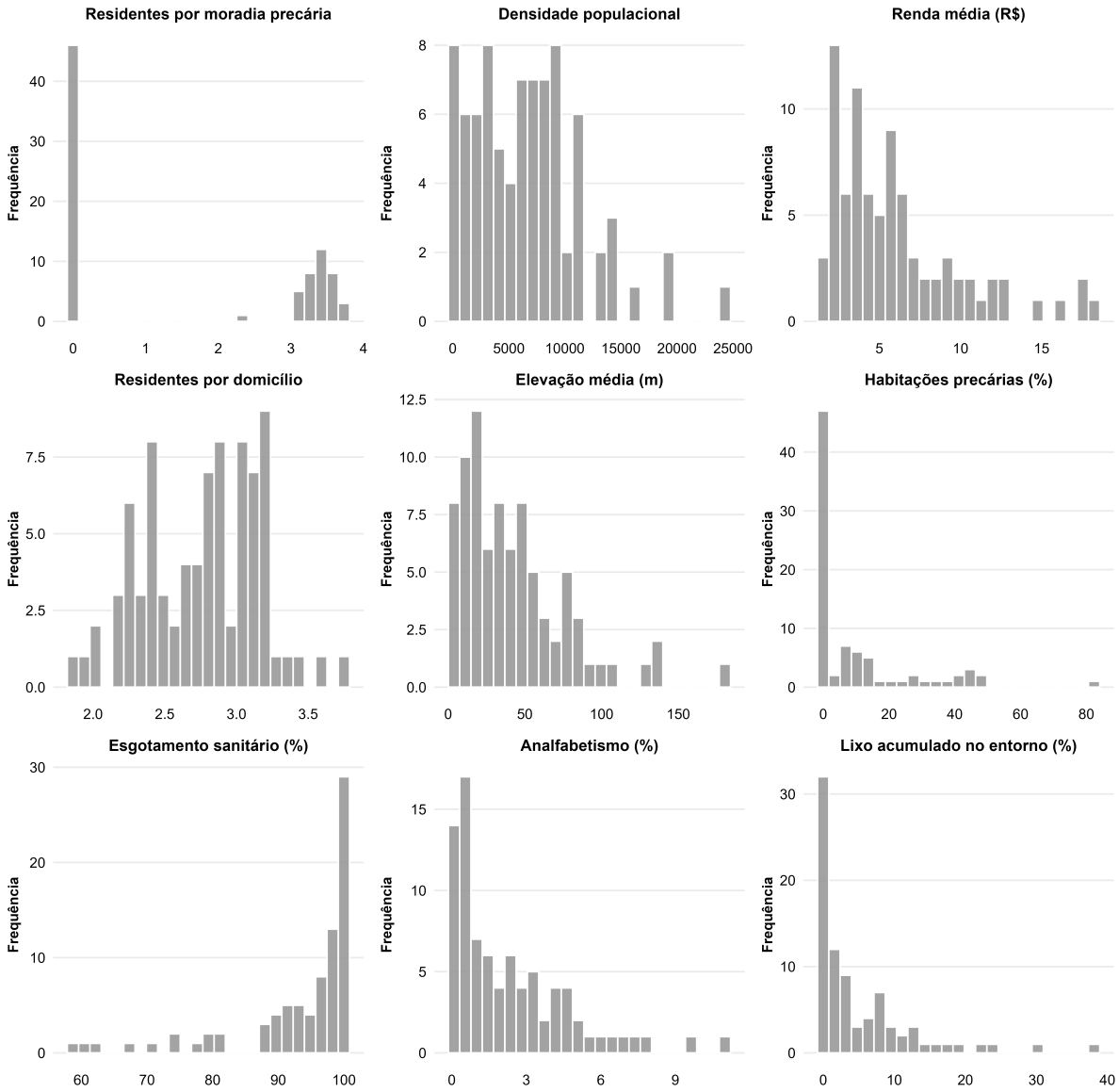
Apêndice B – Análises exploratórias

Antes do ajuste dos modelos espaciais, foram realizadas análises exploratórias dos dados com o objetivo de avaliar a distribuição das covariáveis explicativas, a autocorrelação espacial e temporal e as relações bivariadas entre os desfechos e as covariáveis explicativas.

B.1 Histograma das variáveis socioeconômicas e ambientais

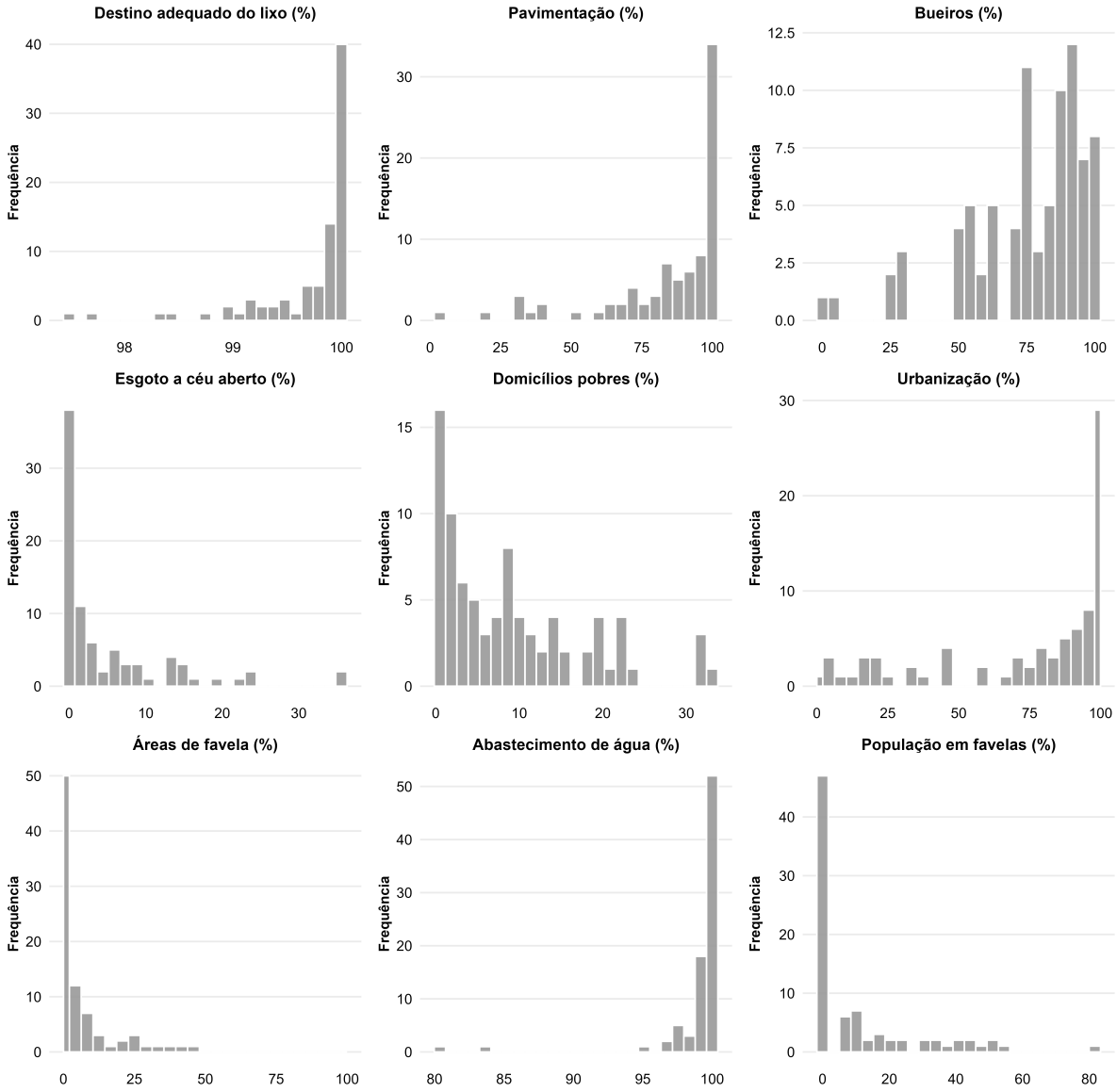
Os histogramas das variáveis socioeconômicas e ambientais dos 83 bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil (Figuras A.1 e A.2) mostram distribuições assimétricas para diversas variáveis, além de ampla variação na densidade populacional humana.

Figura A.1 – Histogramas das variáveis socioeconômicas e ambientais dos 83 bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do IBGE e SRTM, 2025.
Nota: Valores originais das variáveis — sem padronização.

Figura A.2 – Histogramas das variáveis ambientais dos 83 bairros de Porto Alegre.



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do IBGE e Mapbiomas 2025.
Nota: Valores originais das variáveis — sem padronização.

B.2 Diagramas de dispersão

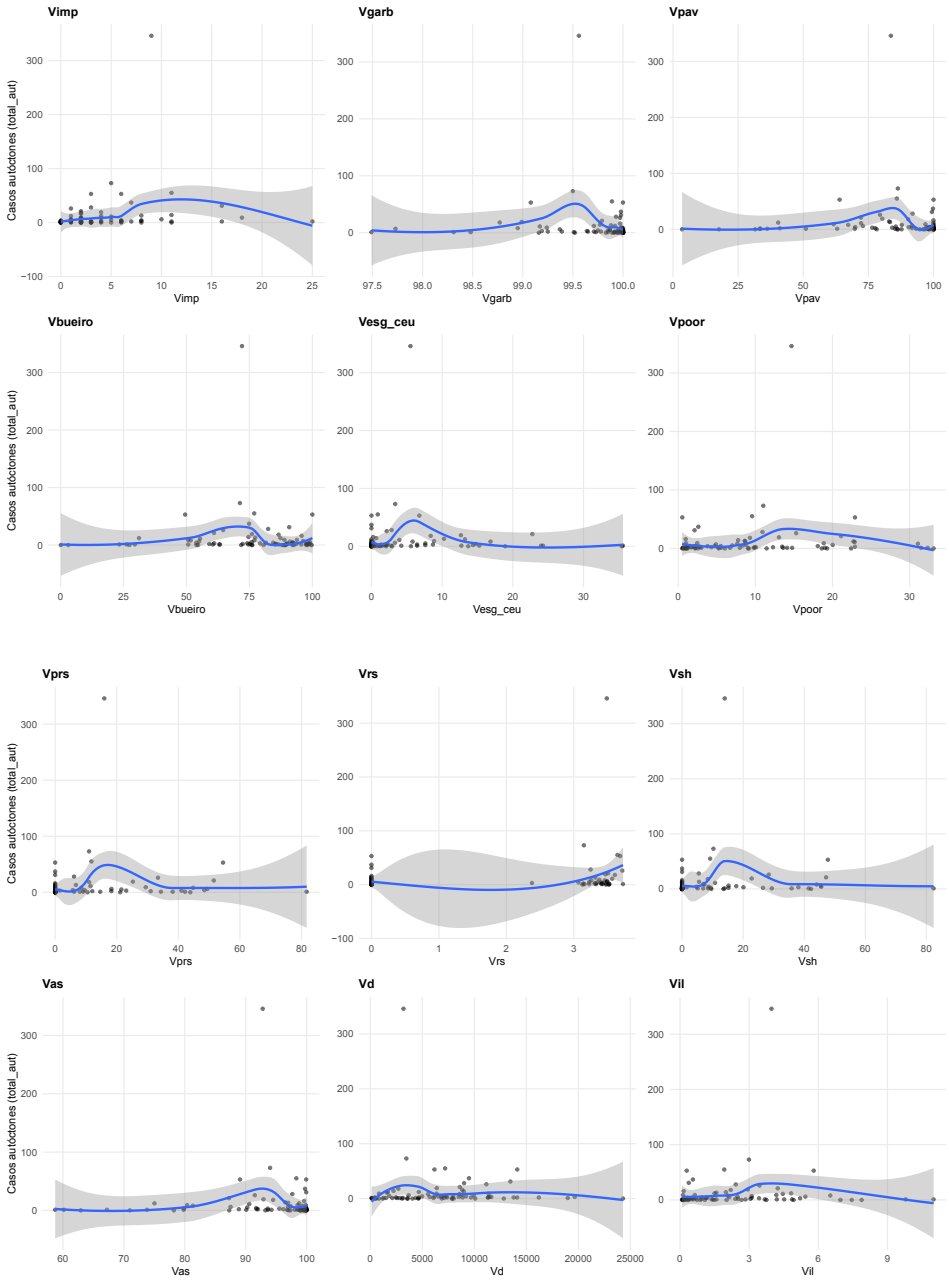
B.2.1 Diagramas de dispersão entre variáveis explicativas e casos autóctones

A análise dos diagramas de dispersão com suavização LOESS indicou que, para a maioria das covariáveis avaliadas, a relação bivariada com os casos autóctones de dengue (Figuras A.3, A.4, e A.5) e *Ae. aegypti* (Figuras A.8, A.7 e A.6) não seguiu um padrão linear simples.

Em diversos casos, observaram-se curvaturas, platôs ou variações na inclinação ao longo dos valores das covariáveis.

Com base nesses resultados, todas as covariáveis foram avaliadas em modelos simples tanto por meio de especificações paramétricas quanto por efeitos flexíveis para capturar potenciais efeitos não lineares.

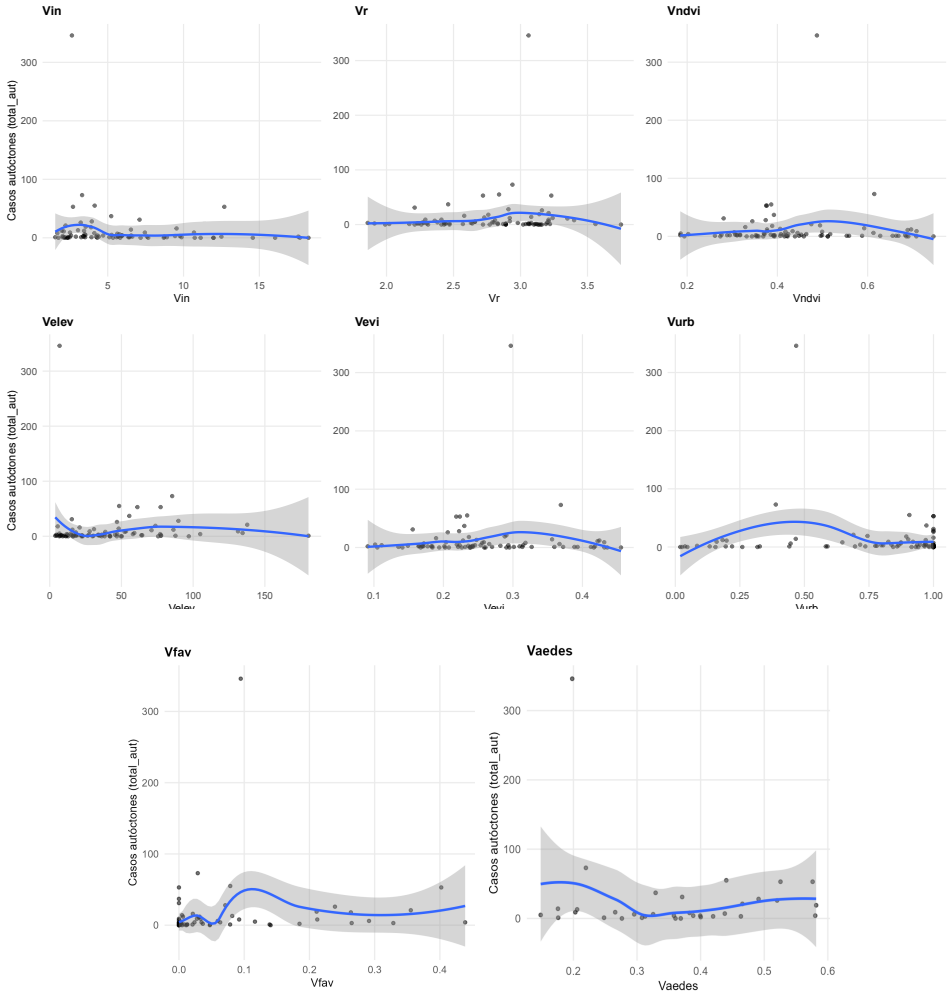
Figura A.3 – Diagramas de dispersão entre as variáveis explicativas e os casos de dengue autóctone nos bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do IBGE, 2025.

Nota: As linhas representam a tendência média suavizada (LOESS) e as áreas sombreadas correspondem aos intervalos de confiança de 95%. Valores originais das variáveis — sem padronização.

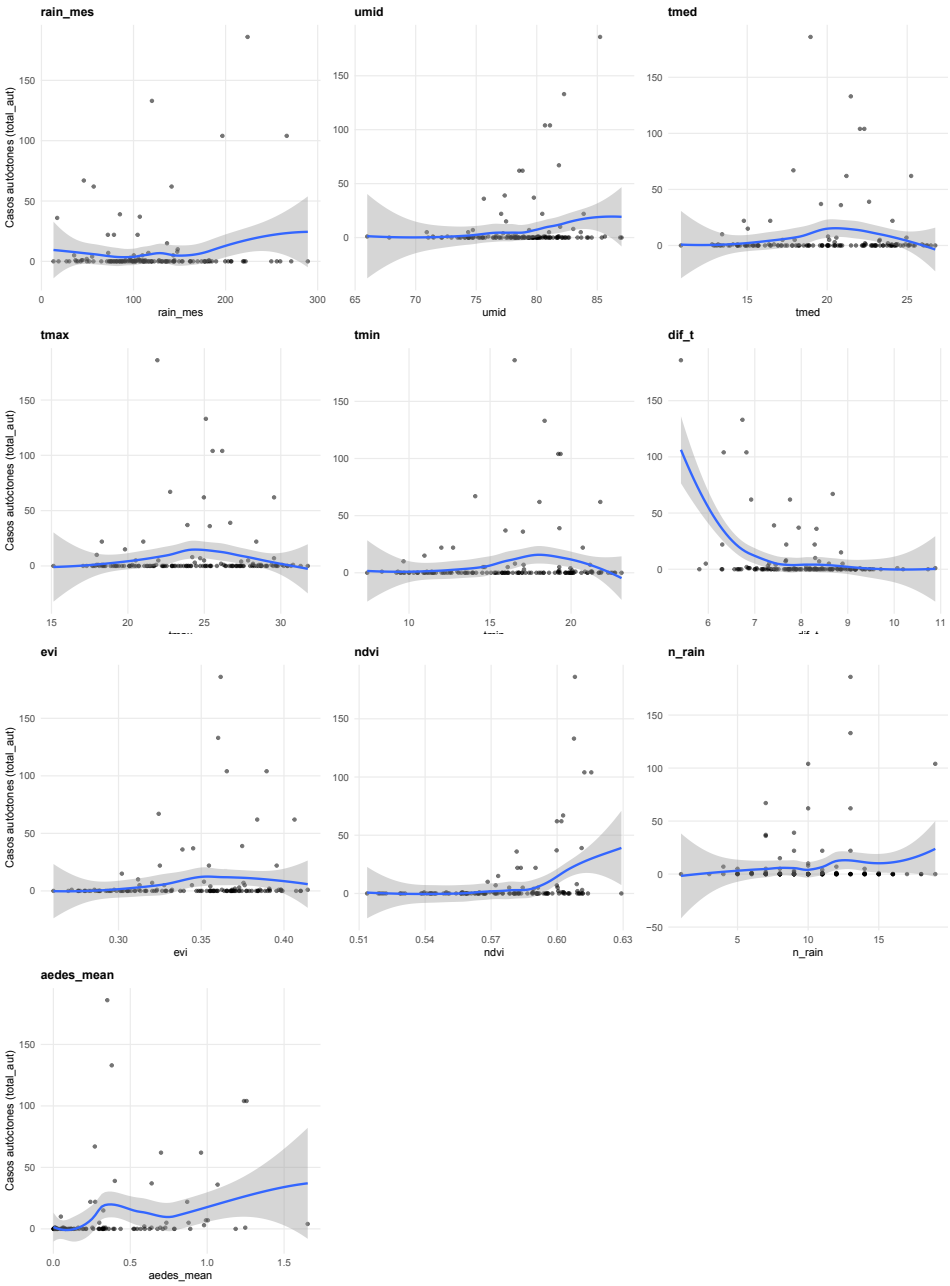
Figura A.4 – Diagramas de dispersão entre as variáveis explicativas e os casos de dengue autóctone nos bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do IBGE e Prefeitura de Porto Alegre, 2025.

Nota: As linhas representam a tendência média suavizada (LOESS) e as áreas sombreadas correspondem aos intervalos de confiança de 95%. Valores originais das variáveis — sem padronização.

Figura A.5 – Diagramas de dispersão entre as variáveis explicativas e os casos de dengue autóctone ao longo do tempo em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

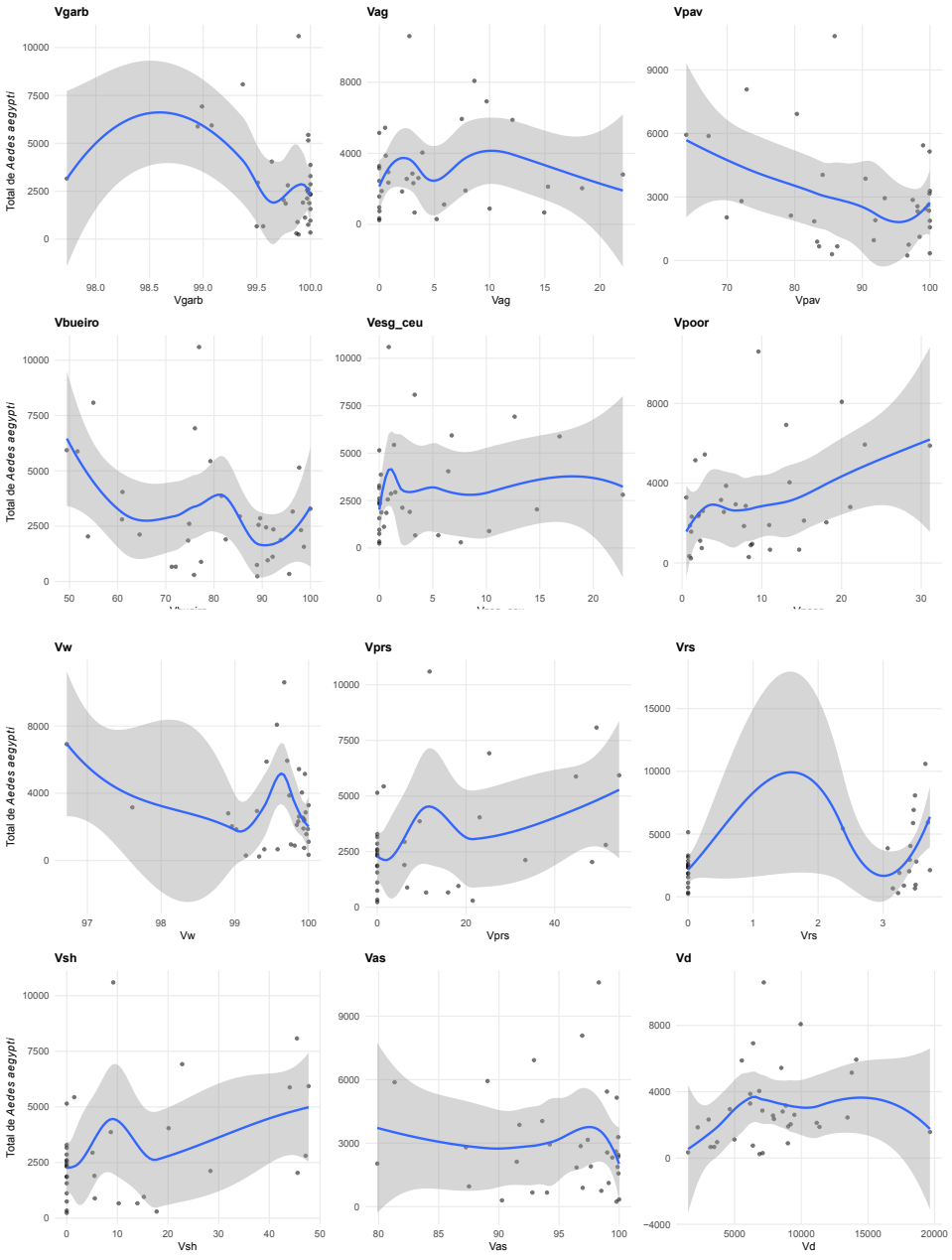


Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do ERA5–Land, MODIS e Prefeitura de Porto Alegre, 2025.

Nota: As linhas representam a tendência média suavizada (LOESS) e as áreas sombreadas correspondem aos intervalos de confiança de 95%. Valores originais das variáveis — sem padronização.

B.2.2 Diagramas entre variáveis explicativas e total de *Aedes aegypti*

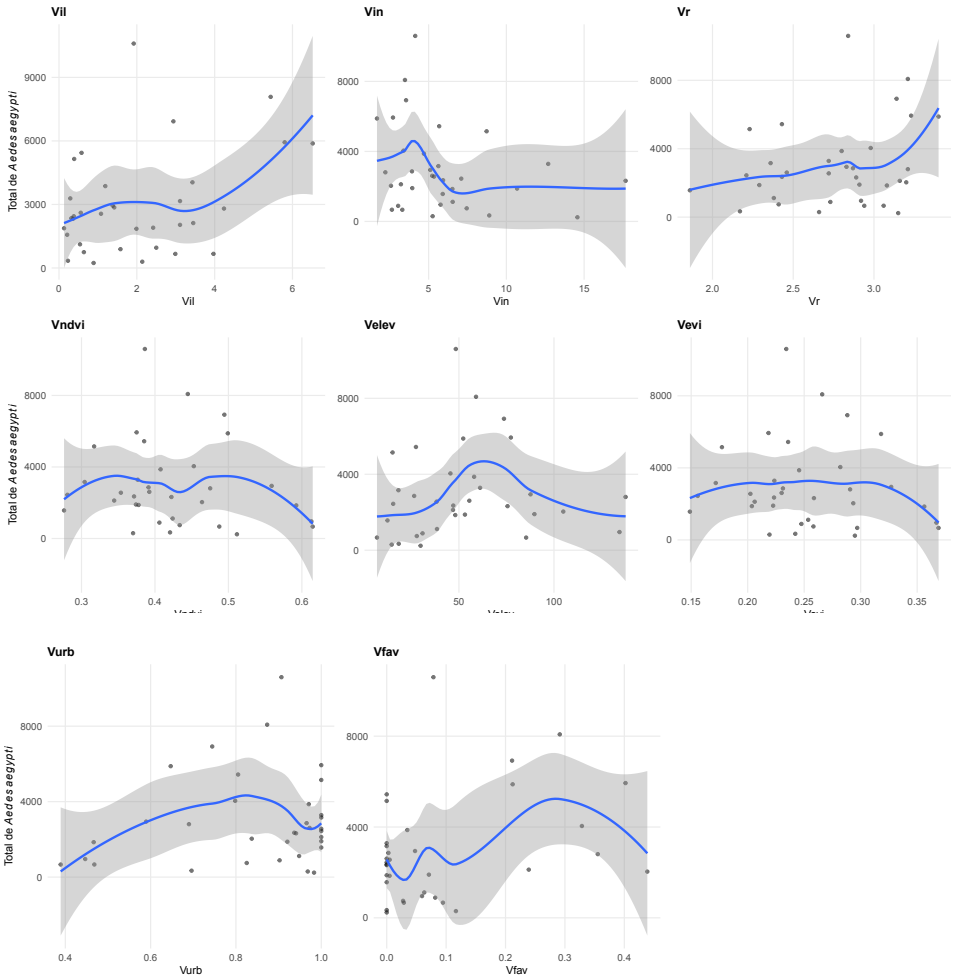
Figura A.6 – Diagramas de dispersão entre as variáveis explicativas e a abundância de *Aedes aegypti* nos bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do IBGE, 2025.

Nota: As linhas representam a tendência média suavizada (LOESS) e as áreas sombreadas correspondem aos intervalos de confiança de 95%. Valores originais das variáveis — sem padronização.

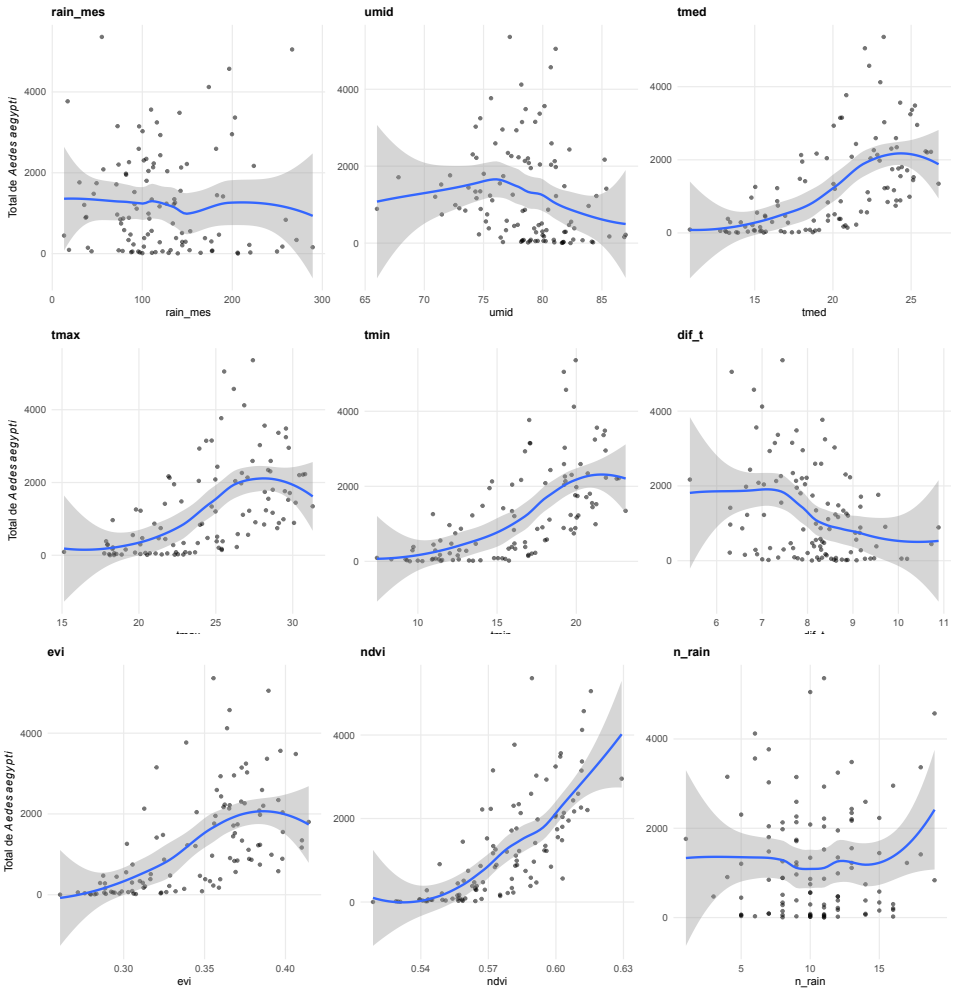
Figura A.7 – Diagramas de dispersão entre as variáveis explicativas e a abundância de *Aedes aegypti* nos bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dados do IBGE e SRTM, 2025.

Nota: As linhas representam a tendência média suavizada (LOESS) e as áreas sombreadas correspondem aos intervalos de confiança de 95%. Valores originais das variáveis — sem padronização.

Figura A.8 – Diagramas de dispersão entre as variáveis explicativas e a abundância de Aedes aegypti ao longo do tempo em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.



Fonte: Elaborada pela autora a partir de dadoso do MODIS, ERA5–Land e CHIRPS, 2025.
Nota: As linhas representam a tendência média suavizada (LOESS) e as áreas sombreadas correspondem aos intervalos de confiança de 95%. Valores originais das variáveis — sem padronização.

B.3 Avaliação da autocorrelação

B.3.1 Avaliação da autocorrelação espacial

A autocorrelação espacial global foi investigada por meio do índice de Moran aplicado ao número de casos autóctones de dengue e ao total de *Aedes aegypti* capturados por bairro. A estrutura de dependência espacial foi definida a partir de um grafo de adjacência entre bairros, convertido em uma matriz de pesos espaciais com padronização por linha. O teste de Moran foi realizado sob a hipótese nula de aleatoriedade espacial, e implementado através do pacote `spdep` no software R.

O índice de Moran global indicou autocorrelação espacial positiva no número de casos autóctones de dengue (Índice de Moran global = 0,19; p = p < 0,001) e entre os *Ae. aegypti* (Índice de Moran global = 0,18; p = 0,017). Esse resultado evidencia a presença de agrupamentos espaciais e justifica a adoção de modelos espaciais com componentes estruturados.

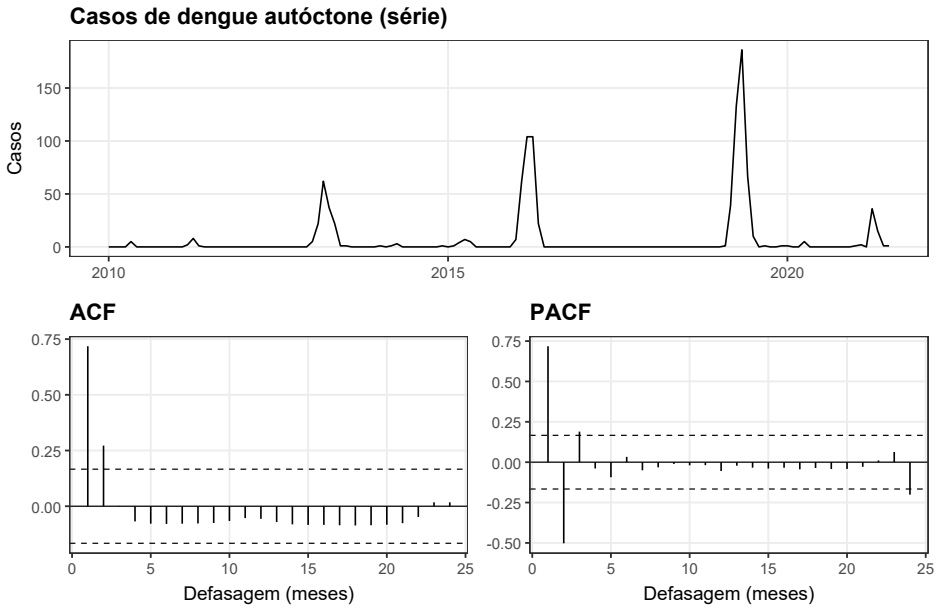
B.3.2 Avaliação da autocorrelação temporal

Com o objetivo de investigar a dependência temporal nos dados de casos de dengue autóctone e na abundância de *Ae. aegypti*, realizou-se uma análise exploratória das séries temporais, por meio da inspeção visual e das funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF).

Para os casos de dengue, observou-se autocorrelação significativa em defasagens curtas (*lag* 1 e *lag* 2) (Figura A.9). Enquanto para a abundância do mosquito além da autocorrelação de curto prazo, observou-se sazonalidade anual (Figura A.10). Esses resultados indicam dependência temporal.

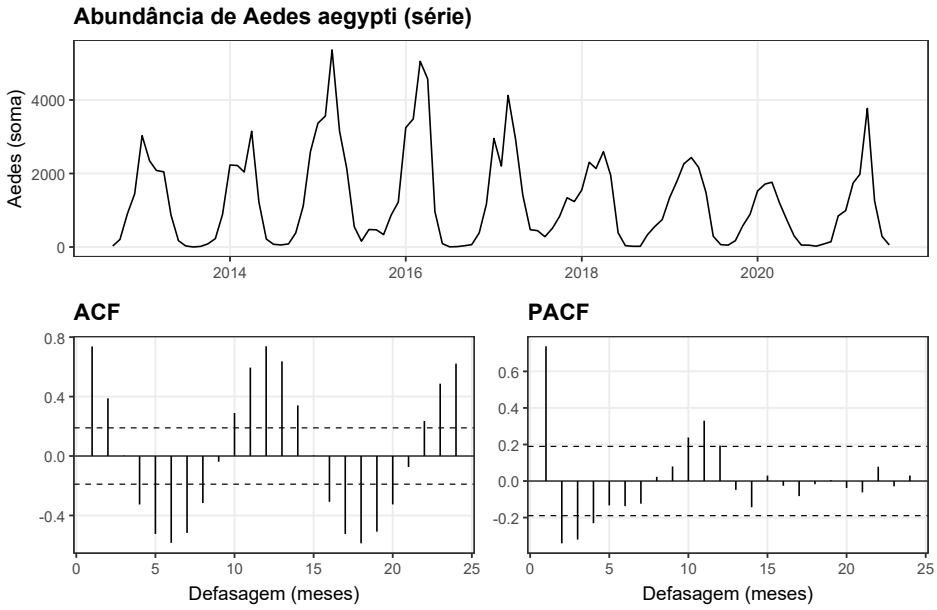
Apesar da evidência de dependência temporal, não foram incluídos termos autorregressivos nos modelos temporais, uma vez que o objetivo principal foi identificar e interpretar o efeito das covariáveis ao longo do tempo. A inclusão desse tipo de termo poderia absorver parte da variabilidade associada às covariáveis explicativas, dificultando a interpretação de seus efeitos. Para capturar padrões sazonais, foram incorporados aos modelos efeitos aleatórios específicos para a sazonalidade.

Figura A.9 – Série temporal e funções de autocorrelação (ACF e PACF) de casos autóctones



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Figura A.10 – Série temporal e funções de autocorrelação (ACF e PACF) de *Aedes aegypti*



Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Apêndice C – Análises exploratórias das variáveis meteorológicas e ENSO

Neste apêndice são apresentados: (C.1) a validação das variáveis meteorológicas obtidas por imagens de satélite em comparação às medições da estação convencional do INMET instalada em Porto Alegre; (C.2) a avaliação da associação entre as fases do ENSO e as variáveis meteorológicas de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de novembro de 2009 a julho de 2021.

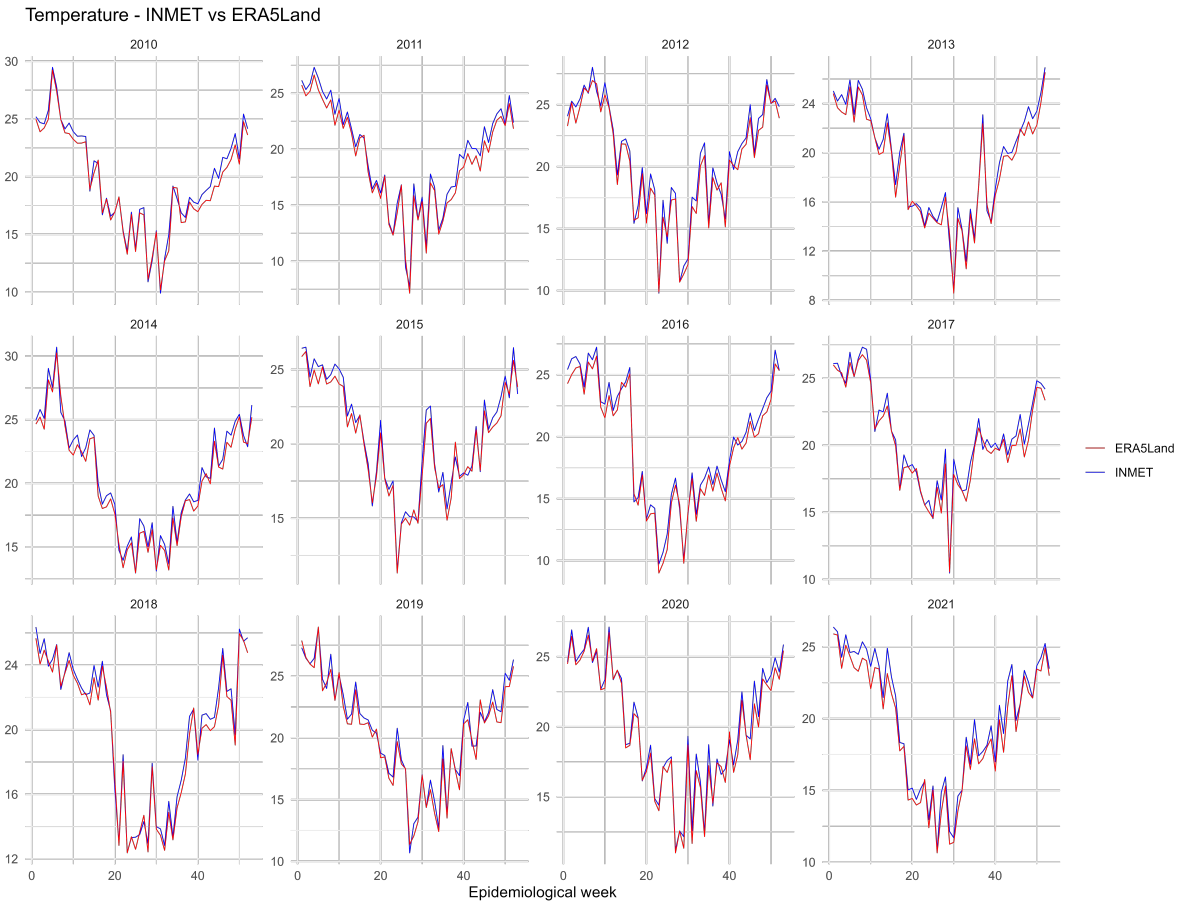
C.1 Validação das variáveis meteorológicas obtidas de imagens de satélite e medidas pela estação do INMET

Para a validação dos dados de satélite, realizou-se uma comparação visual (Figuras A.11 a A.14) e uma análise de correlação de Pearson entre as observações do satélite para o bairro Jardim Botânico e os dados da estação meteorológica convencional do INMET, localizada no mesmo bairro.

Para obter os dados de satélite correspondentes ao bairro, empregou-se a metodologia descrita na Seção 5.2.4 utilizando um arquivo vetorial com os limites dos bairros de Porto Alegre para o cálculo do valor médio por área. Dessa forma, foram obtidos dados diários para todos os bairros do município. Em seguida, os registros do bairro Jardim Botânico foram filtrados e agregados por semana epidemiológica, calculando-se as médias semanais de temperatura e umidade e o total semanal de precipitação.

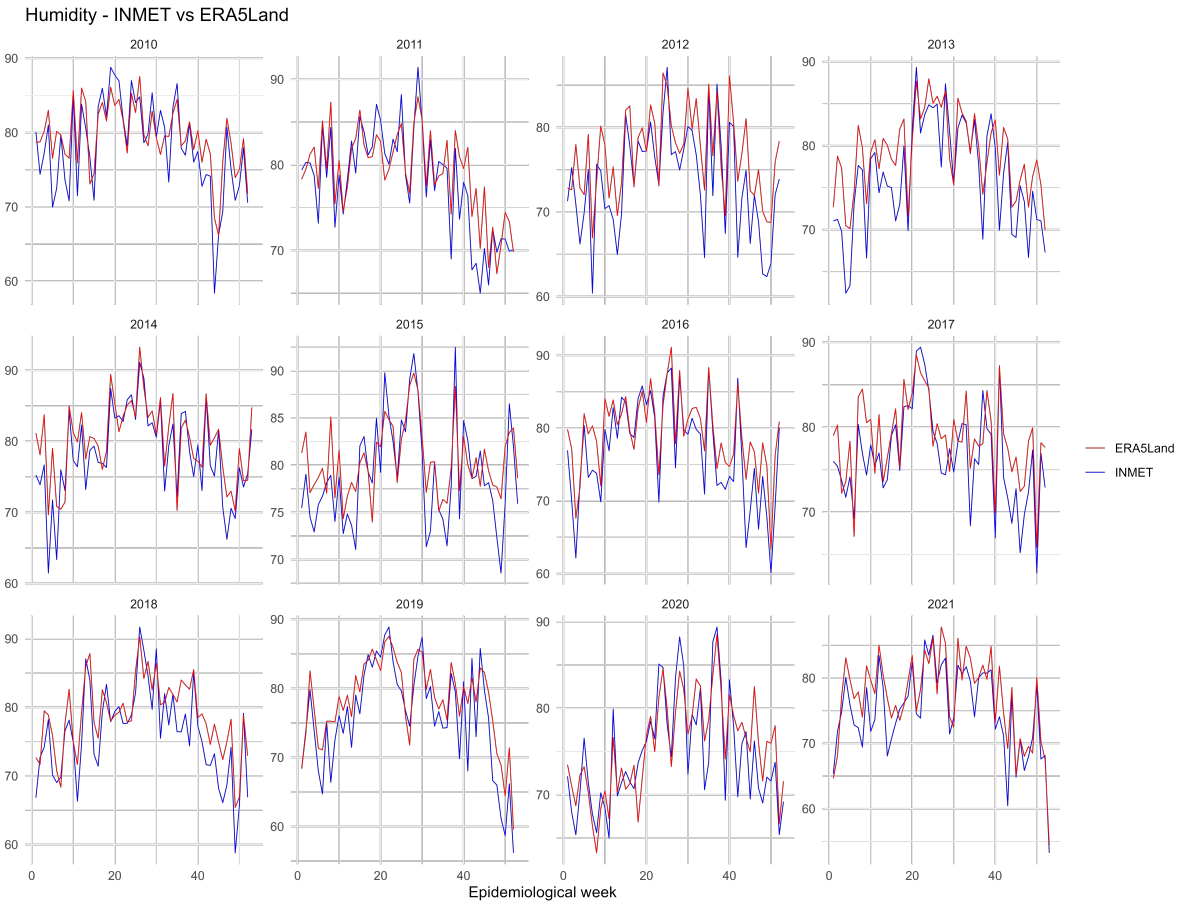
Para os dados do ERA5-Land, a temperatura média apresentou coeficiente de correlação de 99,4%, a umidade média de 88,5% e a precipitação de 69,5% em relação aos dados do INMET, indicando excelente acurácia para temperatura e umidade, mas menor desempenho para precipitação. A precipitação do CHIRPS, por sua vez, apresentou correlação de 75,5% com os dados da estação, o que fundamentou sua adoção como fonte de informação neste estudo.

Figura A.11 – Série temporal semanal da temperatura média em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de 2010 a 2021



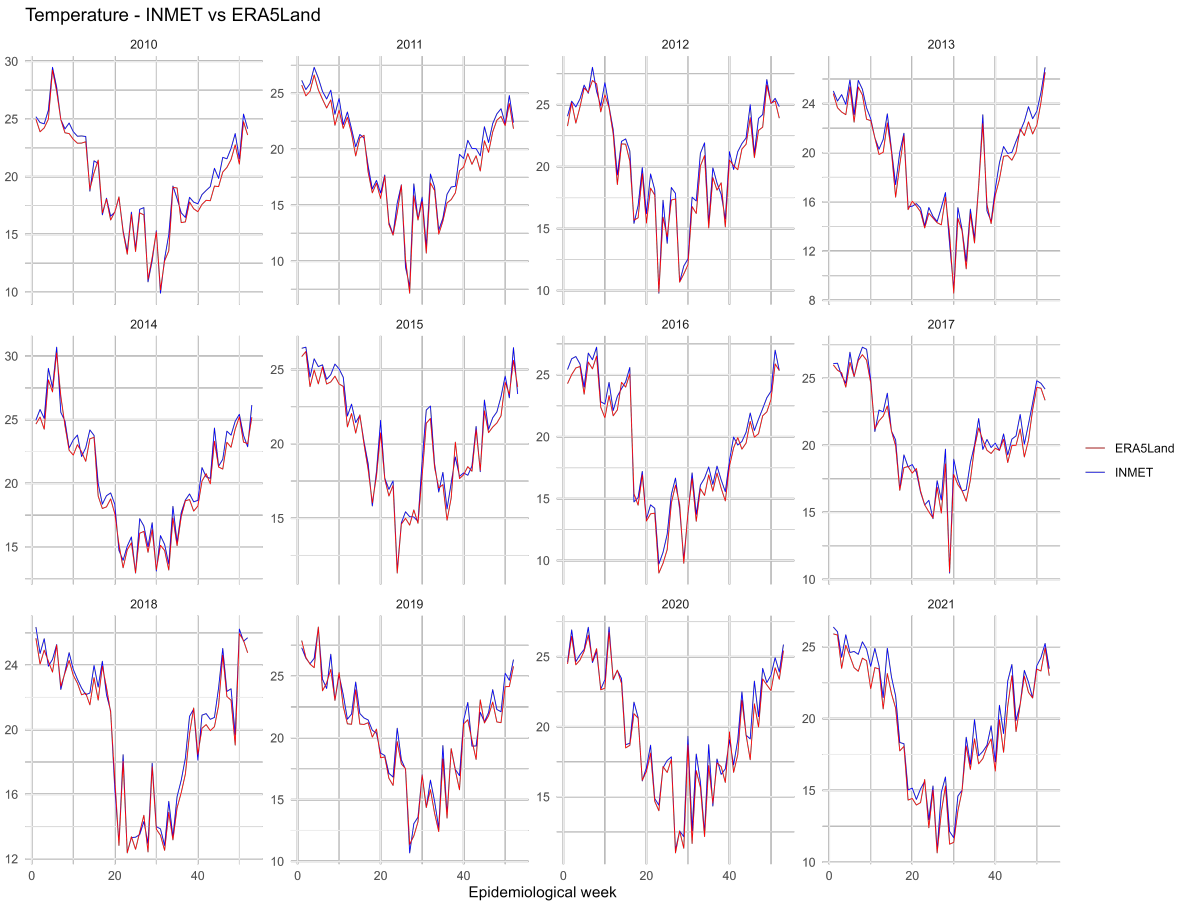
Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Figura A.12 – Série temporal semanal da umidade relativa em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de 2010 a 2021



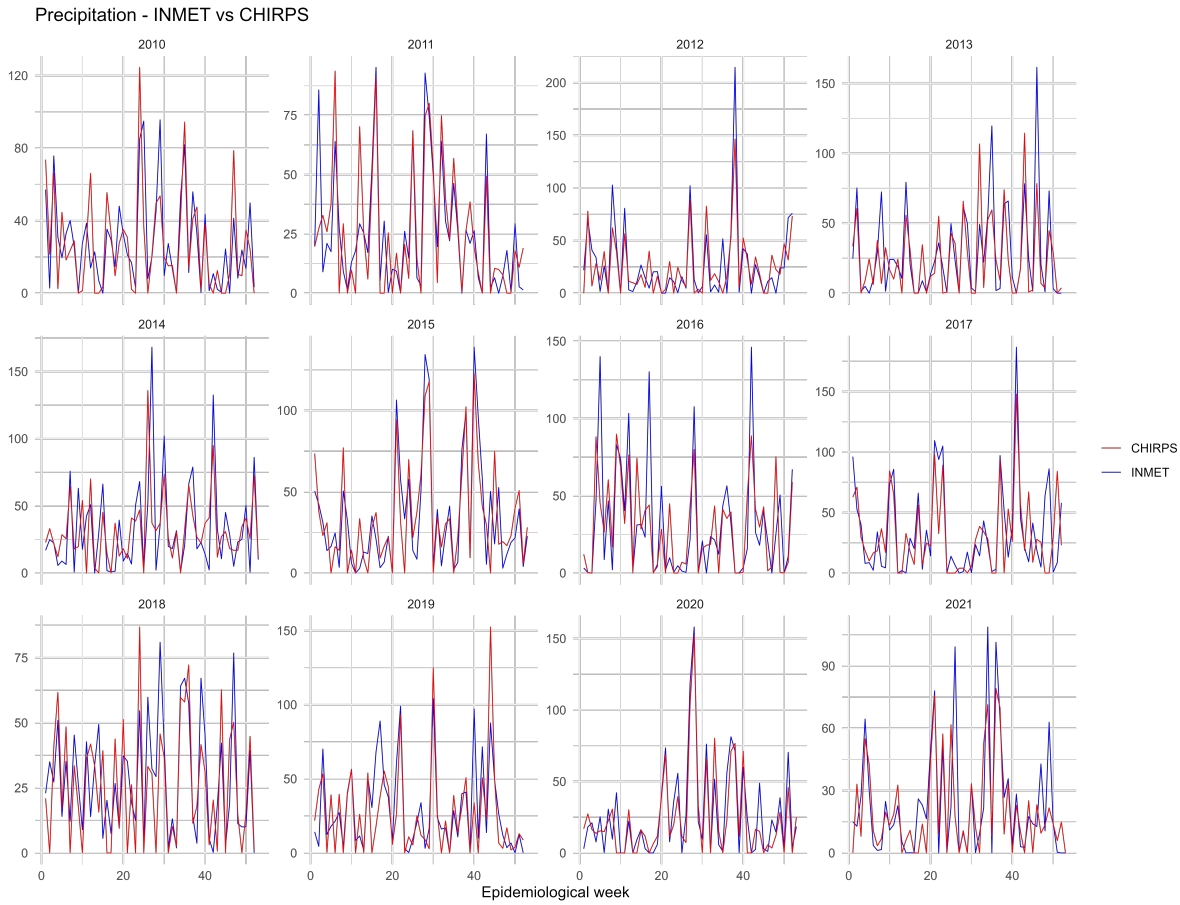
Fonte: Elaborada pela autora a partir dos dados do INMET e ERA5–Land, 2025.

Figura A.13 – Série temporal semanal da precipitação em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de 2010 a 2021



Fonte: Elaborada pela autora a partir dos dados do INMET e ERA5–Land, 2025.

Figura A.14 – Série temporal semanal da precipitação da estação do INMET (linha azul) e do CHIRPS Land (linha vermelha) de 2010 a 2021.



Fonte: Elaborada pela autora a partir dos dados do INMET e CHIRPS, 2025.

C.2 Avaliação da associação das fases do ENSO e as variáveis meteorológicas de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, de novembro de 2009 a julho de 2021

As associações entre as variáveis climáticas e as fases do ENSO foram avaliadas por meio de modelos lineares generalizados (Generalized Linear Models – GLM) com família Gamma e função de ligação logarítmica (link = log).

O modelo teve como variável dependente (y) cada variável climática de interesse (temperatura mínima, média, máxima, umidade, precipitação etc.), e como variável explicativa a fase do ENSO (`enso_fase0`), categorizada como ‘‘*Neutro*”, “*El Niño*” ou “*La Niña*”. Para controlar a variabilidade sazonal das variáveis climáticas ao longo do ano, o mês (`mes`) foi incluído como covariável categórica no modelo.

A fase "*Neutra*" foi utilizada como categoria de referência, e os coeficientes de "*El Niño*" e "*La Niña*" foram interpretados como variações percentuais médias em relação à condição neutra. Os resultados foram expressos como efeito percentual estimado, erro padrão, valor-p e nível de significância ($p < 0{,}05$ *, $p < 0{,}01$ **, $p < 0{,}001$ ***).

Os resultados, resumidos na Figura A.15, indicam associação positiva e estatisticamente significativa entre eventos *El Niño* e as variáveis temperatura, umidade e precipitação. Por outro lado, observou-se associação negativa entre *El Niño* e a amplitude térmica diária.

Em relação à *La Niña*, apesar de tendências de aumento ou diminuição em algumas variáveis, nenhuma apresentou diferença estatisticamente significativa no período analisado.

Figura A.15 – Tendências de variação das variáveis climáticas durante as fases do ENSO (El Niño – Southern Oscillation) e resultados de significância estatística obtidos a partir de modelos lineares generalizados (GLM) com família Gamma e função de ligação logarítmica (link = log).

Efeitos de El Niño e La Niña nas variáveis climáticas (Modelo GLM Gamma)

Variável	Fase ENSO	Efeito (%)	Erro padrão	Valor-p	Sig.	Tendência
tmin	El Niño	6.30	0.02	0.00	**	↑
tmin	La Niña	−2.60	0.02	0.15		↓
tmed	El Niño	3.00	0.02	0.06		↑
tmed	La Niña	−2.40	0.01	0.08		↓
tmax	El Niño	0.80	0.01	0.59		↑
tmax	La Niña	−2.40	0.01	0.05	*	↓
dif_t	El Niño	−9.20	0.02	0.00	***	↓
dif_t	La Niña	−1.80	0.02	0.40		↓
dif10	El Niño	−33.10	0.10	0.00	***	↓
dif10	La Niña	−13.00	0.09	0.13		↓
umid	El Niño	2.40	0.01	0.00	**	↑
umid	La Niña	0.30	0.01	0.67		↑
rain_mes	El Niño	35.20	0.10	0.00	**	↑
rain_mes	La Niña	−6.70	0.09	0.46		↓
n_rain	El Niño	17.00	0.07	0.04	*	↑
n_rain	La Niña	−6.30	0.07	0.33		↓

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Apêndice D – Resultados complementares da estatística de varredura espaço temporal para *Aedes aegypti* e casos de dengue em Porto Alegre (RS)

D.1 Resultados da varredura espaço-temporal para detecção de aglomerados de alto risco para *Aedes aegypti*

Tabela A.1 – Resultados da varredura espaço-temporal para infestação por *Ae. aegypti* – Porto Alegre (2012–2014)

Ano	ID	Raio (km)	Início	Fim	Obs.	Esp.	Duração (dias)
2012	1	1,57	2012-11-13	2012-12-03	143	82,45	20
2012	2	0,00	2012-09-23	2012-10-15	5	0,21	22
2013	1	1,64	2013-11-06	2013-12-24	175	101,83	48
2013	2	1,53	2013-11-27	2013-12-24	108	53,63	27
2013	3	1,74	2013-02-13	2013-04-16	350	253,46	62
2013	4	0,28	2013-11-13	2013-12-24	24	6,47	41
2013	5	1,10	2013-01-16	2013-02-19	376	284,58	34
2013	6	2,33	2013-01-09	2013-01-29	577	463,63	20
2013	7	0,52	2013-03-06	2013-03-26	65	31,85	20
2013	8	0,26	2013-10-02	2013-11-12	9	0,87	41
2014	1	1,29	2014-01-01	2014-01-22	301	177,65	21
2014	2	0,36	2014-11-06	2014-12-31	125	52,72	55
2014	3	1,14	2014-06-12	2014-12-10	340	210,42	181
2014	4	0,27	2014-03-27	2014-04-16	52	14,06	20
2014	5	0,60	2014-11-20	2014-12-17	75	28,18	27
2014	6	0,00	2014-04-24	2014-05-14	17	1,61	20
2014	7	0,00	2014-09-18	2014-12-17	31	6,55	90
2014	8	0,30	2014-12-04	2014-12-24	38	9,82	20
2014	9	0,38	2014-09-11	2014-12-03	53	18,97	83
2014	10	0,67	2014-04-17	2014-05-07	68	28,57	20
2014	11	0,81	2014-03-27	2014-07-30	172	103,80	125
2014	12	0,53	2014-04-17	2014-05-07	102	52,19	20
2014	13	0,00	2014-05-08	2014-10-29	13	1,63	174
2014	14	0,00	2014-02-27	2014-03-19	17	2,99	20
2014	15	1,43	2014-02-20	2014-04-16	332	248,68	55

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Esp.= esperado, Obs = observado

Tabela A.2 – Resultados da varredura espaço-temporal para infestação por *Aedes aegypti* – Porto Alegre (2015–2017)

Ano	ID	Raio (km)	Início	Fim	Obs.	Esp.	Duração
2015	1	1,36	2015-07-24	2015-12-31	140	23,90	160
2015	2	1,79	2015-01-16	2015-03-05	852	541,66	48
2015	3	1,24	2015-07-17	2015-12-31	63	13,48	167
2015	4	0,68	2015-12-11	2015-12-31	17	0,61	20
2015	5	1,39	2015-04-03	2015-07-30	768	553,99	118
2015	6	0,23	2015-09-11	2015-12-17	47	9,99	97
2015	7	0,54	2015-10-02	2015-12-31	26	2,90	90
2015	8	0,38	2015-05-15	2015-07-02	26	3,24	48
2015	9	0,81	2015-07-31	2015-12-17	188	108,59	139
2015	10	1,16	2015-12-11	2015-12-31	142	75,08	20
2015	11	0,00	2015-01-01	2015-01-29	18	2,80	28
2015	12	0,66	2015-01-01	2015-01-29	65	27,66	28
2015	13	0,66	2015-03-13	2015-04-09	163	98,37	27
2015	14	0,00	2015-06-19	2015-09-03	9	0,49	76
2016	1	0,79	2016-11-27	2016-12-31	52	3,77	34
2016	2	2,80	2016-01-31	2016-02-27	1581	1143,81	27
2016	3	1,53	2016-04-10	2016-04-30	311	177,96	20
2016	4	0,00	2016-04-24	2016-05-14	27	3,32	20
2016	5	1,75	2016-04-03	2016-06-25	262	153,38	83
2016	6	0,92	2016-02-28	2016-03-19	354	227,41	20
2016	7	1,06	2016-05-01	2016-10-15	62	21,77	167
2016	8	1,08	2016-01-17	2016-02-06	92	46,10	20
2016	9	0,32	2016-11-06	2016-12-17	19	3,44	41
2017	1	1,18	2017-04-24	2017-05-14	134	37,15	20
2017	2	0,90	2017-01-30	2017-02-26	242	126,97	27
2017	3	0,23	2017-01-16	2017-02-26	105	41,05	41
2017	4	0,21	2017-06-05	2017-07-09	25	2,56	34
2017	5	0,88	2017-03-20	2017-04-23	260	150,23	34
2017	6	6,28	2017-02-20	2017-04-23	1821	1520,28	62
2017	7	1,31	2017-07-31	2017-12-10	208	116,98	132
2017	8	1,36	2017-07-10	2017-12-17	210	120,04	160
2017	9	0,00	2017-05-15	2017-07-16	20	2,43	62
2017	10	0,20	2017-08-21	2017-11-26	25	4,75	97
2017	11	0,20	2017-04-24	2017-09-03	49	16,99	132
2017	12	0,26	2017-08-14	2017-11-26	31	8,11	104
2017	13	1,04	2017-01-30	2017-02-26	140	80,62	27
2017	14	0,23	2017-01-23	2017-02-12	46	17,68	20
2017	15	0,00	2017-01-01	2017-01-22	21	4,61	21

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: Esp.= esperado, Obs = observado

Tabela A.3 – Resultados da varredura espaço-temporal para infestação por *Aedes aegypti* – Porto Alegre (2018–2021)

Ano	ID	Raio (km)	Início	Fim	Obs.	Esp.	Duração
2018	1	2,34	2018-04-10	2018-10-08	619	344,40	181
2018	2	1,51	2018-01-09	2018-02-12	437	233,92	34
2018	3	2,18	2018-04-24	2018-10-08	199	81,08	167
2018	4	0,78	2018-02-20	2018-03-19	147	69,27	27
2018	5	2,89	2018-01-09	2018-02-19	355	224,83	41
2018	6	0,83	2018-04-10	2018-04-30	50	13,61	20
2018	7	0,82	2018-07-31	2018-12-17	34	7,55	139
2018	8	0,14	2018-02-27	2018-03-19	23	4,58	20
2018	9	2,02	2018-02-13	2018-03-26	373	270,94	41
2019	1	0,73	2019-02-20	2019-03-12	133	45,00	20
2019	2	1,27	2019-10-16	2019-11-05	25	2,56	20
2019	3	0,30	2019-05-01	2019-05-21	34	5,38	20
2019	4	0,48	2019-02-20	2019-03-12	46	13,26	20
2019	5	0,84	2019-04-10	2019-05-07	43	13,05	27
2019	6	0,96	2019-01-23	2019-02-12	67	27,49	20
2019	7	0,97	2019-06-26	2019-12-03	101	50,31	160
2019	8	0,90	2019-07-17	2019-11-26	63	25,59	132
2019	9	0,82	2019-11-20	2019-12-17	54	20,87	27
2019	10	0,31	2019-06-05	2019-06-25	39	13,19	20
2019	11	1,63	2019-07-24	2019-09-24	31	9,19	62
2019	12	0,30	2019-09-18	2019-12-03	16	2,94	76
2019	13	0,81	2019-01-09	2019-03-12	67	33,08	62
2020	1	2,13	2020-01-24	2020-02-13	144	30,73	20
2020	2	1,78	2020-06-26	2020-12-17	163	72,47	174
2020	3	0,81	2020-10-30	2020-12-24	48	14,45	55
2020	4	0,00	2020-11-13	2020-12-03	7	0,12	20
2020	5	1,93	2020-02-21	2020-03-12	51	18,56	20
2020	6	0,28	2020-06-05	2020-06-25	13	1,35	20
2020	7	2,52	2020-05-15	2020-10-01	168	103,46	139
2020	8	1,01	2020-03-27	2020-04-16	47	17,54	20
2020	9	1,53	2020-02-07	2020-02-27	140	83,20	20
2020	10	1,08	2020-03-20	2020-05-21	144	90,99	62
2021	1	3,18	2021-03-13	2021-04-09	349	115,35	27
2021	2	1,35	2021-02-06	2021-03-05	283	116,38	27
2021	3	3,04	2021-12-04	2021-12-31	848	565,32	27
2021	4	1,05	2021-01-01	2021-01-22	84	26,76	21
2021	5	1,17	2021-04-17	2021-10-01	152	69,86	167
2021	6	0,47	2021-05-01	2021-07-23	30	4,06	83
2021	7	0,91	2021-05-01	2021-10-29	95	37,00	181
2021	8	1,13	2021-03-27	2021-04-23	273	167,76	27
2021	9	0,90	2021-11-06	2021-12-24	85	35,05	48
2021	10	0,70	2021-02-27	2021-04-09	58	23,88	41

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: Esp.= esperado, Obs = observado

D.2 Resultados da varredura espaço-temporal para detecção de aglomerados de alto risco de casos de dengue

Tabela A.4 – Resultados da varredura espaço-temporal para detecção de aglomerados de alto risco de casos de dengue – Porto Alegre (2010–2013)

Ano	ID	Raio (km)	Início	Fim	LLR	Risco relativo	População	Duração
2010	1	0	2010-05-01	2010-05-28	18,13	108,37	25487	27
2010	2	0	2010-07-31	2010-08-06	15,86	150,47	57095	6
2010	3	3,81	2010-07-03	2010-07-09	11,93	149,87	41806	6
2011	1	1,44	2011-03-20	2011-05-07	33,15	83,40	34727	48
2011	2	2,34	2011-02-27	2011-04-30	28,95	24,46	142544	62
2012	1	2,36	2012-02-21	2012-05-14	13,42	28,01	70104	83
2012	2	1,68	2012-05-08	2012-06-11	10,26	37,47	76347	34
2013	1	2	2013-01-30	2013-05-21	139,10	18,49	139696	111
2013	2	1,28	2013-01-23	2013-05-21	82,62	19,52	54883	118
2013	3	2,03	2013-03-06	2013-05-21	13,88	6,42	72237	76

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Log Likelihood Ratio — Razão de Verossimilhança Logarítmica

Tabela A.5 – Resultados da varredura espaço-temporal para detecção de aglomerados de alto risco de casos de dengue – Porto Alegre (2014–2016)

Ano	ID	Raio (km)	Início	Fim	LLR	Risco relativo	População	Duração
2014	1	0	2014-03-15	2014-04-18	18,57	320,12	13485	34
2015	1	0	2015-03-27	2015-05-14	32,41	73,93	23744	48
2015	2	2,25	2015-03-20	2015-05-21	16,22	13,66	98962	62
2015	3	2	2015-03-27	2015-05-28	13,09	9,65	139451	62
2016	1	0,92	2016-02-21	2016-05-14	243,60	85,05	19367	83
2016	2	0	2016-01-17	2016-04-16	180,60	37,62	38884	90
2016	3	0	2016-02-21	2016-05-07	61,46	39,62	12120	76
2016	4	4,30	2016-03-20	2016-05-14	21,73	5,33	139402	55
2016	5	4,04	2016-02-14	2016-05-07	14,36	3,90	116092	83
2016	6	3,93	2016-03-20	2016-04-30	13,25	5,22	114074	41

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Log Likelihood Ratio — Razão de Verossimilhança Logarítmica

Tabela A.6 – Resultados da varredura espaço-temporal para detecção de aglomerados de alto risco de casos de dengue – Porto Alegre (2019–2021)

Ano	ID	Raio (km)	Início	Fim	LLR	Risco relativo	População	Duração
2019	1	0	2019-03-06	2019-07-02	1005	119,65	94486	118
2019	2	0,85	2019-04-03	2019-05-28	73,50	34,35	18397	55
2019	3	1,75	2019-06-05	2019-07-09	68,34	21,29	54468	34
2020	1	0	2020-02-22	2020-03-06	12,42	177,87	21005	13
2020	2	0	2020-01-01	2020-01-17	11,03	695,18	2857	16
2020	3	1,81	2020-01-11	2020-04-10	10,90	13,28	114318	90
2021	1	0	2021-04-03	2021-05-21	98,60	360,41	13153	48
2021	2	2,03	2021-04-03	2021-06-04	66,26	195,35	12993	62
2021	3	0	2021-04-10	2021-04-30	23,30	137,30	17459	20

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: Log Likelihood Ratio — Razão de Verossimilhança Logarítmica

Apêndice E – Tabelas com os resultados dos modelos espaciais ajustados para casos autóctones de dengue e *Aedes aegypti* em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

E.1 Modelos espaciais simples – Dengue (83 bairros)

Tabela A.7 – Estimativas dos modelos espaciais simples lineares para casos de dengue na região composta por 83 bairros

Modelo	Variável	Coef.[IC95%]	Precisão (S)	Phi (S)	WAIC
mod_b_1	VimpZ	-0,02 [-0,33; 0,28]	0,60	0,42	379,51
mod_b_2	VgarbZ	-0,03 [-0,34; 0,29]	0,60	0,42	379,63
mod_b_3	VpavZ	0,11 [-0,35; 0,55]	0,60	0,44	379,75
mod_b_4	VbueiroZ	0,14 [-0,28; 0,56]	0,60	0,43	379,65
mod_b_5	Vesg_ceuZ	-0,15 [-0,55; 0,26]	0,60	0,45	379,66
mod_b_6	VpoorZ	0,10 [-0,28; 0,49]	0,59	0,44	378,96
mod_b_7	VprsZ	0,05 [-0,29; 0,39]	0,60	0,42	379,47
mod_b_8	VrsZ	0,18 [-0,17; 0,52]	0,61	0,39	378,72
mod_b_9	VshZ	0,02 [-0,32; 0,36]	0,60	0,43	379,54
mod_b_10	VasZ	0,11 [-0,30; 0,53]	0,60	0,45	379,60
mod_b_11	VdZ	-0,28 [-0,67; 0,11]	0,61	0,46	378,48
mod_b_12	VilZ	0,09 [-0,30; 0,49]	0,59	0,45	379,27
mod_b_13	VinZ	-0,40 [-0,84; 0,02]	0,61	0,40	376,16
mod_b_14	VrZ	0,36 [-0,06; 0,80]	0,62	0,45	377,80
mod_b_15	VndviZ	0,34 [-2,93; 3,68]	0,59	0,46	379,15
mod_b_16	VelevZ	0,00 [-0,01; 0,01]	0,59	0,44	382,32
mod_b_17	VeviZ	1,22 [-3,89; 6,45]	0,59	0,46	378,90
mod_b_18	VurbZ	0,01 [-1,51; 1,46]	0,59	0,45	379,45
mod_b_19	VfavZ	1,71 [-1,42; 4,88]	0,61	0,37	378,50

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Tabela A.8 – Estimativas dos modelos espaciais simples com efeitos flexíveis – casos de dengue na região composta por 83 bairros

Modelo	Covariável	Efeito [IC95%]	WAIC	Phi (S)	Precisão (S)
mod_b_1_nl	VasZ	-0,31 [-1,38; 0,76] → 0,09 [-0,22; 0,40]	379,54	0,45	0,60
mod_b_2_nl	VbueiroZ	-0,04 [-0,91; 0,85] → 0,02 [-0,42; 0,45]	379,56	0,44	0,59
mod_b_3_nl	VdZ	0,26 [-0,28; 0,79] → -0,35 [-1,08; 0,38]	378,97	0,46	0,61
mod_b_4_nl	VelevZ	0,18 [-0,52; 0,95] → -0,13 [-1,09; 0,80]	377,70	0,49	0,59
mod_b_5_nl	Vesg_ceuZ	0,12 [-0,26; 0,49] → -0,25 [-1,06; 0,56]	379,71	0,45	0,60
mod_b_6_nl	VeviZ	-0,16 [-0,85; 0,51] → 0,20 [-0,63; 1,05]	378,93	0,46	0,59
mod_b_7_nl	VfavZ	-0,21 [-0,54; 0,11] → 0,48 [-0,26; 1,22]	378,20	0,37	0,62
mod_b_8_nl	VgarbZ	0,37 [-0,35; 1,10] → -0,15 [-0,44; 0,14]	378,86	0,40	0,61
mod_b_9_nl	VilZ	-0,10 [-0,48; 0,28] → 0,22 [-0,61; 1,04]	379,12	0,44	0,60
mod_b_10_nl	VimpZ	-0,04 [-0,43; 0,36] → 0,06 [-0,57; 0,69]	379,26	0,43	0,60
mod_b_11_nl	VinZ	0,32 [-0,12; 0,77] → -0,69 [-1,66; 0,26]	377,49	0,40	0,60
mod_b_12_nl	VndviZ	-0,11 [-0,81; 0,57] → 0,14 [-0,69; 0,98]	379,05	0,46	0,59
mod_b_13_nl	VpavZ	-0,20 [-1,25; 0,87] → 0,07 [-0,32; 0,46]	379,83	0,44	0,60
mod_b_14_nl	VpoorZ	-0,18 [-0,57; 0,20] → 0,37 [-0,40; 1,15]	378,29	0,44	0,60
mod_b_15_nl	VprsZ	-0,04 [-0,50; 0,42] → 0,05 [-0,50; 0,59]	379,44	0,42	0,60
mod_b_16_nl	VrZ	-0,55 [-1,26; 0,15] → 0,49 [-0,13; 1,12]	378,04	0,45	0,62
mod_b_17_nl	VrsZ	-0,34 [-0,86; 0,18] → 0,13 [-0,07; 0,34]	378,21	0,38	0,61
mod_b_18_nl	VshZ	-0,05 [-0,49; 0,38] → 0,07 [-0,51; 0,66]	379,48	0,42	0,60
mod_b_19_nl	VurbZ	0,07 [-0,78; 0,96] → -0,04 [-0,58; 0,47]	379,33	0,46	0,59

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: O efeito corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável e foi modelado com prior *RW*2. Para Phi(S) e Precisão(S) foram apresentados apenas os valores médios.

E.2 Modelos espaciais múltiplos – Dengue (83 bairros)

Entre os modelos múltiplos avaliados (Apêndice A.9), o *mod_b_20* com todas as covariáveis (`Vpoor`, `Vd` e (`Vimp`) apresentou zero no IC95% em todos os coeficientes. A inclusão da interação entre proporção de domicílios pobres e casos importados (`poor_imp`) no *mod_b_21* forneceu evidência de associação positiva com o risco de dengue autóctone (0,50, IC95%: 0,09–0,91) e reduziu o WAIC, sugerindo melhor ajuste. Como a densidade populacional não mostrou contribuição relevante, ela foi removida no modelo seguinte (*mod_b_22*), sem mudanças importantes no ajuste e com estimativa de `poor_imp` consistente a anterior. Este último modelo foi selecionado por ser mais parcimonioso.

Na sequência, avaliou-se a interação entre casos importados e densidade `imp_dens` e o IC95% incluiu o zero (*mod_b_23*). No *mod_b_24*, a interação entre pobreza e densidade (`poor_dens`) apontou para um efeito positivo importante (0,41, IC95%: 0,04–0,78). Por fim,

a exclusão da variável casos importados (*mod_b_25*) não melhorou o ajuste, embora tenha mantido a evidência de efeito positivo para a interação `poor_dens`.

Tabela A.9 – Modelos múltiplos ajustados para investigar a associação de covariáveis com o número de casos autóctones de dengue nos bairros de Porto Alegre (RS), Brasil.

Modelo	**Covariável**	**Coef.[IC95%]**	**WAIC**	**DIC**	**Precisão (S)**	**Phi (S)**
mod_base	–	–	378,68	–	0,60 [0,39–0,88]	0,43 [0,10–0,82]
mod_b_20	VpoorZ	0,08 [-0,31; 0,48]	379,2	375,22	0,59 [0,38; 0,86]	0,48 [0,14; 0,83]
	VdZ	-0,3 [-0,73; 0,12]				
	VimpZ	0,07 [-0,26; 0,39]				
mod_b_21	VpoorZ	0,16 [-0,24; 0,55]	375,25	373,1	0,62 [0,4; 0,91]	0,5 [0,14; 0,87]
	VdZ	-0,27 [-0,69; 0,15]				
	VimpZ	0,33 [-0,05; 0,72]				
	poor_imp	0,5 [0,09; 0,91]				
mod_b_22	VpoorZ	0,18 [-0,22; 0,57]	375,62	373,19	0,62 [0,4; 0,91]	0,46 [0,09; 0,87]
	VimpZ	0,28 [-0,1; 0,66]				
	poor_imp	0,52 [0,1; 0,94]				
mod_b_23	VpoorZ	0,09 [-0,3; 0,48]	377,94	374,5	0,61 [0,39; 0,89]	0,46 [0,13; 0,83]
	VdZ	-0,28 [-0,7; 0,15]				
	VimpZ	0,3 [-0,11; 0,71]				
	imp_dens	-0,29 [-0,6; 0,02]				
mod_b_24	VpoorZ	0,09 [-0,29; 0,47]	378,74	374,98	0,64 [0,42; 0,94]	0,34 [0,06; 0,76]
	VdZ	-0,23 [-0,66; 0,2]				
	VimpZ	0,1 [-0,22; 0,43]				
	poor_dens	0,41 [0,04; 0,78]				
mod_b_25	VpoorZ	0,07 [-0,3; 0,45]	378,47	374,96	0,66 [0,43; 0,96]	0,34 [0,05; 0,77]
	VdZ	-0,19 [-0,59; 0,22]				
	poor_dens	0,39 [0,03; 0,75]				

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

E.3 Modelos espaciais simples – Dengue (34 bairros)

Tabela A.10 – Estimativas dos modelos simples lineares para casos de dengue na região composta por 34 bairros

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
mod_b2_1	Vimp_log_z	-0,02 [-0,46; 0,42]	194,03	0,67	0,21
mod_b2_2	Vgarb_log_z	-0,13 [-0,56; 0,30]	193,53	0,67	0,23
mod_b2_3	Vpav_log_z	-0,16 [-0,62; 0,30]	193,27	0,67	0,23
mod_b2_4	Vbueiro_log_z	-0,16 [-0,63; 0,30]	193,42	0,67	0,23
mod_b2_5	Vesg_ceu_log_z	-0,02 [-0,51; 0,46]	193,98	0,67	0,23
mod_b2_6	Vpoor_log_z	0,13 [-0,35; 0,62]	193,52	0,67	0,23
mod_b2_7	Vprs_log_z	0,18 [-0,29; 0,67]	193,14	0,67	0,24
mod_b2_8	Vrs_log_z	0,17 [-0,31; 0,65]	193,33	0,67	0,23
mod_b2_9	Vsh_log_z	0,18 [-0,29; 0,66]	193,18	0,67	0,24
mod_b2_10	Vas_log_z	-0,05 [-0,52; 0,42]	193,89	0,67	0,23
mod_b2_11	Vd_log_z	-0,27 [-0,74; 0,21]	194,78	0,70	0,26
mod_b2_12	Vil_log_z	0,27 [-0,20; 0,75]	192,85	0,68	0,27
mod_b2_13	Vin_log_z	-0,22 [-0,75; 0,28]	193,21	0,67	0,23
mod_b2_14	Vr_log_z	0,23 [-0,26; 0,74]	194,14	0,69	0,26
mod_b2_15	Vndvi_z	0,15 [-0,34; 0,65]	193,81	0,67	0,26
mod_b2_16	Velev_log_z	0,12 [-0,35; 0,59]	193,98	0,67	0,23
mod_b2_17	Vevi_z	0,15 [-0,34; 0,65]	193,81	0,67	0,26
mod_b2_18	Vurb_log_z	-0,35 [-0,84; 0,13]	192,79	0,69	0,30
mod_b2_19	Vfav_log_z	0,03 [-0,43; 0,50]	193,90	0,67	0,22
mod_b2_ae	Vaedes_z	0,36 [-0,13; 0,83]	193,87	0,72	0,20

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: Coef. corresponde à média posterior do efeito fixo e IC95% ao intervalo de credibilidade de 95%. Precisão (S) e Phi (S) referem-se aos componentes estruturado e não estruturado do efeito espacial no modelo BYM2.

Tabela A.11 – Estimativas dos modelos simples com efeitos flexíveis para casos de dengue na região composta por 34 bairros

Modelo	Covariável	Efeito [IC95%]	WAIC	Phi (S)	Precisão (S)
mod_b2_1_nl	Vaedes_z	-0,49 [-1,21; 0,24] → 0,59 [-0,29; 1,45]	193,91	0,20	0,71
mod_b2_2_nl	Vas_log_z	0,20 [-0,97; 1,41] → -0,07 [-0,50; 0,35]	193,78	0,23	0,67
mod_b2_3_nl	Vbueiro_log_z	0,46 [-0,48; 1,41] → -0,26 [-0,80; 0,27]	193,20	0,25	0,67
mod_b2_4_nl	Vd_log_z	0,31 [-0,70; 1,31] → -0,21 [-0,89; 0,48]	194,92	0,24	0,68
mod_b2_5_nl	Velev_log_z	-0,30 [-1,14; 0,53] → 0,28 [-0,50; 1,06]	194,25	0,22	0,68
mod_b2_6_nl	Vesg_ceu_log_z	0,07 [-0,57; 0,69] → -0,09 [-0,86; 0,70]	194,19	0,23	0,68
mod_b2_7_nl	Vevi_z	-0,20 [-1,10; 0,66] → 0,24 [-0,79; 1,31]	193,86	0,25	0,67
mod_b2_8_nl	Vfav_log_z	-0,05 [-0,55; 0,44] → 0,09 [-0,84; 1,04]	193,89	0,22	0,67
mod_b2_9_nl	Vgarb_log_z	0,32 [-0,75; 1,42] → -0,12 [-0,50; 0,27]	193,64	0,23	0,67
mod_b2_10_nl	Vil_log_z	-0,47 [-1,30; 0,34] → 0,40 [-0,29; 1,11]	192,88	0,28	0,68
mod_b2_11_nl	Vimp_log_z	-0,08 [-0,70; 0,55] → 0,08 [-0,56; 0,72]	193,99	0,21	0,67
mod_b2_12_nl	Vin_log_z	0,17 [-0,63; 1,00] → -0,21 [-1,24; 0,78]	193,85	0,23	0,67
mod_b2_13_nl	Vndvi_z	-0,32 [-1,16; 0,49] → 0,43 [-0,65; 1,53]	193,70	0,27	0,67
mod_b2_14_nl	Vpav_log_z	0,30 [-0,67; 1,30] → -0,16 [-0,67; 0,34]	193,45	0,23	0,67
mod_b2_15_nl	Vpoor_log_z	-0,38 [-1,17; 0,39] → 0,33 [-0,34; 1,03]	193,17	0,25	0,67
mod_b2_16_nl	Vprs_log_z	-0,31 [-1,05; 0,41] → 0,18 [-0,25; 0,62]	193,13	0,24	0,67
mod_b2_17_nl	Vr_log_z	-0,33 [-1,17; 0,51] → 0,27 [-0,42; 0,97]	194,30	0,24	0,69
mod_b2_18_nl	Vrs_log_z	-0,40 [-1,18; 0,35] → 0,12 [-0,10; 0,35]	192,89	0,25	0,67
mod_b2_19_nl	Vsh_log_z	-0,34 [-1,09; 0,38] → 0,22 [-0,24; 0,68]	193,03	0,25	0,67
mod_b2_20_nl	Vurb_log_z	0,60 [-0,43; 1,67] → -0,30 [-0,84; 0,22]	193,02	0,29	0,67

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: O efeito corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável e foi modelado com prior $RW2$. Para Phi(S) e Precisão(S), são apresentadas apenas estimativas pontuais.

E.4 Modelos espaciais múltiplos – Dengue (34 bairros)

Nos modelos múltiplos *mod_b2_20*, *mod_b2_24*, *mod_b2_28*, *mod_b2_32* e *mod_b2_33*, os intervalos de credibilidade de 95% das estimativas para `Vaedes_z` não incluíram o valor zero, o que forneceu suporte para uma associação positiva consistente. Os valores de WAIC entre esses modelos foram muito semelhantes. Assim, foi considerado também o impacto de cada combinação de covariáveis na precisão do efeito espacial. Com base nesse critério adicional, o modelo selecionado foi o *mod_b2_33*.

Tabela A.12 – Modelos múltiplos ajustados para investigar a associação de covariáveis com casos de dengue em 34 bairros de Porto Alegre (RS), Brasil.

Modelo	Covariável	Coef.[IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
Base	–	–	193,74	0,69 [0,4–1,11]	0,22 [0,01–0,68]

Tabela A.12 – Modelos múltiplos ajustados para investigar a associação de covariáveis com casos de dengue em 34 bairros de Porto Alegre (RS), Brasil. (*continuação*).

Modelo	Covariável	Coef.[IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
mod_b2_20	Vpoor_log_z	0,11 [-0,36; 0,60]	194,74	0,74 [0,41–1,22]	0,22 [0,01–0,72]
	Vd_log_z	-0,50 [-1,03; 0,03]			
	Vimp_log_z	0,25 [-0,23; 0,73]			
	Vaedes_z	0,54 [0,01; 1,08]			
mod_b2_21	Vpoor_log_z	0,09 [-0,38; 0,59]	194,99	0,72 [0,40–1,21]	0,21 [0,01–0,69]
	Vd_log_z	-0,42 [-1,01; 0,16]			
	Vimp_log_z	0,25 [-0,23; 0,74]			
	Vaedes_z	0,53 [-0,02; 1,07]			
	poor_imp	0,17 [-0,33; 0,66]			
mod_b2_22	Vpoor_log_z	0,06 [-0,42; 0,56]	194,13	0,70 [0,39–1,15]	0,20 [0,01–0,69]
	Vimp_log_z	0,13 [-0,33; 0,60]			
	Vaedes_z	0,39 [-0,13; 0,89]			
	poor_imp	0,31 [-0,16; 0,77]			
mod_b2_23	Vpoor_log_z	0,03 [-0,47; 0,56]	195,96	0,74 [0,40–1,25]	0,21 [0,01–0,68]
	Vd_log_z	-0,44 [-0,99; 0,11]			
	Vimp_log_z	0,26 [-0,22; 0,74]			
	Vaedes_z	0,52 [-0,02; 1,06]			
	imp_dens	-0,21 [-0,67; 0,26]			
mod_b2_24	Vpoor_log_z	0,13 [-0,35; 0,64]	195,23	0,71 [0,39–1,19]	0,22 [0,01–0,70]
	Vd_log_z	-0,53 [-1,10; 0,04]			
	Vimp_log_z	0,23 [-0,27; 0,73]			
	Vaedes_z	0,56 [0,01; 1,11]			
	poor_dens	-0,09 [-0,57; 0,39]			
mod_b2_25	Vpoor_log_z	0,11 [-0,37; 0,61]	195,08	0,72 [0,40–1,19]	0,22 [0,01–0,71]
	Vd_log_z	-0,45 [-0,98; 0,09]			
	Vaedes_z	0,49 [-0,04; 1,01]			
	poor_dens	-0,14 [-0,61; 0,32]			
mod_b2_26	Vpoor_log_z	0,12 [-0,37; 0,63]	195,20	0,71 [0,39–1,19]	0,20 [0,01–0,66]
	Vd_log_z	-0,49 [-1,07; 0,08]			
	Vaedes_z	0,52 [-0,05; 1,07]			
	Vimp_log_z	0,22 [-0,29; 0,73]			
	poor_dens	-0,01 [-0,52; 0,50]			
	ae_im	-0,29 [-0,87; 0,28]			
mod_b2_27	Vpoor_log_z	0,08 [-0,42; 0,59]	195,12	0,67 [0,37–1,11]	0,17 [0,01–0,63]
	Vaedes_z	0,33 [-0,19; 0,85]			
	Vimp_log_z	0,09 [-0,41; 0,59]			

Tabela A.12 – Modelos múltiplos ajustados para investigar a associação de covariáveis com casos de dengue em 34 bairros de Porto Alegre (RS), Brasil. (*continuação*).

Modelo	Covariável	Coef.[IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
	poor_dens	0,11 [-0,40; 0,62]			
	ae_im	-0,36 [-0,95; 0,23]			
mod_b2_28	Vd_log_z	-0,50 [-1,02; 0,03]	194,99	0,77 [0,43–1,27]	0,20 [0,01–0,68]
	Vimp_log_z	0,23 [-0,23; 0,70]			
	Vaedes_z	0,56 [0,03; 1,08]			
mod_b2_29	Vaedes_z	0,37 [-0,13; 0,87]	194,13	0,70 [0,40–1,14]	0,19 [0,01–0,68]
	Vimp_log_z	0,06 [-0,39; 0,51]			
mod_b2_30	Vin_log_z	-0,19 [-0,73; 0,32]	193,78	0,68 [0,38–1,11]	0,20 [0,01–0,69]
	Vimp_log_z	0,09 [-0,37; 0,56]			
	Vaedes_z	0,36 [-0,16; 0,87]			
mod_b2_31	Vpoor_log_z	0,08 [-0,39; 0,57]	193,83	0,70 [0,39–1,14]	0,21 [0,01–0,71]
	Vaedes_z	0,35 [-0,15; 0,84]			
mod_b2_32	Vpoor_log_z	-0,05 [-0,52; 0,44]	194,89	0,82 [0,44–1,38]	0,19 [0,01–0,66]
	Vd_log_z	-0,21 [-0,80; 0,39]			
	Vimp_log_z	0,18 [-0,28; 0,65]			
	Vaedes_z	0,59 [0,08; 1,10]			
	ae_d	0,52 [0,00; 1,04]			
mod_b2_33	Vd_log_z	-0,13 [-0,65; 0,41]	194,12	0,86 [0,47–1,42]	0,18 [0,01–0,64]
	Vaedes_z	0,51 [0,04; 0,98]			
	ae_d	0,52 [0,03; 1,01]			
mod_b2_34	Vpoor_log_z	0,27 [-0,28; 0,86]	194,81	0,72 [0,39–1,21]	0,31 [0,02–0,81]
	Vd_log_z	-0,42 [-0,97; 0,13]			
	Vimp_log_z	0,22 [-0,25; 0,70]			
	Vaedes_z	0,45 [-0,14; 1,02]			
	ae_poor	-0,28 [-0,78; 0,21]			
mod_b2_35	Vd_log_z	-0,39 [-0,87; 0,08]	194,90	0,77 [0,43–1,27]	0,20 [0,01–0,70]
	Vaedes_z	0,47 [-0,02; 0,95]			

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

E.5 Modelos espaciais simples - *Ae.aegypti* (34 bairros)

Tabela A.13 – Estimativas dos modelos simples lineares para *Ae. aegypti* na região composta por 34 bairros

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
mod_ae_1	Vgarb_log_z	-0.07 [-0.16; 0.03]	380.43	8.52	0.63
mod_ae_2	Vpav_log_z	-0.03 [-0.14; 0.09]	380.42	8.08	0.63
mod_ae_3	Vbueiro_log_z	-0.03 [-0.15; 0.08]	380.41	8.14	0.63
mod_ae_4	Vesg_ceu_log_z	0.00 [-0.13; 0.13]	380.41	7.92	0.65
mod_ae_5	Vpoor_log_z	0.06 [-0.06; 0.18]	380.44	8.18	0.65
mod_ae_6	Vprs_log_z	0.04 [-0.08; 0.17]	380.46	8.15	0.64
mod_ae_7	Vrs_log_z	0.03 [-0.09; 0.15]	380.43	8.04	0.64
mod_ae_8	Vsh_log_z	0.05 [-0.08; 0.17]	380.46	8.17	0.63
mod_ae_9	Vas_log_z	-0.01 [-0.13; 0.11]	380.41	7.96	0.65
mod_ae_10	Vd_log_z	0.11 [-0.01; 0.22]	380.38	9.46	0.52
mod_ae_11	Vil_log_z	0.08 [-0.03; 0.20]	380.48	8.43	0.66
mod_ae_12	Vin_log_z	-0.07 [-0.20; 0.06]	380.44	8.17	0.67
mod_ae_13	Vr_log_z	0.09 [-0.04; 0.22]	380.42	8.44	0.65
mod_ae_14	Vndvi_z	-0.08 [-0.21; 0.04]	380.50	8.21	0.67
mod_ae_15	Velev_log_z	0.07 [-0.07; 0.21]	380.33	8.83	0.53
mod_ae_16	Vevi_z	-0.07 [-0.20; 0.05]	380.48	8.14	0.66
mod_ae_17	Vurb_log_z	0.11 [-0.01; 0.23]	380.54	9.03	0.58
mod_ae_18	Vfav_log_z	0.07 [-0.05; 0.19]	380.45	8.60	0.59

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: Coeficientes expressos como média posterior e intervalo de credibilidade de 95%. Para Phi(S) e Precisão(S), são apresentadas apenas as estimativas pontuais.

Tabela A.14 – Estimativas dos modelos espaciais simples com efeitos flexíveis para avaliar a associação das variáveis com *Ae. aegypti* na região composta por 34 bairros

Modelo	**Covariável**	**Efeito [IC95%]**	**WAIC**	**Phi (S)**	**Precisão (S)**
mod_ae_1_nl	Vas_log_z	0.04 [-0.28; 0.36] → -0.01 [-0.13; 0.10]	380.44	0.65	7.98
mod_ae_2_nl	Vbueiro_log_z	0.06 [-0.17; 0.30] → -0.03 [-0.17; 0.10]	380.44	0.63	8.10
mod_ae_3_nl	Vd_log_z	-0.20 [-0.43; 0.04] → 0.13 [-0.03; 0.30]	380.43	0.53	9.18
mod_ae_4_nl	Velev_log_z	-0.12 [-0.35; 0.12] → 0.11 [-0.11; 0.33]	380.34	0.54	8.75
mod_ae_5_nl	Vesg_ceu_log_z	0.01 [-0.18; 0.16] → 0.01 [-0.20; 0.22]	380.43	0.65	7.94
mod_ae_6_nl	Vevi_z	0.14 [-0.09; 0.36] → -0.16 [-0.42; 0.10]	380.50	0.67	8.17
mod_ae_7_nl	Vfav_log_z	-0.09 [-0.22; 0.03] → 0.18 [-0.06; 0.42]	380.48	0.58	8.82
mod_ae_8_nl	Vgarb_log_z	0.16 [-0.10; 0.41] → -0.06 [-0.15; 0.04]	380.44	0.64	8.38
mod_ae_9_nl	Vil_log_z	-0.14 [-0.34; 0.06] → 0.12 [-0.05; 0.29]	380.50	0.63	8.53
mod_ae_10_nl	Vin_log_z	0.09 [-0.11; 0.30] → -0.11 [-0.36; 0.14]	380.43	0.65	8.13
mod_ae_11_nl	Vndvi_z	0.11 [-0.10; 0.32] → -0.15 [-0.42; 0.13]	380.50	0.66	8.12
mod_ae_12_nl	Vpav_log_z	0.03 [-0.22; 0.28] → -0.01 [-0.14; 0.11]	380.43	0.64	8.00
mod_ae_13_nl	Vpoor_log_z	-0.12 [-0.31; 0.07] → 0.10 [-0.06; 0.27]	380.48	0.66	8.27
mod_ae_14_nl	Vprs_log_z	-0.08 [-0.27; 0.11] → 0.05 [-0.06; 0.16]	380.48	0.64	8.20
mod_ae_15_nl	Vr_log_z	-0.20 [-0.42; 0.01] → 0.17 [-0.01; 0.34]	380.38	0.63	8.93
mod_ae_16_nl	Vrs_log_z	-0.04 [-0.23; 0.16] → 0.01 [-0.05; 0.07]	380.45	0.65	7.99
mod_ae_17_nl	Vsh_log_z	-0.07 [-0.25; 0.12] → 0.04 [-0.08; 0.16]	380.47	0.64	8.13
mod_ae_18_nl	Vurb_log_z	-0.23 [-0.48; 0.01] → 0.12 [-0.00; 0.24]	380.55	0.60	9.04

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: O efeito corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável e foi modelado com prior $RW2$

E.6 Modelos espaciais com densidade população e cada uma das outras covariáveis - *Ae.aegypti* (34 bairros)

Tabela A.15 – Estimativas dos modelos espaciais múltiplos da combinação entre densidade humana e cada uma das outras variáveis para avaliar a associação com *Ae. aegypti* na região composta por 34 bairros

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC	Phi (S)	Precisão (S)
mod_ae_19	Vd_log_z	0.10 [0.00; 0.22]	380.37	0.51	9.77
	Vgarb_log_z	-0.07 [-0.16; 0.03]	380.37	0.51	9.77
mod_ae_20	Vd_log_z	0.11 [-0.01; 0.22]	380.35	0.50	9.28
	Vpav_log_z	-0.02 [-0.13; 0.10]	380.35	0.50	9.28
mod_ae_21	Vd_log_z	0.10 [-0.01; 0.22]	380.35	0.50	9.28
	Vbueiro_log_z	-0.02 [-0.13; 0.10]	380.35	0.50	9.28
mod_ae_22	Vd_log_z	0.11 [-0.01; 0.22]	380.33	0.53	9.13
	Vesg_ceu_log_z	-0.01 [-0.14; 0.11]	380.33	0.53	9.13
mod_ae_23	Vd_log_z	0.10 [-0.01; 0.22]	380.38	0.53	9.35
	Vpoor_log_z	0.05 [-0.07; 0.17]	380.38	0.53	9.35
mod_ae_24	Vd_log_z	0.10 [-0.01; 0.22]	380.39	0.50	9.36
	Vprs_log_z	0.04 [-0.08; 0.15]	380.39	0.50	9.36
mod_ae_25	Vd_log_z	0.11 [-0.01; 0.22]	380.37	0.50	9.29
	Vrs_log_z	0.02 [-0.09; 0.14]	380.37	0.50	9.29
mod_ae_26	Vd_log_z	0.10 [-0.01; 0.22]	380.39	0.50	9.39
	Vsh_log_z	0.04 [-0.08; 0.16]	380.39	0.50	9.39
mod_ae_27	Vd_log_z	0.11 [-0.01; 0.23]	380.36	0.50	9.28
	Vas_log_z	-0.02 [-0.14; 0.10]	380.36	0.50	9.28
mod_ae_28	Vd_log_z	0.10 [-0.01; 0.22]	380.43	0.55	9.69
	Vil_log_z	0.08 [-0.03; 0.19]	380.43	0.55	9.69
mod_ae_29	Vd_log_z	0.10 [-0.02; 0.22]	380.37	0.54	9.21
	Vin_log_z	-0.04 [-0.17; 0.09]	380.37	0.54	9.21
mod_ae_30	Vd_log_z	0.14 [0.03; 0.25]	380.20	0.30	11.28
	Velev_log_z	0.12 [0.00; 0.24]	380.20	0.30	11.28
mod_ae_31	Vd_log_z	0.10 [-0.05; 0.26]	380.37	0.52	9.16
	Vndvi_z	-0.01 [-0.17; 0.16]	380.37	0.52	9.16
mod_ae_32	Vd_log_z	0.13 [0.02; 0.24]	380.37	0.51	10.35
	Vr_log_z	0.12 [-0.01; 0.24]	380.37	0.51	10.35
mod_ae_33	Vd_log_z	0.11 [-0.04; 0.27]	380.35	0.52	9.22
	Vevi_z	0.01 [-0.16; 0.17]	380.35	0.52	9.22
mod_ae_34	Vd_log_z	0.07 [-0.07; 0.21]	380.45	0.50	9.42
	Vurb_log_z	0.06 [-0.08; 0.21]	380.45	0.50	9.42
mod_ae_35	Vd_log_z	0.10 [-0.02; 0.22]	380.38	0.47	9.65
	Vfav_log_z	0.06 [-0.06; 0.17]	380.38	0.47	9.65

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: Todos os modelos incluem simultaneamente a densidade humana (`Vd_log_z`) e uma segunda covariável, com efeitos expressos como médias posteriores e intervalos de credibilidade de 95%.

E.7 Modelos espaciais com urbanização e cada uma das outras covariáveis - *Ae.aegypti* (34 bairros)

Tabela A.16 – Estimativas dos modelos espaciais múltiplos da combinação entre urbanização e cada uma das outras covariáveis para avaliar a associação com *Ae. aegypti* na região composta por 34 bairros

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
mod_ae_36	Vurb_log_z	0,12 [0,00; 0,23]	380,57	9,69	0,55
	Vgarb_log_z	-0,08 [-0,18; 0,02]	380,57	9,69	0,55
mod_ae_37	Vurb_log_z	0,12 [0,00; 0,25]	380,56	9,36	0,50
	Vpav_log_z	-0,05 [-0,17; 0,06]	380,56	9,36	0,50
mod_ae_38	Vurb_log_z	0,12 [0,00; 0,24]	380,54	9,34	0,51
	Vbueiro_log_z	-0,05 [-0,17; 0,06]	380,54	9,34	0,51
mod_ae_39	Vurb_log_z	0,11 [-0,01; 0,24]	380,56	8,98	0,55
	Vesg_ceu_log_z	0,03 [-0,11; 0,15]	380,56	8,98	0,55
mod_ae_40	Vurb_log_z	0,13 [0,01; 0,25]	380,59	9,66	0,54
	Vpoor_log_z	0,09 [-0,03; 0,21]	380,59	9,66	0,54
mod_ae_41	Vurb_log_z	0,13 [0,01; 0,26]	380,68	9,69	0,50
	Vprs_log_z	0,08 [-0,04; 0,20]	380,68	9,69	0,50
mod_ae_42	Vurb_log_z	0,13 [0,01; 0,26]	380,64	9,52	0,50
	Vrs_log_z	0,07 [-0,05; 0,19]	380,64	9,52	0,50
mod_ae_43	Vurb_log_z	0,13 [0,01; 0,26]	380,68	9,74	0,49
	Vsh_log_z	0,09 [-0,04; 0,21]	380,68	9,74	0,49
mod_ae_44	Vurb_log_z	0,13 [0,00; 0,26]	380,60	9,35	0,51
	Vas_log_z	-0,06 [-0,18; 0,07]	380,60	9,35	0,51
mod_ae_45	Vurb_log_z	0,13 [0,01; 0,25]	380,68	10,05	0,56
	Vil_log_z	0,11 [0,00; 0,22]	380,68	10,05	0,56
mod_ae_46	Vurb_log_z	0,12 [0,00; 0,25]	380,57	9,52	0,56
	Vin_log_z	-0,09 [-0,21; 0,03]	380,57	9,52	0,56
mod_ae_47	Vurb_log_z	0,13 [0,02; 0,26]	380,58	10,20	0,52
	Vr_log_z	0,12 [0,00; 0,25]	380,58	10,20	0,52
mod_ae_48	Vurb_log_z	0,15 [-0,09; 0,38]	380,51	8,97	0,56
	Vndvi_z	0,05 [-0,20; 0,29]	380,51	8,97	0,56
mod_ae_49	Vurb_log_z	0,17 [0,05; 0,29]	380,38	11,93	0,26
	Velev_log_z	0,15 [0,03; 0,27]	380,38	11,93	0,26
mod_ae_50	Vurb_log_z	0,16 [-0,06; 0,39]	380,51	9,12	0,54
	Vevi_z	0,07 [-0,16; 0,30]	380,51	9,12	0,54
mod_ae_51	Vurb_log_z	0,12 [0,00; 0,24]	380,60	9,92	0,46
	Vfav_log_z	0,09 [-0,03; 0,20]	380,60	9,92	0,46

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: Todos os modelos incluem simultaneamente a urbanização (`Vurb_log_z`) e uma segunda covariável, com efeitos expressos como médias posteriores e intervalos de credibilidade de 95%.

E.8 Modelos espaciais múltiplos - *Ae.aegypti* (34 bairros)

Tabela A.17 – Modelos múltiplos ajustados para investigar a associação de covariáveis com abundância de *Ae. aegypti* em trinta e quatro bairros de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC	Precisão (S)	Phi (S)
mod_ae_c1	Vurb_log_z	0,18 [0,05; 0,30]	380,41	11,76 [6,63–19,01]	0,28 [0,03–0,76]
	Vpoor_log_z	0,05 [-0,06; 0,17]			
	Velev_log_z	0,13 [0,00; 0,26]			
mod_ae_c2	Vurb_log_z	0,18 [0,06; 0,30]	380,47	12,04 [6,75–19,55]	0,32 [0,03–0,79]
	Vil_log_z	0,08 [-0,04; 0,19]			
	Velev_log_z	0,12 [-0,01; 0,25]			
mod_ae_c3	Vurb_log_z	0,17 [0,05; 0,29]	380,38	11,93 [6,84–19,06]	0,25 [0,03–0,71]
	Velev_log_z	0,15 [0,03; 0,27]			
mod_ae_c4	Vevi_z	-0,23 [-0,37; -0,09]	380,39	12,41 [6,98–20,12]	0,24 [0,01–0,76]
	Vpoor_log_z	0,05 [-0,06; 0,17]			
	Velev_log_z	0,22 [0,07; 0,36]			
mod_ae_c5	Vevi_z	-0,25 [-0,39; -0,10]	380,45	13,08 [7,32–21,31]	0,26 [0,01–0,78]
	Vil_log_z	0,09 [-0,02; 0,20]			
	Velev_log_z	0,22 [0,07; 0,35]			
mod_ae_c6	Vevi_z	-0,22 [-0,36; -0,08]	380,34	12,50 [7,16–19,98]	0,22 [0,02–0,68]
	Velev_log_z	0,23 [0,09; 0,37]			

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: A precisão e o Phi são referentes ao componente espacial (S) do modelo ajustado.

Apêndice F – Tabelas com os resultados dos modelos temporais ajustados para casos autóctone de dengue e *Aedes aegypti* em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil

Neste apêndice são apresentados os resultados dos modelos temporais simples e múltiplos para casos de dengue e *Ae. aegypti.*

F.1 Modelos temporais simples- Dengue (2010 – 2021)

Tabela A.18 – Modelos temporais simples lineares com defasagens (*lag* 0–2) para os casos de dengue entre 2010 e 2021

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC
mod_t_1	rain_mes_z	0,06 [-0,28; 0,40]	346,70
mod_t_2	umid_z	0,06 [-0,50; 0,61]	346,20
mod_t_3	tmed_z	0,70 [-0,37; 1,76]	344,92
mod_t_4	tmax_z	0,59 [-0,39; 1,58]	344,95
mod_t_5	tmin_z	0,62 [-0,41; 1,64]	345,39
mod_t_6	dif_t_z	0,01 [-0,40; 0,42]	346,52
mod_t_7	oni_elnino	0,09 [-1,14; 1,31]	347,30
	oni_lanina	-1,00 [-2,46; 0,42]	
mod_t_8	total_imp_z	0,65 [0,28; 1,04]	339,73
mod_t_9	evi_z	0,11 [-0,92; 1,11]	346,25
mod_t_10	dif10_z	0,06 [-0,39; 0,52]	346,02
mod_t_11	rain_mes_z	0,06 [-0,28; 0,40]	346,70
mod_t_12	n_rain_z	0,17 [-0,20; 0,55]	345,49
mod_t_13	aedes_mean_z	1,18 [0,66; 1,71]	332,97
mod_t_14	area_urb_z	0,48 [-1,19; 2,12]	344,93
mod_t_15	rain_mes_l1_z	0,04 [-0,33; 0,40]	346,68
mod_t_16	umid_l1_z	0,05 [-0,47; 0,55]	346,73
mod_t_17	tmed_l1_z	1,67 [0,59; 2,75]	340,66
mod_t_18	tmax_l1_z	1,25 [0,22; 2,27]	342,21
mod_t_19	tmin_l1_z	1,61 [0,59; 2,62]	342,03
mod_t_20	dif_t_l1_z	-0,10 [-0,49; 0,29]	347,30
mod_t_21	oni_elnino_l1	0,36 [-0,84; 1,53]	348,05
	oni_lanina_l1	-1,12 [-2,85; 0,56]	
mod_t_22	total_imp_l1_z	0,47 [0,13; 0,84]	343,30
mod_t_23	evi_l1_z	0,83 [-0,06; 1,71]	345,81
mod_t_24	dif10_l1_z	0,12 [-0,31; 0,57]	345,73
mod_t_25	rain_mes_l1_z	0,04 [-0,33; 0,40]	346,67
mod_t_26	n_rain_l1_z	-0,17 [-0,54; 0,20]	344,74
mod_t_27	aedes_mean_l1_z	0,90 [0,28; 1,52]	342,89
mod_t_28	rain_mes_l2_z	0,13 [-0,28; 0,55]	346,01
mod_t_29	umid_l2_z	0,55 [0,06; 1,03]	341,60
mod_t_30	tmed_l2_z	1,56 [-0,02; 2,72]	350,79
mod_t_31	tmax_l2_z	0,35 [-1,00; 1,68]	347,75
mod_t_32	tmin_l2_z	2,52 [1,95; 3,09]	355,56
mod_t_33	dif_t_l2_z	-0,56 [-1,00; -0,13]	341,87
mod_t_34	oni_elnino_l2	1,33 [0,04; 2,61]	342,84
	oni_lanina_l2	-1,53 [-3,49; 0,37]	
mod_t_35	total_imp_l2_z	0,11 [-0,25; 0,50]	346,80
mod_t_36	evi_l2_z	0,46 [-0,62; 1,55]	348,42
mod_t_37	dif10_l2_z	-0,48 [-0,94; -0,02]	344,51
mod_t_38	rain_mes_l2_z	0,13 [-0,28; 0,55]	346,01
mod_t_39	n_rain_l2_z	0,17 [-0,19; 0,55]	345,74
mod_t_40	aedes_mean_l2_z	0,18 [-0,46; 0,83]	346,96

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: Coeficientes apresentados como médias posteriores com intervalos de credibilidade de 95%.

Tabela A.19 – Modelos temporais simples com efeitos flexíveis (RW2) com defasagens (*lag* 0–2) aplicados aos casos de dengue entre 2010 e 2021

Modelo	Covariável	Efeito[IC95%]	WAIC
mod_t_1_nl	area_urb_z	-1.46 [-4.59 – 1.65] → 1.10 [-1.24 – 3.46]	345.14
mod_t_2_nl	dif10_l1_z	-0.17 [-0.87 – 0.51] → 0.25 [-0.76 – 1.29]	345.54
mod_t_3_nl	dif10_l2_z	0.65 [-0.05 – 1.34] → -0.88 [-1.83 – 0.07]	345.28
mod_t_4_nl	dif10_z	-0.13 [-0.87 – 0.60] → 0.18 [-0.82 – 1.19]	345.83
mod_t_5_nl	dif_t_l1_z	0.11 [-0.68 – 0.89] → -0.09 [-0.76 – 0.59]	346.99
mod_t_6_nl	dif_t_l2_z	1.03 [0.19 – 1.88] → -0.88 [-1.61 – -0.16]	342.29
mod_t_7_nl	dif_t_z	-0.28 [-1.13 – 0.57] → 0.25 [-0.49 – 0.98]	345.44
mod_t_8_nl	evi_l1_z	-1.39 [-2.72 – -0.04] → 1.28 [0.04 – 2.51]	345.02
mod_t_9_nl	evi_l2_z	-1.08 [-2.83 – 0.62] → 0.99 [-0.57 – 2.58]	348.05
mod_t_10_nl	evi_z	0.15 [-1.40 – 1.74] → -0.13 [-1.54 – 1.24]	345.79
mod_t_11_nl	n_rain_l1_z	0.40 [-0.37 – 1.18] → -0.38 [-1.13 – 0.36]	344.31
mod_t_12_nl	n_rain_l2_z	-0.27 [-1.01 – 0.45] → 0.26 [-0.43 – 0.97]	345.98
mod_t_13_nl	n_rain_z	-0.33 [-1.08 – 0.42] → 0.32 [-0.40 – 1.03]	345.36
mod_t_14_nl	rain_mes_l1_z	-0.07 [-0.61 – 0.48] → 0.10 [-0.70 – 0.89]	346.89
mod_t_15_nl	rain_mes_l2_z	-0.37 [-1.03 – 0.27] → 0.53 [-0.40 – 1.49]	345.10
mod_t_16_nl	rain_mes_z	-0.03 [-0.53 – 0.49] → 0.04 [-0.70 – 0.77]	346.71
mod_t_20_nl	tmax_l1_z	-1.37 [-2.96 – 0.26] → 1.30 [-0.25 – 2.82]	345.13
mod_t_21_nl	tmax_l2_z	-1.14 [-3.21 – 1.03] → 1.06 [-0.96 – 3.00]	348.41
mod_t_22_nl	tmax_z	-0.98 [-2.40 – 0.41] → 0.94 [-0.39 – 2.30]	344.02
mod_t_23_nl	tmed_l1_z	-1.86 [-3.56 – -0.10] → 1.72 [0.10 – 3.29]	344.10
mod_t_24_nl	tmed_l2_z	-1.91 [-4.06 – 0.49] → 1.74 [-0.44 – 3.69]	349.88
mod_t_25_nl	tmed_z	-0.57 [-2.21 – 1.11] → 0.52 [-1.00 – 2.00]	345.88
mod_t_26_nl	tmin_l1_z	-2.44 [-3.99 – -0.84] → 2.25 [0.77 – 3.67]	343.29
mod_t_27_nl	tmin_l2_z	-4.29 [-5.23 – -3.34] → 3.92 [3.06 – 4.79]	352.97
mod_t_28_nl	tmin_z	-1.06 [-2.62 – 0.51] → 0.95 [-0.46 – 2.36]	344.82
mod_t_29_nl	total_imp_l1_z	-0.62 [-1.04 – -0.21] → 1.21 [0.41 – 2.04]	342.64
mod_t_30_nl	total_imp_l2_z	-0.20 [-0.71 – 0.29] → 0.37 [-0.52 – 1.30]	346.85
mod_t_31_nl	total_imp_z	-0.81 [-1.21 – -0.41] → 1.47 [0.75 – 2.21]	338.00
mod_t_32_nl	umid_l1_z	-0.09 [-1.02 – 0.86] → 0.08 [-0.75 – 0.89]	346.69
mod_t_33_nl	umid_l2_z	-1.12 [-2.01 – -0.23] → 0.98 [0.20 – 1.76]	340.33
mod_t_34_nl	umid_z	-0.28 [-1.39 – 0.83] → 0.24 [-0.73 – 1.22]	346.22

Nota: O efeito flexível corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável. O efeito foi modelado com prior $RW2$

As covariáveis que se mostraram importantes nos modelos com especificação paramétrica e efeito flexível, ou seja, aquelas cujos intervalos de credibilidade de 95% (IC 95%) não incluíram o zero, estão listadas na Tabela A.20, assim como o valor do *WAIC* do modelo correspondente.

Tabela A.20 – Variáveis importantes e WAIC dos modelos simples com especificação paramétrica ou efeito flexível para casos de dengue (2010–2021)

Variável	**Modelos com especificação paramétrica**			**Modelos com efeito flexível**		
	***Lag* 0**	***Lag* 1**	***Lag* 2**	***Lag* 0**	***Lag* 1**	***Lag* 2**
total_imp	339,73	343,31	–	338,00	342,64	–
tmin	–	342,00	355,57	–	343,30	352,98
tmed	–	340,66	–	–	344,11	–
tmax	–	342,21	–	–	–	–
dif10	–	–	344,50	–	–	–
umid	–	–	341,60	–	–	340,33
dif_t	–	–	341,87	–	–	342,29
fase_enso (*El Niño*)	–	–	342,84	–	–	–
evi	–	–	–	–	345,02	–

Fonte: Elaborada pela autora, 2025
Nota: "–" indica zero no IC95% do coeficiente estimado ou modelo não ajustado.

F.2 Modelos temporais múltiplos - Dengue (2010 – 2021)

Tabela A.21 – Modelos múltiplos temporais avaliados para investigar a associação entre casos autóctones de dengue e variáveis explicativas no período de 2010 a 2021.

Modelo	**Covariável**	**Tipo**	**Efeito[IC95%])**	**WAIC**
modelo_1t_c	n_rain_l1_z	RW2	0,99[0,16–1,83] → -0,95[-1,75– -0,15]	337,51
	umid_l2_z	linear	-0,10[-0,88–0,68]	
	tmin_l1_z	linear	2,06[1,03–3,09]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,64[-1,40– -0,07]	
linear_2t_c	n_rain_l1_z	RW2	0,78[-0,04–1,60] → -0,75[-1,53– -0,04]	331,80
	umid_l2_z	linear	0,06[-0,68–0,79]	
	tmin_l1_z	linear	1,94[0,94–2,99]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,35[-1,06–0,32]	
	total_imp_z	linear	0,52[0,19–0,85]	
modelo_3t_c	total_imp_z	linear	0,51[0,19–0,85]	330,29
	n_rain_l1_z	RW2	0,79[-0,03–1,60] → -0,75[-1,53– -0,03]	
	tmin_l1_z	linear	1,94[0,96–2,97]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,40[-0,83–0,03]	
modelo_4t_c	umid_l2_z	linear	0,36[-0,10–0,81]	329,94
	tmin_l1_z	linear	1,99[0,98–3,04]	
	total_imp_z	linear	0,54[0,23–0,87]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,77[-0,03–1,58] → -0,74[-1,51– -0,03]	

Tabela A.21 – Modelos múltiplos temporais avaliados para investigar (*continuação*).

Modelo	**Covariável**	**Tipo**	**Efeito [IC95%])**	**WAIC**
modelo_5t_c	umid_l2_z	linear	0,10[-0,67–0,84]	334,24
	tmin_l1_z	linear	1,57[0,64–2,51]	
	total_imp_z	linear	0,54[0,22–0,87]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,36[-1,08–0,33]	
modelo_6t_c	n_rain_l1_z	RW2	0,84[0,04–1,64] → -0,80[-1,57– -0,04]	330,13
	tmin_l1_z	linear	1,99[0,98–3,07]	
	total_imp_z	linear	0,58[0,26–0,92]	
modelo_7t_c	total_imp_z	linear	0,59[0,27–0,93]	333,94
	tmin_l1_z	linear	1,58[0,64–2,54]	
modelo_8t_c	total_imp_z	linear	0,62[0,25–1,00]	339,02
	El_Nino_l2	linear	1,29[0,01–2,56]	
	La_Nina_l2	linear	-1,20[-3,05–0,59]	
modelo_9t_c	El_Nino_l2	linear	0,89[-0,41–2,17]	334,29
	La_Nina_l2	linear	-1,37[-3,25–0,44]	
	tmin_l1_z	linear	1,47[0,50–2,47]	
	total_imp_z	linear	0,57[0,25–0,92]	
modelo_10t_c	tmin_l1_z	linear	1,93[0,86–3,08]	329,82
	total_imp_z	linear	0,56[0,24–0,90]	
	El_Nino_l2	linear	0,66[-0,76–2,04]	
	La_Nina_l2	linear	-1,79[-3,85–0,16]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,90[0,08–1,74] → -0,86[-1,66– -0,08]	
modelo_11t_c	tmin_l1_z	linear	1,51[0,56–2,47]	331,64
	total_imp_z	linear	0,50[0,19–0,83]	
	El_Nino_l2	linear	0,71[-0,60–1,99]	
	La_Nina_l2	linear	-1,77[-3,80–0,15]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,46[-0,90– -0,04]	

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: O efeito flexível corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável e foi modelado com prior $RW2$

F.3 Modelos simples- Dengue (2012 – 2021)

Tabela A.22 – Modelos temporais lineares simples (*lag* 0–2) ajustados para casos de dengue entre 2012 e 2021

Modelo	Covariável	Coef. [IC95%]	WAIC
mod_t2_1	rain_mes_z	0.06 [-0.29 – 0.40]	312.13
mod_t2_2	umid_z	-0.04 [-0.65 – 0.57]	311.67
mod_t2_3	tmed_z	0.70 [-0.34 – 1.73]	310.27
mod_t2_4	tmax_z	0.64 [-0.32 – 1.60]	309.98
mod_t2_5	tmin_z	0.58 [-0.43 – 1.56]	310.98
mod_t2_6	dif_t_z	0.08 [-0.34 – 0.50]	311.69
mod_t2_7	oni_elnino	0.47 [-0.77 – 1.72]	312.14
	oni_lanina	-1.18 [-2.85 – 0.43]	
mod_t2_8	evi_z	0.26 [-0.77 – 1.26]	311.88
mod_t2_9	dif10_z	0.11 [-0.35 – 0.57]	311.39
mod_t2_10	n_rain_z	0.07 [-0.33 – 0.47]	311.72
mod_t2_11	aedes_mean_z	1.23 [0.69 – 1.79]	297.82
mod_t2_12	area_urb_z	0.16 [-1.69 – 2.20]	309.92
mod_t2_13	rain_mes_l1_z	0.05 [-0.32 – 0.41]	312.10
mod_t2_14	umid_l1_z	0.28 [-0.29 – 0.83]	311.61
mod_t2_15	tmed_l1_z	1.80 [0.74 – 2.86]	303.55
mod_t2_16	tmax_l1_z	1.35 [0.33 – 2.36]	306.22
mod_t2_17	tmin_l1_z	1.83 [0.83 – 2.82]	303.58
mod_t2_18	dif_t_l1_z	-0.16 [-0.56 – 0.25]	312.65
mod_t2_19	oni_elnino_l1	1.20 [-0.01 – 2.40]	311.77
	oni_lanina_l1	-0.78 [-2.65 – 1.03]	
mod_t2_20	evi_l1_z	0.66 [-0.27 – 1.57]	312.52
mod_t2_21	dif10_l1_z	0.03 [-0.42 – 0.48]	312.08
mod_t2_22	n_rain_l1_z	-0.11 [-0.49 – 0.28]	310.99
mod_t2_23	aedes_mean_l1_z	1.02 [0.36 – 1.73]	307.17
mod_t2_24	rain_mes_l2_z	0.12 [-0.31 – 0.56]	311.58
mod_t2_25	umid_l2_z	0.46 [-0.08 – 0.98]	309.54
mod_t2_26	tmed_l2_z	2.39 [1.82 – 2.96]	322.00
mod_t2_27	tmax_l2_z	0.48 [-0.93 – 1.85]	313.37
mod_t2_28	tmin_l2_z	2.51 [1.93 – 3.10]	318.31
mod_t2_29	dif_t_l2_z	-0.46 [-0.92 – -0.00]	309.68
mod_t2_30	oni_elnino_l2	1.52 [0.20 – 2.83]	308.86
	oni_lanina_l2	-1.46 [-3.67 – 0.63]	
mod_t2_31	evi_l2_z	2.54 [1.84 – 3.26]	337.05
mod_t2_32	dif10_l2_z	-0.46 [-0.94 – 0.02]	310.07
mod_t2_33	n_rain_l2_z	0.27 [-0.12 – 0.68]	309.94
mod_t2_34	aedes_mean_l2_z	0.34 [-0.34 – 1.05]	311.91

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Tabela A.23 – Modelos temporais simples com efeitos flexíveis (RW2) com defasagens (*lag* 0–2) aplicados aos casos de dengue entre 2012 e 2021

Modelo	Covariável	Efeito [IC95%]	WAIC
mod_t2_1_nl	aedes_mean_l1_z	-1.09 [-1.73 – -0.47] → 2.41 [1.05 – 3.86]	305.01
mod_t2_2_nl	aedes_mean_l2_z	-0.16 [-0.82 – 0.48] → 0.36 [-1.10 – 1.87]	311.98
mod_t2_3_nl	aedes_mean_z	-1.27 [-1.72 – -0.84] → 2.85 [1.87 – 3.86]	291.36
mod_t2_4_nl	area_urb_z	-0.33 [-3.68 – 2.78] → 0.31 [-2.61 – 3.45]	309.83
mod_t2_5_nl	dif10_l1_z	-0.07 [-0.73 – 0.58] → 0.09 [-0.71 – 0.90]	311.63
mod_t2_6_nl	dif10_l2_z	-0.69 [-1.52 – 0.14] → 0.56 [-0.11 – 1.23]	310.57
mod_t2_7_nl	dif10_z	-0.24 [-0.99 – 0.52] → 0.30 [-0.64 – 1.24]	310.92
mod_t2_8_nl	dif_t_l1_z	-0.27 [-0.96 – 0.43] → 0.30 [-0.49 – 1.07]	312.34
mod_t2_9_nl	dif_t_l2_z	-0.71 [-1.44 – 0.01] → 0.80 [-0.01 – 1.62]	309.77
mod_t2_10_nl	dif_t_z	-0.36 [-1.22 – 0.51] → 0.33 [-0.47 – 1.14]	310.61
mod_t2_11_nl	evi_l1_z	-1.16 [-2.51 – 0.21] → 1.04 [-0.19 – 2.26]	311.97
mod_t2_12_nl	evi_l2_z	-4.29 [-5.48 – -3.13] → 3.82 [2.78 – 4.88]	334.84
mod_t2_13_nl	evi_z	-0.68 [-2.18 – 0.88] → 0.61 [-0.79 – 1.96]	311.96
mod_t2_14_nl	n_rain_l1_z	-0.26 [-1.04 – 0.52] → 0.26 [-0.52 – 1.04]	310.64
mod_t2_15_nl	n_rain_l2_z	-0.42 [-1.17 – 0.31] → 0.42 [-0.31 – 1.17]	310.46
mod_t2_16_nl	n_rain_z	-0.05 [-0.77 – 0.68] → 0.05 [-0.71 – 0.81]	311.74
mod_t2_17_nl	rain_mes_l1_z	-0.14 [-0.70 – 0.43] → 0.21 [-0.61 – 1.00]	312.19
mod_t2_18_nl	rain_mes_l2_z	-0.28 [-0.97 – 0.39] → 0.40 [-0.55 – 1.38]	311.21
mod_t2_19_nl	rain_mes_z	-0.06 [-0.57 – 0.46] → 0.08 [-0.66 – 0.82]	312.18
mod_t2_20_nl	t18_l1_z	-1.40 [-2.47 – -0.30] → 1.54 [0.33 – 2.72]	308.88
mod_t2_21_nl	t18_l2_z	-2.81 [-3.41 – -2.22] → 3.09 [2.44 – 3.75]	320.74
mod_t2_22_nl	t18_z	-0.25 [-1.54 – 1.01] → 0.23 [-0.92 – 1.40]	311.07
mod_t2_23_nl	tmax_l1_z	-1.73 [-3.26 – -0.18] → 1.60 [0.17 – 3.02]	308.37
mod_t2_24_nl	tmax_l2_z	-1.38 [-3.51 – 0.82] → 1.26 [-0.74 – 3.20]	313.56
mod_t2_25_nl	tmax_z	-0.88 [-2.30 – 0.54] → 0.82 [-0.51 – 2.14]	310.21
mod_t2_26_nl	tmed_l1_z	-2.54 [-4.20 – -0.87] → 2.24 [0.76 – 3.70]	305.01
mod_t2_27_nl	tmed_l2_z	-1.71 [-4.05 – 0.88] → 1.46 [-0.75 – 3.44]	315.34
mod_t2_28_nl	tmed_z	-0.99 [-2.75 – 0.79] → 0.88 [-0.70 – 2.43]	310.54
mod_t2_29_nl	tmin_l1_z	-3.14 [-4.79 – -1.50] → 2.76 [1.32 – 4.21]	302.83
mod_t2_30_nl	tmin_l2_z	-4.33 [-5.32 – -3.33] → 3.78 [2.91 – 4.65]	318.28
mod_t2_31_nl	tmin_z	-0.53 [-2.18 – 1.20] → 0.46 [-1.05 – 1.91]	311.47
mod_t2_32_nl	total_imp_l1_z	-0.73 [-1.27 – -0.22] → 1.22 [0.37 – 2.11]	308.48
mod_t2_33_nl	total_imp_l2_z	-0.31 [-0.88 – 0.24] → 0.51 [-0.41 – 1.47]	311.87
mod_t2_34_nl	total_imp_z	-0.89 [-1.37 – -0.44] → 1.49 [0.74 – 2.28]	303.95
mod_t2_35_nl	umid_l1_z	-0.48 [-1.47 – 0.51] → 0.46 [-0.48 – 1.39]	311.32
mod_t2_36_nl	umid_l2_z	-0.72 [-1.62 – 0.18] → 0.69 [-0.17 – 1.55]	309.64
mod_t2_37_nl	umid_z	-0.19 [-1.36 – 0.99] → 0.20 [-1.05 – 1.44]	311.77

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: O efeito flexível corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável. O efeito foi modelado com prior $RW2$

Variáveis importantes nos modelos simples

Tabela A.24 – Variáveis importantes e WAIC dos modelos simples com especificação paramétrica e efeito flexível para casos de dengue (2012–2021)

Variável	***Lag* 0**	***Lag* 1**	***Lag* 2**	***Lag* 0**	***Lag* 1**	***Lag* 2**
total_imp_z	306,07	308,42	–	303,95	308,48	–
aedes_mean_z	297,82	307,17	–	291,36	305,01	–
tmed_z	–	303,55	321,99	–	305,01	–
tmax_z	–	306,22	–	–	308,37	–
tmin_z	–	303,58	318,32	–	302,83	318,28
dif_t_z	–	–	309,68	–	–	–
evi_z	–	–	337,05	–	–	334,84
fase_enso (*El Niño*)	–	–	308,86	–	–	–

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: "–" indica zero no intervalo de credibilidade do coeficiente estimado ou modelo não ajustado.

F.4 Modelos múltiplos - Dengue (2012 – 2021)

Tabela A.25 – Modelos múltiplos temporais avaliados para investigar a associação entre casos autóctones de dengue e variáveis explicativas no período de 2012 a 2021.

Modelo	**Covariável**	**Tipo**	**Efeito [IC95%]**	**WAIC**
modelo_1.2m	umid_l2_z	linear	-0,14[-0,88–0,58]	286,12
	tmin_l1_z	linear	1,44[0,46–2,46]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,51[-1,22–0,13]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,63[-0,06–1,33] → -0,63[-1,33–0,06]	
	aedes_mean_z	RW2	-1,08[-1,54– -0,65] → 2,43[1,44–3,44]	
modelo_2.2m	umid_l2_z	linear	-0,02[-0,77–0,68]	284,32
	tmin_l1_z	linear	1,56[0,56–2,60]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,38[-1,08–0,24]	
	total_imp_z	linear	0,30[0,02–0,60]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,52[-0,19–1,23] → -0,52[-1,23–0,19]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,86[-1,34– -0,40] → 1,94[0,89–3,01]	
modelo_3.2m	tmin_l1_z	linear	1,58[0,62–2,59]	281,87
	dif_t_l2_z	linear	-0,36[-0,76–0,03]	
	total_imp_z	linear	0,30[0,02–0,59]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,53[-0,17–1,23] → -0,53[-1,23–0,17]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,86[-1,32– -0,40] → 1,92[0,90–2,95]	

Tabela A.25 – Comparação de modelos múltiplos para os casos de dengue entre 2012 e 2021 (*continuação*).

Modelo	Covariável	Tipo	Efeito [IC95%]	WAIC
modelo_4.2m	umid_l2_z	linear	0,31[-0,12–0,74]	281,75
	tmin_l1_z	linear	1,68[0,71–2,69]	
	total_imp_z	linear	0,33[0,05–0,61]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,54[-0,14–1,23] → -0,54[-1,23–0,14]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,81[-1,27– -0,36] → 1,82[0,80–2,85]	
modelo_5.2m	umid_l2_z	linear	-0,06[-0,84–0,67]	285,67
	tmin_l1_z	linear	1,20[0,33–2,09]	
	total_imp_z	linear	0,33[0,05–0,63]	
	dif_t_l2_z	linear	-0,43[-1,16–0,22]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,91[-1,40– -0,44] → 2,04[0,98–3,13]	
modelo_6.2m	tmin_l1_z	linear	1,68[0,70–2,71]	281,17
	total_imp_z	linear	0,33[0,05–0,63]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,57[-0,12–1,27] → -0,57[-1,27–0,12]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,84[-1,31– -0,37] → 1,88[0,83–2,92]	
modelo_7.2m	tmin_l1_z	linear	1,28[0,44–2,16]	283,23
	total_imp_z	linear	0,35[0,08–0,65]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,88[-1,35– -0,41] → 1,98[0,92–3,03]	
modelo_8.2m	El_Nino_l2	linear	1,34[0,07–2,61]	291,33
	La_Nina_l2	linear	-0,97[-3,02–1,00]	
	total_imp_z	linear	0,28[-0,03–0,60]	
	aedes_mean_z	RW2	-1,05[-1,53– -0,57] → 2,35[1,29–3,43]	
modelo_9.2m	El_Nino_l2	linear	0,99[-0,28–2,26]	284,30
	La_Nina_l2	linear	-1,17[-3,30–0,88]	
	tmin_l1_z	linear	1,20[0,32–2,10]	
	total_imp_z	linear	0,32[0,04–0,61]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,90[-1,37– -0,43] → 2,01[0,96–3,06]	
modelo_10.2m	tmin_l1_z	linear	1,62[0,58–2,74]	282,31
	total_imp_z	linear	0,31[0,02–0,60]	
	El_Nino_l2	linear	0,72[-0,65–2,08]	
	La_Nina_l2	linear	-1,57[-3,88–0,64]	
	n_rain_l1_z	RW2	0,57[-0,15–1,32] → -0,57[-1,32–0,15]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,85[-1,32– -0,37] → 1,89[0,84–2,95]	
modelo_11.2m	tmin_l1_z	linear	1,16[0,31–2,02]	282,11
	El_Nino_l2	linear	1,00[-0,27–2,27]	
	La_Nina_l2	linear	-1,73[-4,11–0,54]	
	total_imp_z	linear	0,28[0,01–0,56]	

Tabela A.25 – Comparação de modelos múltiplos para os casos de dengue entre 2012 e 2021 (*continuação*).

Modelo	**Covariável**	**Tipo**	**Efeito [IC95%]**	**WAIC**
	dif_t_l2_z	linear	-0,44[-0,85– -0,05]	
	aedes_mean_z	RW2	-0,93[-1,39– -0,48] $\rightarrow$ 2,09[1,07–3,12]	

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: O efeito corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável e foi modelado com prior $RW2$

F.5 Modelos simples- *Aedes aegypti* (2012 – 2021)

Tabela A.26 – Modelos temporais lineares simples (*lag* 0–2) para *Ae. aegypti* no período de 2012 a 2021

Modelo	Covariável	Coef. [IC95]	WAIC
mod_t_ae_1	umid_z	-0.21 [-0.41 – -0.01]	1574.40
mod_t_ae_2	tmed_z	0.86 [0.51 – 1.22]	1562.43
mod_t_ae_3	tmax_z	0.76 [0.44 – 1.08]	1561.61
mod_t_ae_4	tmin_z	0.79 [0.44 – 1.14]	1566.82
mod_t_ae_5	dif_t_z	0.07 [-0.09 – 0.22]	1578.77
mod_t_ae_6	oni_elnino	0.43 [0.02 – 0.84]	1578.39
	oni_lanina	-0.00 [-0.39 – 0.39]	
mod_t_ae_7	evi_z	0.76 [0.48 – 1.04]	1556.19
mod_t_ae_8	dif10_z	0.06 [-0.10 – 0.21]	1579.33
mod_t_ae_9	rain_mes_z	0.00 [-0.12 – 0.13]	1581.21
mod_t_ae_10	n_rain_z	0.03 [-0.10 – 0.16]	1580.98
mod_t_ae_11	area_urb_z	-0.21 [-0.51 – 0.08]	1578.60
mod_t_ae_12	rain_mes_l1_z	0.14 [0.01 – 0.26]	1576.29
mod_t_ae_13	umid_l1_z	0.12 [-0.07 – 0.30]	1579.10
mod_t_ae_14	tmed_l1_z	1.31 [0.97 – 1.64]	1546.10
mod_t_ae_15	tmax_l1_z	1.00 [0.66 – 1.35]	1558.95
mod_t_ae_16	tmin_l1_z	1.27 [0.95 – 1.57]	1546.33
mod_t_ae_17	dif_t_l1_z	-0.10 [-0.24 – 0.04]	1579.55
mod_t_ae_18	oni_elnino_l1	0.58 [0.19 – 0.97]	1572.81
	oni_lanina_l1	0.02 [-0.37 – 0.41]	
mod_t_ae_19	evi_l1_z	0.38 [0.07 – 0.70]	1577.66
mod_t_ae_20	dif10_l1_z	-0.03 [-0.18 – 0.12]	1581.03
mod_t_ae_21	n_rain_l1_z	0.08 [-0.05 – 0.21]	1579.13
mod_t_ae_22	rain_mes_l2_z	0.04 [-0.10 – 0.17]	1581.47
mod_t_ae_23	umid_l2_z	0.04 [-0.14 – 0.23]	1580.86
mod_t_ae_24	tmed_l2_z	0.92 [0.49 – 1.33]	1574.06
mod_t_ae_25	tmax_l2_z	0.72 [0.31 – 1.12]	1576.36
mod_t_ae_26	tmin_l2_z	0.83 [0.41 – 1.23]	1575.81
mod_t_ae_27	dif_t_l2_z	-0.02 [-0.16 – 0.12]	1581.61
mod_t_ae_28	oni_elnino_l2	0.69 [0.30 – 1.09]	1567.18
	oni_lanina_l2	0.05 [-0.35 – 0.44]	
mod_t_ae_29	evi_l2_z	0.05 [-0.26 – 0.37]	1580.76
mod_t_ae_30	dif10_l2_z	-0.07 [-0.22 – 0.07]	1580.43
mod_t_ae_31	n_rain_l2_z	0.00 [-0.12 – 0.13]	1580.96

Fonte: Elaborada pela autora, 2025

Nota: Modelos Gaussianos com preditor linear e defasagens de até dois meses (*lag* 0, 1 e 2). Intervalos de credibilidade de 95%.

Tabela A.27 – Modelos temporais com efeitos flexíveis simples (*lag* 0–2) para *Ae. aegypti* no período de 2012 a 2021

Modelo	Covariável	Efeito [IC95%]	WAIC
mod_t_ae1_nl	area_urb_z	-0.36 [-0.83 – 0.10] → 0.38 [-0.11 – 0.88]	1578.57
mod_t_ae2_nl	dif10_l1_z	-0.03 [-0.30 – 0.24] → 0.02 [-0.20 – 0.24]	1581.01
mod_t_ae3_nl	dif10_l2_z	-0.12 [-0.39 – 0.15] → 0.10 [-0.12 – 0.32]	1580.54
mod_t_ae4_nl	dif10_z	-0.10 [-0.33 – 0.15] → 0.12 [-0.18 – 0.42]	1579.07
mod_t_ae5_nl	dif_t_l1_z	-0.17 [-0.42 – 0.08] → 0.19 [-0.09 – 0.47]	1579.59
mod_t_ae6_nl	dif_t_l2_z	-0.11 [-0.35 – 0.13] → 0.12 [-0.15 – 0.39]	1580.91
mod_t_ae7_nl	dif_t_z	-0.13 [-0.43 – 0.18] → 0.12 [-0.17 – 0.40]	1578.52
mod_t_ae8_nl	evi_l1_z	-0.67 [-1.13 – -0.21] → 0.60 [0.19 – 1.02]	1574.96
mod_t_ae9_nl	evi_l2_z	-0.18 [-0.69 – 0.33] → 0.16 [-0.29 – 0.62]	1580.71
mod_t_ae10_nl	evi_z	-1.21 [-1.62 – -0.79] → 1.09 [0.71 – 1.46]	1551.31
mod_t_ae11_nl	n_rain_l1_z	-0.16 [-0.40 – 0.08] → 0.16 [-0.08 – 0.40]	1578.74
mod_t_ae12_nl	n_rain_l2_z	-0.01 [-0.25 – 0.22] → 0.01 [-0.22 – 0.25]	1580.98
mod_t_ae13_nl	n_rain_z	-0.00 [-0.24 – 0.23] → 0.00 [-0.22 – 0.23]	1580.96
mod_t_ae14_nl	rain_mes_l1_z	-0.21 [-0.40 – -0.01] → 0.29 [0.02 – 0.57]	1576.82
mod_t_ae15_nl	rain_mes_l2_z	-0.05 [-0.26 – 0.17] → 0.07 [-0.23 – 0.37]	1581.24
mod_t_ae16_nl	rain_mes_z	-0.01 [-0.29 – 0.28] → 0.01 [-0.20 – 0.21]	1581.19
mod_t_ae20_nl	tmax_l1_z	-1.89 [-2.45 – -1.31] → 0.83 [0.41 – 1.23]	1547.34
mod_t_ae21_nl	tmax_l2_z	-1.15 [-1.81 – -0.47] → 1.05 [0.43 – 1.65]	1575.62
mod_t_ae22_nl	tmax_z	-0.99 [-1.52 – -0.45] → 0.92 [0.42 – 1.42]	1569.27
mod_t_ae23_nl	tmed_l1_z	-2.37 [-2.90 – -1.78] → 1.21 [0.63 – 1.72]	1538.01
mod_t_ae24_nl	tmed_l2_z	-1.35 [-2.04 – -0.63] → 1.15 [0.53 – 1.74]	1575.85
mod_t_ae25_nl	tmed_z	-1.27 [-1.86 – -0.68] → 1.12 [0.60 – 1.64]	1566.56
mod_t_ae26_nl	tmin_l1_z	-2.41 [-2.92 – -1.85] → 1.31 [0.72 – 1.83]	1527.01
mod_t_ae27_nl	tmin_l2_z	-1.34 [-1.97 – -0.70] → 1.18 [0.61 – 1.72]	1574.52
mod_t_ae28_nl	tmin_z	-1.10 [-1.69 – -0.52] → 0.96 [0.45 – 1.47]	1571.56
mod_t_ae29_nl	umid_l1_z	-0.12 [-0.46 – 0.23] → 0.11 [-0.21 – 0.43]	1580.26
mod_t_ae30_nl	umid_l2_z	-0.05 [-0.37 – 0.27] → 0.05 [-0.29 – 0.39]	1580.90
mod_t_ae31_nl	umid_z	-0.43 [-0.77 – -0.08] → 0.45 [0.08 – 0.82]	1572.56

Nota: Modelos com estrutura RW2 para identificar efeitos flexíveis. Intervalos de credibilidade de 95%.

Variáveis importantes nos modelos simples

Tabela A.28 – Variáveis importantes e WAIC dos modelos simples com especificação paramétrica e efeito flexível para *Ae. aegypti* (2012–2021)

Variável	*Lag* 0	*Lag* 1	*Lag* 2	*Lag* 0	*Lag* 1	*Lag* 2
fase_enso (El Niño)	1.578,39	1.572,81	1.567,18	–	–	–
evi_z	1.556,18	1.577,72	–	1.551,31	1.574,96	–
tmed_z	1.562,41	1.546,08	1.574,04	1.566,56	1.538,01	1.575,85
tmax_z	1.561,61	1.558,91	1.576,42	1.569,27	1.547,34	1.575,62
tmin_z	1.566,84	1.546,18	1.575,80	1.571,56	1.527,01	1.574,52
umid_z	1.574,40	–	–	1.572,56	–	–
rain_mes_z	–	1.576,30	–	–	1.576,82	–

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.
Nota: "–" indica zero no intervalo de credibilidade do coeficiente estimado ou modelo não ajustado.

F.6 Modelos múltiplos - *Aedes aegypti* (2012 – 2021)

Tabela A.29 – Modelos múltiplos ajustados para *Ae. aegypti* entre 2012 e 2021, incluindo efeitos com especificação paramétrica e flexíveis (RW2)

Modelo	Covariável	Tipo	Efeito [IC95%]	WAIC
mod_t2.ae11	umid_z	linear	-0,09[-0,24–0,06]	1522,47
	tmin_l1_z	RW2	-2,25[-2,79– -1,71] → 1,12[0,54–1,66]	
	rain_mes_l1_z	linear	0,09[-0,09–0,19]	
mod_t2.ae1	tmin_l1_z	RW2	-2,22[-2,75– -1,68] → 1,11[0,55–1,65]	1519,73
	umid_z	RW2	0,25[-0,03–0,54] → -0,24[-0,51–0,02]	
	rain_mes_l1_z	RW2	-0,16[-0,32– -0,00] → 0,23[0,01–0,46]	
mod_t2.ae2	tmin_l1_z	RW2	-2,33[-2,85– -1,79] → 1,17[0,59–1,72]	1522,92
	rain_mes_l1_z	RW2	-0,14[-0,30–0,02] → 0,20[-0,03–0,42]	
mod_t2.ae3	tmin_l1_z	RW2	-2,32[-2,82– -1,78] → 1,26[0,71–1,77]	1524,99
	umid_z	RW2	0,20[-0,09–0,48] → -0,19[-0,45–0,08]	
mod_t2.ae4	tmin_l1_z	RW2	-2,41[-2,93– -1,86] → 1,31[0,73–1,83]	1527,04
mod_t2.ae5	El_Nino_l2	linear	0,26[-0,07–0,60]	1521,03
	La_Nina_l2	linear	0,10[-0,22–0,43]	
	tmin_l1_z	RW2	-2,11[-2,66– -1,55] → 1,14[0,55–1,69]	
	umid_z	RW2	0,29[0,01–0,58] → -0,28[-0,55– -0,01]	
	rain_mes_l1_z	RW2	-0,14[-0,30–0,02] → 0,20[-0,02–0,43]	
mod_t2_ae6	El_Nino_l2	linear	0,21[-0,12–0,54]	1525,49
	La_Nina_l2	linear	0,08[-0,25–0,41]	

Tabela A.29 – Modelos múltiplos ajustados para *Ae. aegypti* entre 2010 e 2021 (*continuação*).

Modelo	Covariável	Tipo	Efeito [IC95%]	WAIC
	tmin_l1_z	RW2	-2,26[-2,80– -1,69] → 1,20[0,60–1,77]	
	rain_mes_l1_z	RW2	-0,12[-0,28–0,05] → 0,17[-0,07–0,40]	
mod_t2_ae7	El_Nino_l2	linear	0,31[-0,02–0,65]	1525,56
	La_Nina_l2	linear	0,11[-0,22–0,45]	
	tmin_l1_z	RW2	-2,19[-2,74– -1,62] → 1,28[0,71–1,80]	
	umid_z	RW2	0,24[-0,04–0,53] → -0,23[-0,50–0,04]	
mod_t2_ae8	El_Nino_l2	linear	0,26[-0,07–0,59]	1528,44
	LaNina_l2	linear	0,10[-0,23–0,43]	
	tmin_l1_z	RW2	-2,32[-2,86– -1,73] → 1,33[0,72–1,86]	
mod_t2_ae9	El_Nino_l2	linear	0,69[0,30–1,09]	1567,15
	La_Nina_l2	linear	0,05[-0,35–0,44]	

Fonte: Elaborada pela autora, 2025.

Nota: Coef. corresponde à média posterior do primeiro e do último nível da covariável e foi modelado com prior $RW2$

Apêndice G – Artigo publicado

Introduction, establishment, and distribution of *Aedes aegypti* and dengue in a temperate capital of Brazil: a retrospective surveillance-based study

Danielle Andreza da Cruz Ferreira,[a,*] Laís Picinini Freitas,[b,c] Rachel Lowe,[d,e,f] Getúlio Dornelles Souza,[g] Ricardo Toshio Fujiwara,[a] and Raquel Martins Lana[d,**]

[a]Department of Parasitology, Federal University of Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil
[b]École de Santé Publique, Université de Montréal, Montréal, QC, Canada
[c]Centre de recherche en santé publique, Montréal, QC, Canada
[d]Barcelona Supercomputing Center (BSC), Barcelona, Spain
[e]Catalan Institution for Research and Advanced Studies (ICREA), Barcelona, Spain
[f]Centre on Climate Change & Planetary Health and Centre for Mathematical Modelling of Infectious Diseases, London School of Hygiene & Tropical Medicine, London, UK
[g]Health Secretariat of Porto Alegre, Porto Alegre, Brazil

The Lancet Regional Health - Americas 2025;48: 101153

Published Online 23 June 2025
https://doi.org/10.1016/j.lana.2025.101153

Summary

Background Dengue is spreading to southern latitudes in Brazil, where the temperate climate was once a barrier to the primary vector, *Aedes aegypti*. In this study, our objective was to reconstruct the introduction, establishment, and subsequent expansion of *Ae. aegypti* and dengue in Porto Alegre, the southernmost state capital of Brazil, located in Rio Grande do Sul state.

Methods This ecological study used entomological and epidemiological surveillance data and official reports obtained from municipal health authorities of Porto Alegre, from 2001 to 2021. Descriptive analyses were employed, supplemented by space-time scan statistics to identify high-risk vector abundance and dengue case clusters.

Findings *Ae. aegypti* was first detected in Porto Alegre in 2001, spreading citywide by 2016. The first autochthonous dengue case was recorded in 2010, and by 2021 the disease was detected in 78% of the neighbourhoods. DENV-1 was the dominant serotype and most cases occurred among people aged 20–59. Clusters of vectors and dengue cases were more frequent during summer and autumn, but a few were also identified during winter. High-risk clusters for vectors were more frequent in the Partenon and Northwest regions and for dengue in the East, Centre, Partenon and South.

Interpretation *Ae. aegypti* successfully established and spread within a temperate city in Brazil. The presence of vectors, a susceptible population and socio-environmental characteristics conducive to mosquito proliferation resulted in autochthonous transmission of dengue fever after the continuous introduction of imported cases. The climatic barrier to dengue transmission in the south of Brazil has shifted southward, coinciding with the colonisation of *Ae. aegypti* and the emergence of dengue in recent years in Porto Alegre.

Funding Generalitat de Catalunya, European Commission, and Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Copyright © 2025 The Authors. Published by Elsevier Ltd. This is an open access article under the CC BY-NC license (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

Keywords: Dengue; *Aedes aegypti*; Spatiotemporal; Scan statistics; Brazil; Vector borne diseases; Vector adaptation

Introduction

Dengue is a mosquito-transmitted viral disease that has increased exponentially in recent years. According to the World Health Organization (WHO), dengue cases increased from 505 thousand in 2000 to 6.5 million in 2023 worldwide.[1] Since 2022, Brazil has experienced

*Corresponding author.
**Corresponding author.
E-mail addresses: danielleandreza@ufmg.br (D.A. da Cruz Ferreira), raquel.lana@bsc.es (R. Martins Lana).
Disclaimer: This summary is available in Portuguese in the Supplementary Material.

Research in context

Evidence before this study

The spread and incidence of dengue is rapidly increasing across the globe. In the southern region of Brazil, where a temperate climate predominates, many cities have recently experienced dengue emergence. However, knowledge about the disease dynamics in this region is still limited.

In July 2024, we conducted a search on PubMed for studies related to dengue and the *Aedes aegypti* vector in southern Brazil and other temperate areas of South America. Most studies analysed dengue and *Ae. aegypti* in Argentina. These studies showed that autochthonous dengue transmission started years after the first recorded vector, and highlighted the impact of the constant introduction of imported cases on maintaining local transmission. For Brazil, one study warned about an increase in dengue incidence and the suitability for *Ae. aegypti* in the country with a discussion about the southern region. Other studies in the Rio Grande do Sul and Paraná, states of the southern region, confirm the presence of *Ae. aegypti* and local dengue transmission in many cities. However, none of them describe the introduction, establishment and expansion of *Ae. aegypti* and dengue in the south. Therefore, a study aiming to reconstruct the history of dengue and its vector in a temperate climate region in Brazil, distinct from tropical areas where dengue is already widespread, could provide valuable insights into the southward advancement of this disease in the country.

Added value of this study

Our findings emphasise that *Ae. aegypti* mosquitoes can successfully colonise and disperse in temperate regions like urban areas in southern Brazil. In Porto Alegre, since the mosquito was first detected in 2001, it spread across the city. Despite this, Porto Alegre remained free of local dengue transmission for another nine years. The identified high-risk clusters of mosquito infestation and/or dengue showed heterogeneous distribution in space and time, suggesting that characteristics of urban landscapes shape the disease and vector distribution. Importantly, the identification of high-risk clusters even during winter, which was highly unexpected considering that the city's climate used to be unsuitable for dengue, indicates sustained local transmission.

Implications of all the available evidence

The high-risk area identification enables the municipality to develop more targeted control strategies and, thereby, optimise resource allocation. At the same time, our study provides a foundation for further research in the field, including the development of predictive models. It is important to note that dengue emergence is not immediate after the mosquito colonisation. This means the process may be ongoing in other locations where competent vectors are present, and there is a flow of humans from endemic to naïve areas that could carry the viruses. This highlights the risk of dengue emergence in cities with a climate and urbanisation level similar to Porto Alegre and the importance of continuous vector monitoring and effective control.

epidemics with record-breaking counts of cases, partially a consequence of the disease spreading to previously unaffected areas, notably in the South region.[2] In 2024, the country experienced its worst dengue epidemic ever registered, with over 6.5 million cases reported by Oct 18, 2024.[3]

In Brazil, the main dengue vector is *Ae. aegypti*, a climate-sensitive mosquito that is highly adapted to urban settings and bites during the day. The tiger mosquito *Ae. albopictus* is also present in the country,[4] and a previous study confirmed the presence of the dengue virus (DENV) in this species in a rural area.[5] However, there is limited knowledge about the importance of *Ae. albopictus* in dengue epidemiology in Brazil.

Changes in climatic conditions and rapid unplanned urbanisation can contribute to *Ae. Aegypti* colonisation in new locations.[6,7] The mosquito is widespread throughout the Brazilian territory, including the southern region. This region used to be associated with absent or low *Ae. aegypti* infestation because of its temperate climate. The recent mosquito colonisation in such locations indicates that temperate climate zones are proving to be suitable for *Ae. aegypti*, as observed in other countries in the Southern Cone.[8]

Dengue distribution is associated with *Ae. aegypti* vector presence. However, for local transmission to occur, other conditions are necessary, including favourable ecological and climatic factors, immune susceptibility to disease in the local human population, and virus circulation.[9,10] In the absence of these conditions, *Ae. aegypti* populations can persist without sustained arbovirus transmission for extended periods, a phenomenon called "Aegyptism without arboviruses".[11]

In favourable settings, imported cases can lead to autochthonous transmission and outbreaks, as detected in cities such as Córdoba and Santa Fé (Argentina).[8,12] In Brazil's southern region, many cities have experienced dengue emergence and outbreaks in recent years,[2] including Porto Alegre.

Porto Alegre, the capital of Rio Grande do Sul state, is an important Brazilian metropolis with high connectivity through air, road, and water transport. Due to its recent history of dengue emergence, this region presents a valuable study area for generating knowledge that may aid in understanding the dynamics of the

disease. It also may exhibit an eco-epidemiological context that is significantly different from other tropical capitals where dengue has been established for many years. Using cases and mosquito surveillance data from the Municipal Health Secretariat of Porto Alegre, this study aims to reconstruct the introduction, establishment, and subsequent expansion of *Ae. aegypti* and dengue at intra-municipal level over 20 years.

Methods

Study area

Porto Alegre is the capital of Rio Grande do Sul state in the south of Brazil. The municipality is divided into 83 neighbourhoods and 17 regions (Refer to Figure S1 in the Supplementary Material for details). It has an area of 495.39 km^2, of which 214.91 km^2 is urban. The population in 2022 was 1,332,845, resulting in a population density of 2690.5 inhabitants/km^2. The municipality has an average altitude of 10 m above sea level and a temperate climate with well-distributed yearly rainfall. The average annual temperature is 19.9 °C, ranging from 14.9 °C during winter to 24.6 °C in summer. The annual rainfall is approximately 1495 mm, with the most rainfall falling in winter (414 mm).[13]

Data

We obtained epidemiological and entomological surveillance data from the Health Secretariat of Porto Alegre, the human population size, and epidemiological and management official documents published by Porto Alegre (Fig. 1a).

Epidemiological and management official documents

We collected additional data from epidemiological and management official documents from the Health Secretariat of Porto Alegre. By searching for the terms "*Aedes*", "arboviruses", "dengue", "larval survey", and "LIRAa", we found information on the dates and locations of the first recorded instances of the vector and dengue cases, as well as the infested neighbourhoods.

Entomological information before 2012 (place of the first *Ae. aegypti* records and the number of infested neighbourhoods) and data from LIRAa (Levantamento Rápido de Índices para *Ae. aegypti*) (2006–2016) were obtained in these documents. LIRAa is a monitoring method based on immature forms of *Ae. aegypti* (larvae and pupae) to obtain entomological indicators and investigate the distribution of the *Ae. aegypti* vector. One of the indicators obtained is the Building Infestation Index (Supplementary Figure S3), which provides the percentage of positive houses.[14] An index less than 1 is considered satisfactory, between 1 and 3.9 indicates alert, and greater than 3.9 indicates risk.[15] This methodology was used in Porto Alegre between 2006 and 2016 as part of the surveillance routine. Prior to this, simple larval surveys were conducted.

Epidemiological data

In Brazil, dengue is a mandatory disease for reporting to the Notifiable Diseases Information System (*Sistema de Informação de Agravos de Notificação*—SINAN) from the Ministry of Health. Surveillance is based on passive case detection, meaning only patients seeking health care with a suspected diagnosis of dengue can be detected and reported to SINAN. Dengue case data aggregated at the municipal level from 2001 to 2009 were obtained directly from the SINAN platform, where they are publicly available. For case definition details, please refer to the Supplementary Material (item 1.2).

From 2010 to July 2021, we obtained SINAN's individual-level dengue case data for Porto Alegre provided by the city's Health Secretariat. In Fig. 1b, the data are aggregated by epidemiological week. These data included but were not limited to, the cases' address information, age, whether the case was autochthonous or imported, and laboratory information. Residential addresses were georeferenced using the package ggmap (version 4.0.0) and Google's Geocoding API in R (version 2023.06.1) (R Core Team, 2022), and then grouped by neighbourhood.

Entomological data

As part of the entomological surveillance in Porto Alegre, the municipal Health Secretariat installed MosquiTRAPs to capture adult mosquitoes in strategic locations starting in September 2012. We obtained from the Health Secretariat the number of captured *Ae. Aegypti* adult females from September 2012 to December 2021 by week, which reflects the frequency at which the traps are monitored (Fig. 1c).

The MosquiTRAP is a device outfitted with a synthetic oviposition attractant (AtrAedes) designed to lure and capture gravid *Ae. aegypti* mosquitoes on a sticker card.[16] The traps were positioned outdoors at fixed locations, sheltered from rain and sunlight, with a distance of approximately 250 m between them. The Health Secretariat of Porto Alegre chose the installation sites based on the occurrence of autochthonous dengue cases and high infestation of *Ae. aegypti* measured by LIRAa (Getúlio Dornelles Souza, General Coordination of Health Surveillance, CGVS, Porto Alegre, personal communication). The Health Secretariat of Porto Alegre also provided laboratory data for real-time PCR to detect dengue virus (DENV) in all captured *Ae. aegypti* adult samples (please refer to Supplementary Material, item 2.2 for more detailed information).

Human population

Population counts from census data (Brazilian Institute of Geography and Statistics, IBGE 2010) and projections

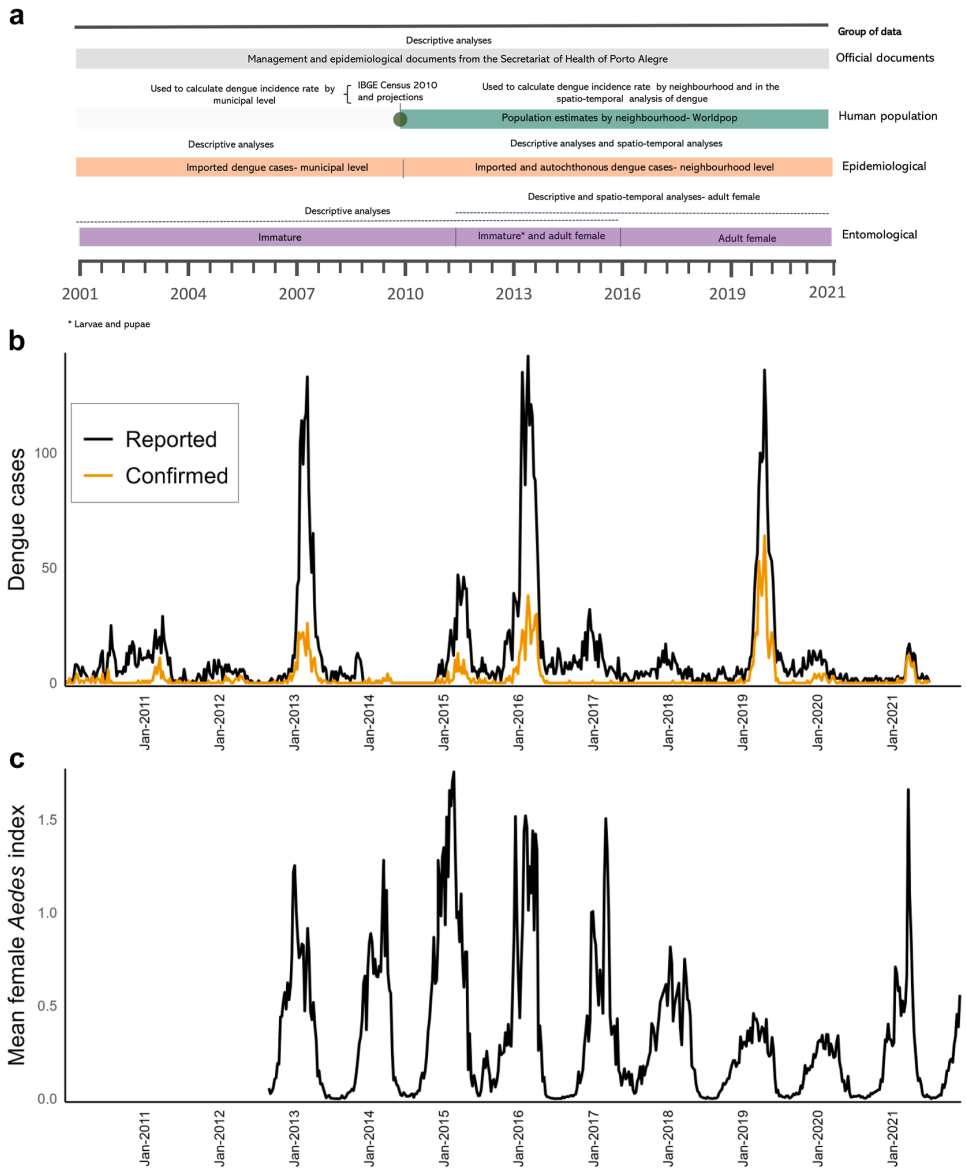


Fig. 1: **(a)** Diagram of the studied dataset and main analysis; **(b)** Total reported and confirmed dengue cases in Porto Alegre (RS) by epidemiological week from 2010 to 2021; **(c)** Weekly average of *Ae. aegypti* females captured by MosquiTRAPs between September 2012 and December 2021.

(2011–2021) at the municipal level were obtained in the DataSUS platform, provided by the Brazilian Ministry of Health. For the neighbourhood level, we obtained data from the WorldPop unconstrained population estimates per 100-m pixel for Brazil from 2010 to 2021 (available at https://www.worldpop.org). Using QGIS (QGIS.org, 2023), we cropped the raster images to the shapefile of Porto Alegre and used zonal statistics to calculate the population of each neighbourhood by year. Shapefiles of the intra-municipal administrative divisions (neighbourhoods and regions) were sourced from https://prefeitura.poa.br/smpae/observapoa.

Analysis

We conducted descriptive analyses and employed SaTScan (also known as scan statistics) for

spatiotemporal cluster identification of two different outcomes: *Ae. aegypti* infestation (2012–2021) and dengue cases (2010–2021).

Descriptive analysis

For the descriptive analyses, we calculated the entomological indicator Mean Female *Aedes* Index (MFAI) by dividing the weekly number of *Ae. aegypti* female mosquitoes captured in MosquiTRAPs by the total number of traps inspected in the same week.

We calculated the annual dengue incidence per 100,000 inhabitants for the municipality and stratified by age group. We also calculated the dengue incidence per 100,000 inhabitants by year and the incidence for the all study period for each neighbourhood.

Spatiotemporal scan statistics

For the spatiotemporal scan statistics, daily data were used considering a time aggregation of 7 days and each epidemiological year was analysed separately for each outcome (*Ae. Aegypti* infestation and dengue cases). In this method, a cylinder moves through the study area, varying the base (space) and height (time) to detect a spatiotemporal cluster based on its relative risk. The relative risk is defined as the ratio of the risk inside the cluster to the risk outside. The clusters were ordered according to the likelihood ratio, with the highest maximum likelihood being the most likely, i.e., with stronger evidence of being a high-risk cluster. Please refer to the Supplementary Material for detailed information and formulas (item 1.4).

In this study, a cluster is defined as a geographically limited region with a statistically significant higher risk of *Ae. aegypti* infestation/dengue cases than the remaining study area in a specific time window. To assess statistical significance, we performed 999 Monte Carlo simulations, and a cluster was deemed significant if the p-value was less than 0.05. Other limiting parameters were set to restrict the clusters' size and duration. For both outcomes, the minimum cluster duration was set to 21 days, based on the average extrinsic and intrinsic virus incubation period at 25 °C,[17] and the maximum duration was set to 50% of the epidemiological year. Additional limiting parameters specific to each outcome are described below.

Spatiotemporal clusters of female Ae. aegypti *infestation*

The spatiotemporal permutation distribution model was applied to identify high-risk clusters of *Ae. aegypti* infestation using the geographic coordinates of each trap, the number of adult females caught by the trap, and the date of trap inspection. The limiting parameter of the cluster's maximum spatial size was set to 50% of the at-risk population. For this analysis, the numbers of all captured mosquitoes were considered as the at-risk population.

Spatiotemporal clusters of dengue cases

To identify high-risk clusters of dengue cases, we used a discrete Poisson model approach and the number of confirmed dengue cases among Porto Alegre residents aggregated by neighbourhood and date of symptom onset. The limiting parameter of the cluster's maximum spatial size was defined as 10% of the at-risk population (the number of inhabitants). Clusters were also limited to having at least two cases. None of the neighbourhoods were excluded from the analyses because all of them have a population proportion smaller than the maximum cluster's size.

We used SatScan software version 10.1 (http://www.satscan.org) for cluster identification. Maps were prepared using R (version 2023.06.1) and the packages sf (version 1.0-18), ggplot2 (version 3.5.1), and colorspace (version 2.1-1).

Ethical approval

The Federal University of Minas Gerais Research Ethics Committee approved this study, with CAAE 59597022.8.0000.5149.

Role of the funding source

The funders had no role in the study design, data collection, data analysis and interpretation, report writing, or publication submission.

Results

Introduction, establishment, and spread of Ae. Aegypti

According to the information extracted from official documents, the *Ae. aegypti* mosquito was first detected in Porto Alegre in 2001 in the Nonoai and Teresópolis neighbourhoods (South-Centre). By the end of the same year, the vector had already colonised 17% of the city's neighbourhoods. In 2009, the vector was detected in 50 neighbourhoods, and in 2016, in all of them.

Between 2006 and 2016, the Building Infestation Index was higher than zero, with the highest value recorded in 2013 (5.8) (Supplementary Figure S3).

In September 2012, the adult mosquito monitoring system was installed, consisting of 714 MosquiTRAPs distributed in 23 neighbourhoods of Porto Alegre. The monitored area and the number of traps installed expanded over time (Supplementary Table S1), reaching the minimum number of traps in 2013 and 2014 (n = 714) and the maximum in 2019 (n = 1438). Between September 2012 and December 2021, 136,877 specimens of *Ae. aegypti* females were captured in traps.

The average capture of *Ae. aegypti* females exhibited a seasonal pattern, decreasing in autumn/winter (March to September), reaching zero mosquitoes in some traps for a few weeks and none in all of them during epidemiological weeks 33, 35 and 36 of 2013

(August and September), in week 30 in 2016 (July), and in week 31 in 2021 (August), with an increasing in spring/summer (September to March) (Fig. 1c). From 2018 until 2020, there was a decrease in the MFAI of captured *Ae. aegypti* females compared to previous years (Fig. 1c) and a decline in trap inspections during certain months (Supplementary Figure S2).

Of the total number of captured *Ae. aegypti* females, 99.9% (n = 136,850) were grouped in samples and tested for serotype identification. All four dengue virus serotypes were detected. In 2014, two serotypes (DENV-1 and DENV-3) were co-circulating; in 2015, they were DENV-1 and DENV-4 (Supplementary Table S1). However, the positivity rate was low, ranging from 0 to 0.38%, and in most samples, a specific serotype was not detected.

In the spatiotemporal analysis, at least one cluster of high *Ae. aegypti* infestation was detected each year (Table 1 and Supplementary Table S2), with the area of high-risk clusters expanding over the years (Fig. 2). Most clusters started between January and May (summer and autumn). Starting in 2014, some clusters persisted until winter (Supplementary Figure S4). A few clusters also began during winter (June, July, or August) (Fig. 2). The most likely clusters in 2015 and 2018 were identified during winter in the Vila Ipiranga neighbourhood (Northwest region). The longest-duration clusters occurred in 2014, 2018, and 2021.

During the study period, areas in two city regions (Partenon and Northwest) showed a persistent high risk of *Ae. aegypti* infestation (Fig. 2), with cluster size varying over time (Table 1).

Introduction, establishment, and distribution of dengue cases

Since 2001, when *Ae. aegypti* was first detected in Porto Alegre, until 2009, all confirmed dengue cases in the city had been imported. During this period, the total number of cases was, on average, 28, but 2002 was an atypical year with 129 reported cases (Fig. 3a). The first autochthonous dengue cases were reported in May 2010 in the Jardim Carvalho neighbourhood (East region). From January 2010 to July 2021, 7124 suspected dengue cases were reported, of which 96% (n = 6651) were laboratory-tested, and 18.6% (n = 1325) were laboratory-confirmed for dengue. An additional 100 cases were confirmed based on clinical-epidemiological criteria, resulting in 1425 confirmed cases (Fig. 1c).

Since 2010, the average weekly proportion of confirmed cases was 14%. Notably, in epidemiological week 20 of 2019, the highest number of confirmed cases (n = 64) was recorded, constituting 47% of the reported cases (Fig. 1b). The majority of cases (n = 1395, 97.85%) did not present warning signs, and deaths were not recorded.

Of the confirmed cases (n = 1425), 1330 (93%) were Porto Alegre residents, 988 (74%) were classified as autochthonous (Figs. 3a) and 342 (26%) were imported. The probable infection places for imported cases were distributed across 25 Brazilian states. The only two states for which no imported cases were recorded were Amapá and Acre. For 11% (n = 38) of cases, there was no information regarding the place of infection. Most infections occurred in the states of Rio de Janeiro (n = 90) and São Paulo (n = 39). Regarding the spatial distribution of imported cases in Porto Alegre, there is a concentration in the Central region of the municipality (Supplementary Figure S5).

Considering only the residential neighbourhoods of the autochthonous cases, the disease showed expansion, reaching 69% (n = 57) of the neighbourhoods by 2016 and 78% (n = 65) by the end of the study period (Fig. 3b). Over the years, dengue cases tended to accumulate in a few neighbourhoods of the municipality, mainly in those that were the first to report autochthonous cases (Fig. 3c).

During the study period, the lowest annual dengue incidence in the municipality was observed in 2018 and the highest in 2019 (0.07 and 31.87 cases/100,000 inhabitants, respectively; Supplementary Table S3). The regions with higher incidence were North, Northwest and East. For all years, the incidence rate among the neighbourhoods varied considerably (Supplementary

Year	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
N° cluster	2	8	15	14	9	15	9	13	10	10
Median (IQR)										
Duration in days	21.0 (20.5–21.5)	37.5 (24–41)	27.0 (20–88.3)	62.0 (28–112.8)	27.0 (20–41)	41.0 (27–100.5)	41.0 (27–139)	27.0 (20–62)	20.0 (20–60.3)	34.0 (27–74.3)
N° of traps	29 (15–43)	50 (14–70)	8 (1.8–13.8)	25 (10.8–44.5)	58 (25–73)	6 (3.5–34)	72 (17–101)	24 (10–40)	44 (27.5–96.8)	28 (26.3–66)
N° observed *Ae. aegypti* female	74 (39.5–108.5)	175 (65–350)	60.5 (32.8–119.3)	64 (26–157.8)	92 (52–311)	105 (28–209)	199 (50–373)	46 (34–67)	95.5 (47.3–144)	123.5 (84.3–280.5)
Radius (km)	0.79 (0.4–1.2)	1.29 (0.5–1.6)	0.37 (0.1–0.7)	0.67 (0.4–1.2)	1.06 (0.8–1.5)	0.26 (0.2–1.1)	1.51 (0.8–2.2)	0.82 (0.5–0.9)	1.31 (0.9–1.9)	1.09 (0.9–1.3)

Table 1: **Summary of the characteristics of the clusters for *Aedes aegypti*, Porto Alegre, Brazil, 2010–2021.**

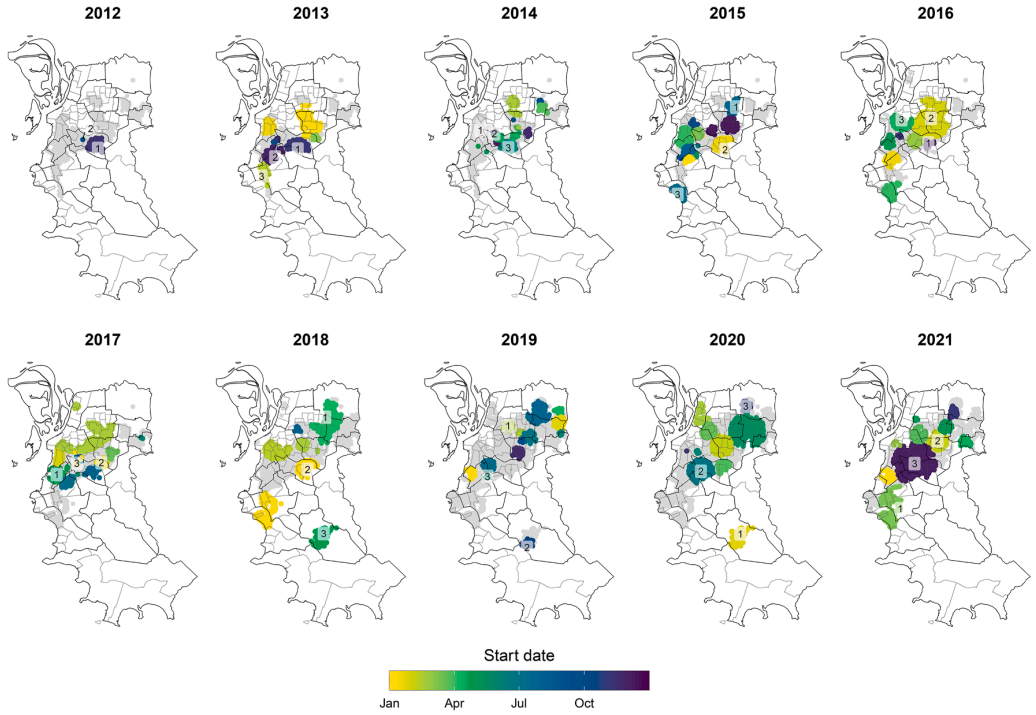


***Fig. 2: Aedes aegypti* high infestation clusters in Porto Alegre, Brazil, 2012–2021**. The colours indicate the clusters' start period and the number of the cluster is ordered according to the maximum log-likelihood ratio, with 1 being the most likely cluster. The grey-shaded areas represent the traps' location.

Figure S6), notably in 2016, ranging from a maximum of 753 cases per 100,000 inhabitants in the Chácara das Pedras (East region) and a minimum of 3.5 cases per 100,000 inhabitants in Santa Tereza (Cruzeiro region).

High-risk clusters for dengue cases were detected in all years except 2017 and 2018 (Fig. 4, Supplementary Table S5). The minimum number of neighbourhoods per cluster was one, and the maximum was 11 (Table 2). The median duration varied from 23.5–111 days (Table 2). The longest cluster occurred in 2013 (ID2) and 2019 (ID1), both lasting 118 days. The majority of clusters started between January and April (summer and autumn) (Fig. 4 and Supplementary Figure S6). In 2010, one cluster (ID2) began during winter, and in 2019, one cluster (ID3) started in June and remained until July, while another (ID1) started in March and continued until the beginning of July (Supplementary Figure S7). We observed that the first dengue clusters often occurred in the East, Partenon and Centre regions.

The most likely clusters of all years included 26 neighbourhoods of the municipality, the most frequent being Chácara das Pedras (East region), Ipanema (South region), and Santo Antônio (Partenon region). During the study period, clusters occurred in 67 neighbourhoods. In general, clusters were more frequent in the East, Centre, Partenon, and South regions. In 2016, clusters were observed in a larger geographic area (24 neighbourhoods) compared to other years.

Age profile and viral serotype of confirmed dengue cases

Most confirmed cases were 20–39 years old, accounting for 38% of cases (n = 546) and in 40–59, with 32% (n = 451) (Supplementary Figure S8). The predominant age range did not vary over the years; however, in the years when transmission was more intense (2013, 2016, and 2019), all age groups were affected (Supplementary Figure S8).

The dengue annual incidence among residents, calculated for each age group, was highest among the 10–19 years old (42.6 cases/100,000) in 2019. In 2013 and 2016, the highest annual incidence was observed in the 20 to 39 age group (18.9 and 30.5 cases/100,000, respectively). The lowest incidence was recorded among children aged 0 to 4 and 5 to 9, except in 2021, when those aged 60 years or more showed the lowest incidence (Supplementary Figure S9).

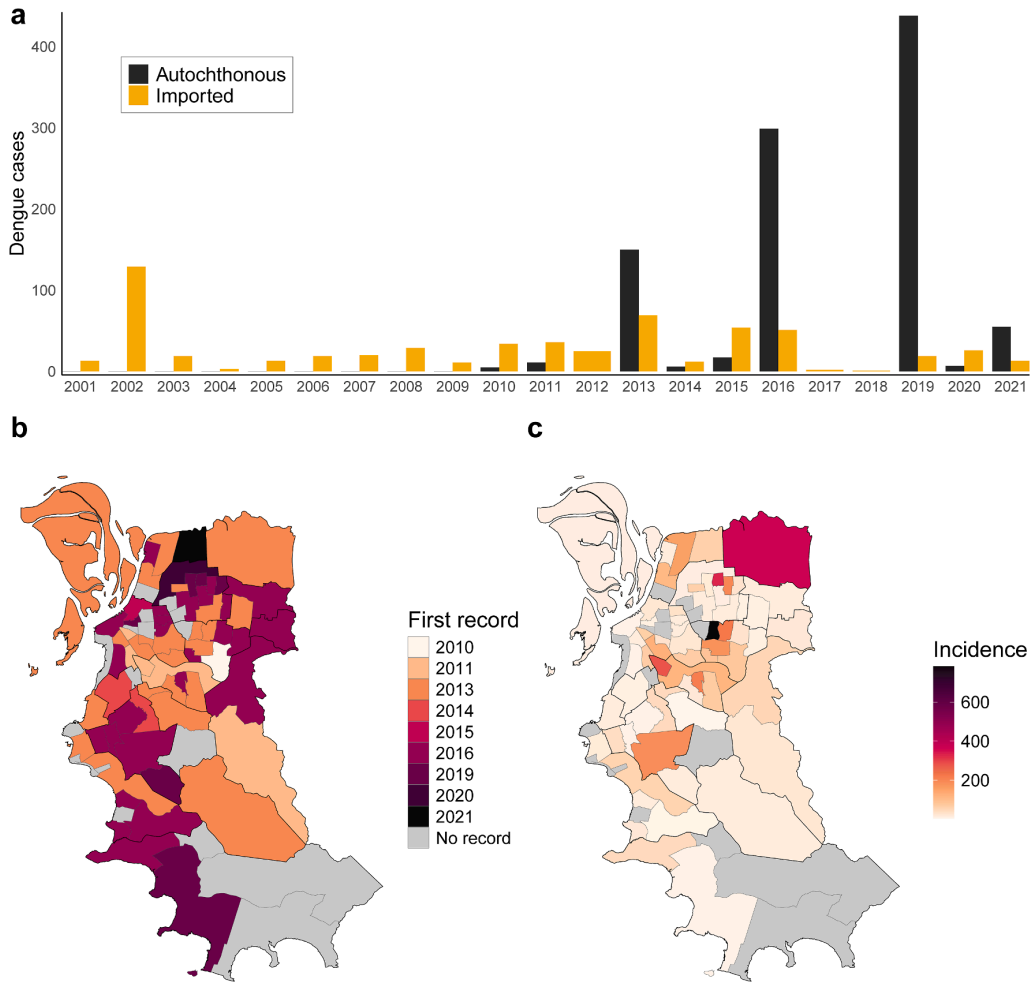


Fig. 3: **Imported and autochthonous dengue cases in Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brazil. (a)** Distribution of autochthonous and imported dengue cases by year from 2010 to July 2021. **(b)** The year of the first record of autochthonous dengue; **(c)** Accumulated dengue autochthonous incidence by 100,000 inhabitants between 2010 and July 2021.

During the study period, laboratory results on the DENV serotype were available for 17.8% of the laboratory-confirmed cases (253/1425). Of these, the serotype was identified in 94% of samples. DENV1 was detected in 65% of them, followed by DENV2 at 22% and DENV4 at 14%. DENV1 was detected in all years except for 2020, while DENV-3 was not detected. In 2013, DENV1, DENV2, and DENV4 serotypes co-circulated (Supplementary Table S4).

Discussion

Our study integrates entomological and epidemiological data over 20 years to describe at the local level the introduction and establishment of *Ae. aegypti* and dengue emergence in a temperate capital city in Brazil. While imported cases were consistently observed throughout the study period, primarily originating from the Southeast region of Brazil, we observed a significant shift after 2013, with a notable increase in autochthonous cases, marking an important transition in the disease dynamics. Importantly, we identified high-risk clusters even during winter, which were unexpected considering that the city's climate used to be unsuitable for dengue and indicates sustained local transmission.

Based on larval surveys, *Ae. aegypti* was first detected in Porto Alegre in 2001 and spread throughout the city by 2016. However, larval surveys have a low sensitivity for detecting the presence of the vectors.[18] Therefore, it is possible that the vector was present sooner and

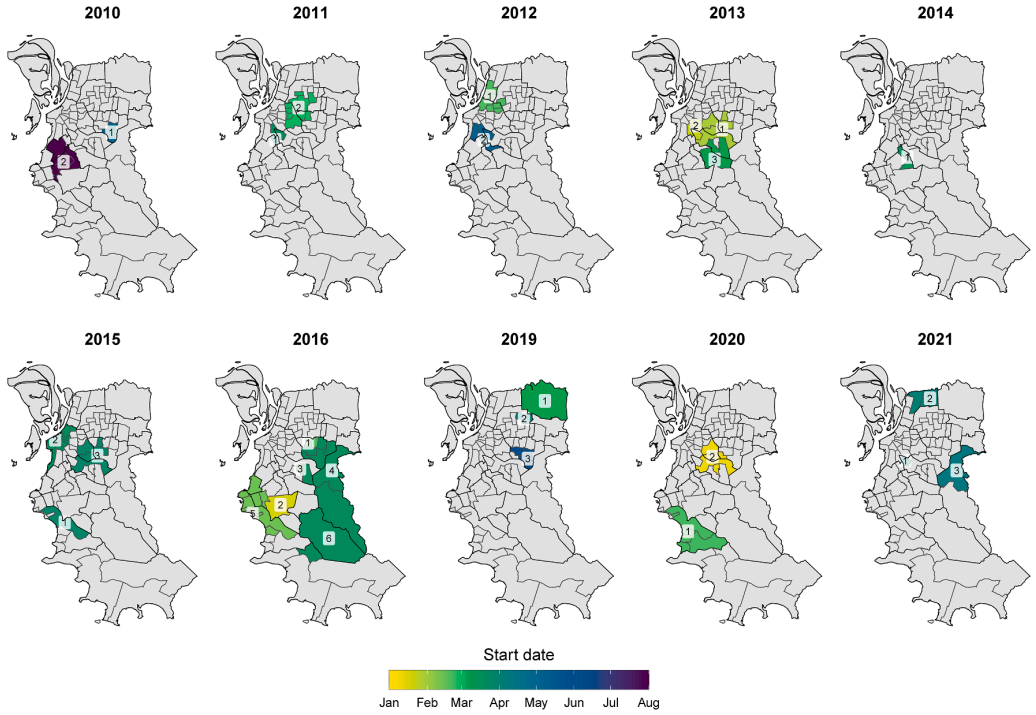


***Fig. 4:* High-risk clusters for dengue cases in Porto Alegre, Brazil, 2010–2021**. The colours indicate the clusters' start period, and the cluster labels are ordered according to the maximum log-likelihood ratio, with 1 being the most likely cluster.

dispersed more quickly than the surveillance could detect.

Since 2012, MosquiTRAPs have been used to monitor adult mosquitoes and generate the MFAI index, which showed fluctuations with peaks during the summer months and low values in winter. This pattern, which is associated with fluctuations in the mosquito population, is similar to what is observed in Córdoba,[19] a temperate city in Argentina, and in other tropical cities in Brazil.[20,21]

During the summer, Porto Alegre experiences more favourable temperature conditions for *Ae. aegypti* mosquitoes.[22] Mosquitoes are driven by temperature because of their poikilothermic metabolism. An

Year	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2019	2020	2021
N° cluster	2	2	2	3	1	3	6	3	2	3
N° of neighbourhoods	5	14	12	13	1	14	24	6	11	4
Population inside cluster	130,725	177,270	146,451	266,771	13,484	262,156	439,939	167,351	176,260	43,604
N° observed dengue cases	10	24	10	136	4	30	233	393	11	43
Median (IQR)										
Duration in days	23.5 (21.8–25.3)	55.0 (51.5–58.5)	58.5 (46.3–70.8)	111.0 (93.5–114.5)	34.0 (34–34)	62.0 (55–62)	79.5 (60.3–83)	55.0 (44.5–86.5)	55.0 (37.5–72.5)	48.0 (34–55)
Relative risk	71.63 (53.3–90)	53.93 (39.2–68.7)	32.74 (30.4–35.1)	18.49 (12.5–19)	320.12 (320.1–320.1)	13.66 (11.7–43.8)	21.48 (5.3–39.1)	34.35 (27.8–77)	34.32 (23.8–44.8)	195.4 (166.3–277.9)
Radius (km)	1.09 (0.6–1.6)	1.89 (1.7–2.1)	2.02 (1.9–2.2)	2 (1.6–2)	0 (0–0)	2 (1–2.1)	2.43 (0.2–4)	0.85 (0.4–1.3)	2.44 (2.1–2.7)	0 (0–1)

***Table 2*: Summary of the characteristics of the clusters for dengue, Porto Alegre, Brazil, 2010–2021.**

increase in temperature, up to a certain threshold, enhances mosquito activity, reduces developmental time, and raises adult survival rates,[23] leading to an increase in the vector population. Furthermore, warmer temperatures influence vector competence by accelerating viral replication and shortening the viral incubation period in mosquitoes,[23] elevating the dengue transmission risk.

Unlike many other Brazilian cities, where the vector population can be associated with increased precipitation during the summer, Porto Alegre registers rainfall throughout the year, including in the winter, when temperatures are lower.[13] This represents a complex interaction of climatic factors and mosquitoes in the city.

The lower winter temperatures, average minimum temperature11 °C,[13] are unfavourable for *Ae. aegypti*[24] and clearly impose restrictions on the mosquito. In some winter weeks, no mosquitoes were caught, which differs from other tropical areas that use the same type of traps.[21] However, we observed a quick re-establishment of the MFAI after winter. This suggests that mosquitoes may be resisting the cooler winter temperatures in their egg phase.

Between 2018 and 2020, we noticed a decrease in the MFAI, which was partially explained by the deactivation of some traps due to logistical problems. Because of this, some neighbourhoods were not inspected, leading to an underestimation of the infestation. This emphasises the importance of continuous entomological surveillance, which is essential for designing effective vector control strategies.

Despite the mosquito's widespread presence in Porto Alegre, the abundance distribution in the monitored areas was heterogeneous (Fig. 2). The Partenon region was the most critical because of its persistence as a high-risk area for *Ae. aegypti* infestation. Most neighbourhoods in the Partenon region are characterised by poor households, high garbage accumulation in their surroundings, and a large part of the population living in slums.[25] There is evidence suggesting that inadequate sanitation, high population density, and low income are linked to a higher vector prevalence, creating conditions conducive to mosquito proliferation.[26,27] The persistence of a high infestation cluster for extended periods, as observed in this study, indicates challenges in controlling mosquito infestation.

The detection of high mosquito infestation and dengue clusters during winter suggests the persistence of the vector's presence in the city and sustained dengue transmission for extended periods beyond the typical season. Sporadic dengue cases during winter were reported in 2009, 2011, 2018, 2019, and 2020 in Santa Fé (Argentina), another temperate city.[12] This underlines the importance of maintaining vector surveillance and control even during the winter months.

Interestingly, Vila Ipiranga (Northwest region) has consistently been identified as part of a high infestation cluster since it began being monitored in 2015, and it was identified as part of the most likely clusters in 2015 and 2018 during winter. This neighbourhood has a high income per capita, waste disposal, water supply, adequate sanitary sewers, high literacy rates, and absence of people living in slums (Supplementary Figure S10). Its identification as a high infestation area is unexpected, and the possible factors favouring the vector in this region warrant investigation. With a large flow of people from other Porto Alegre neighbourhoods and surrounding municipalities, Vila Ipiranga may also be contributing to sustained dengue transmission for extended periods.

As the results indicate, the climate of the southern region did not prevent colonisation and (re-)establishment of the *Ae. aegypti* vector. Similar findings were observed in other temperate cities such as Córdoba and Santa Fé (Argentina) and Salto (Uruguay).[8,28] There are several factors that could explain the establishment of the vector in this region, such as gradual changes in climatic conditions, the adaptation of *Ae. aegypti* populations to lower temperatures, and the presence of breeding sites/shelters capable of maintaining temperatures higher than the environment (e.g. concrete tanks).[29] Notably, citizens from Porto Alegre frequently reported the existence of water tanks in private homes with conditions conducive to breeding sites for mosquitoes.[30]

From the detection of *Ae. aegypti* in Porto Alegre to the first record of local dengue transmission, nine years had passed. Dengue emergence in temperate regions has become a more common phenomenon in the last decade.[2,31] In the Southern Cone of South America, only continental Chile has not recorded autochthonous dengue cases until mid-2024.[32] It is interesting to note that, as observed in this study, the disease emergence in other temperate regions also occurred years after the vector detection (for the first time or due to reintroduction). In Córdoba and Salta Province, Argentina, dengue emergence occurred after 14 and 11 years of detection of the vector's presence,[33,34] respectively. In Uruguay, it happened after 19 years.[35,36] This raises concerns for other cities or countries where the vector is present and established, but local dengue transmission has not yet occurred. This characterises the "*Aegyptism* without arboviruses", which is the case in Chile and many southern cities in Brazil.

Before the confirmation of autochthonous dengue transmission in Porto Alegre, imported cases were introduced multiple times in the city. The constant introduction of imported cases may have led to its establishment and spread, leading to persistent transmission.[10] Since the emergence of dengue fever, the number of cases has gradually increased and in 2024, up to epidemiological week 31, there were 36,556 cases notified in the city,[37] more than five times the number of all suspected cases in the entire study period.

Córdoba, Argentina, registered dengue emergence one year before Porto Alegre, and in the same period, reported 127,490 cases.[38] These figures highlight that after the establishment of the disease, controlling its spread is a significant challenge.

Dengue outbreaks in Porto Alegre occurred at the same time as major epidemics in the Southeast region,[39] where most imported cases were infected. Therefore, if the same pattern of flow of imported cases is sustained, it is advisable to maintain syndromic surveillance of people coming from important tourist cities in this region, such as Rio de Janeiro.

Within Porto Alegre's territory, a heterogeneous distribution of dengue cases was observed. Some neighbourhoods appeared frequently in areas of high-risk clusters, and their socioeconomic and demographic indicators vary, with distinct social vulnerability (Supplementary Figure S9). For example, Chácara das Pedras has high socioeconomic levels and good environmental conditions, while Ipanema and Santo Antônio have lower per capita incomes and greater garbage accumulation in their surroundings. Studies demonstrate that the association between poverty and dengue depends on the locality and period of study.[40,41] This association likely changes depending on the epidemiological moment, since population immunity may largely impact the disease distribution and is not taken into account in most studies.[42,43]

Interestingly, the years with the highest number of dengue cases were preceded by the longest high-vector infestation clusters. In 2018, a high vector infestation cluster of 181 days (Supplementary Table S2) occurred in the same region where a dengue cluster was detected in 2019 (Figs. 2 and 4). This indicates that the identification of high infestation areas may help guide interventions to prevent or reduce dengue cases in the following year.

Frequently, the most likely cluster of the vector and dengue in each year occurred in contiguous areas. Spatial overlap of the most likely clusters of vectors and cases happened in the Partenon neighbourhood, indicating that the area is critical for vector infestation and disease transmission. However, we identified dengue clusters in areas without installed traps and high-risk vector infestation clusters in areas with no records of dengue cases (Supplementary Figure S11). This raises a discussion about the optimal distribution of traps and the possibility of disease spread to unaffected neighbourhoods.

Considering integrated surveillance, mosquito and human assays to detect DENV are part of the routine in Porto Alegre. However, our findings indicate a low virus detection rate and identification of serotypes in the mosquito population. We also observed a low correspondence between circulating serotypes in humans and mosquitoes, which could be partly due to the limited number of human samples tested. This leads to a loss of valuable information for tracking the introduction or changes in the circulating serotypes, with significant epidemiological implications.[44] It is likely that improvements in the methods used to process mosquito samples collected in the field may enhance the sensitivity of laboratory serotype testing. Additionally, we recommend increasing the percentage of human case samples tested for serotype identification.

The predominance of cases aged 20–39 and 40–59 was consistent with previous studies in Brazil.[39] This age group comprises the economically active population and can cause a significant impact on the economy.[45] Changes in the age profile of dengue cases can indicate the introduction of a new serotype[46] or a change in the disease endemicity.[47] However, we did not observe this trend in Porto Alegre. It is important to highlight that we have presented results from a series of 12-year local transmission and tracking and monitoring this age profile is important, especially in a city like Porto Alegre, where the data has been well documented since dengue emerged, and because it is located in the southern region of Brazil, where the increase in dengue transmission is relatively recent.

It is important to consider the limitations of this study. First, we did not have adult mosquito data for the entire study period, as before 2012 the mosquito surveillance was conducted solely through larval surveys. Adult *Aedes* data was not available for the entire city, as it was conditioned on the position of the traps installed by the Health Secretariat of Porto Alegre. Additionally, variations in the number of weekly inspections carried out by endemic control agents may have led to suboptimal sampling. Furthermore, the type of mosquito traps used in Porto Alegre has demonstrated lower performance in detecting seasonal vector population variation compared to other traps used in other localities.[18,48] As national dengue surveillance is passive, asymptomatic cases cannot be captured. Finally, the COVID-19 pandemic impacted both epidemiological surveillance and entomological monitoring, especially in 2020, with fewer people seeking health care, the inactivation of several traps, and a decrease in the frequency of trap inspections.

Despite the limitations, this study provides a robust analysis at a high spatial and temporal resolution, integrating entomological and epidemiological surveillance data, and complementing the information with available management and epidemiological reports. Our study's strengths also rely on the quality and availability of the entomological data, which is often scarce in Brazil, particularly when considering the historical series of weekly monitoring of adult mosquitoes spanning nearly a decade. Continuous vector monitoring data and dengue case reports since the emergence of local transmission provide valuable insights into the geographical and temporal trends of *Ae. aegypti* infestation and dengue cases. The high-risk

area identification enables the municipality to develop more targeted control strategies and, thereby, optimise resource allocation. We acknowledge, however, that the descriptive nature of this study leaves important questions unanswered, particularly those related to the mechanisms underlying the observed phenomena. Notably, the associations between socioeconomic, demographic, and climatic variables and the spatiotemporal distribution of the disease and its vector were not statistically assessed. Nonetheless, we believe that our findings offer a valuable foundation for future research in the field, including the development of hypothesis-driven analyses and predictive models.

Concurrently, the vector introduction, establishment, and expansion process, with local dengue transmission emerging many years later, serves as a warning for other locations where the vector is present but local transmission has not been confirmed yet. This underscores the importance of continuous vector monitoring and effective control, even in the absence of local transmission.

Contributors

DACF participated in the study's conceptualisation, data curation, formal analysis, and wrote the original manuscript draft. LPF participated in the interpretation and presentation of results, and write-review & editing. RL participated in the presentation of results, and write-review & editing. GDS participated in the data curation, interpretation of results, and write-review & editing process. RTF participated in the write-review & editing process. RML participated in the conceptualisation of the study, data curation, interpretation of results, write-review & editing and supervision. DACF and RML had access to raw data and were responsible for the decision to submit for publication.

Data sharing statement

The entomological data are owned by the Municipal Government of Porto Alegre. Requests for this data should be made directly to this entity. The epidemiological data were provided with the authorisation of the ethics committee, and we do not have permission to share them. The remaining data used are in the public domain and can be accessed directly through the sources indicated throughout the article.

Editor's note

The Lancet Group takes a neutral position with respect to territorial claims in published maps and institutional affiliations.

Declaration of generative AI and AI-assisted technologies in the writing process

During the preparation of this work, the authors used ChatGPT and Grammarly to check the grammar and edit the language of the original text created by the authors.

Declaration of interests

The authors declare no conflict of interest.

Acknowledgements

The authors would like to thank the municipality of Porto Alegre for sharing data and information and supporting the study, as well as the Biodata laboratory- UFMG.

DACF was supported by Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico- CNPq, Brazil (200453/2024-6). RML acknowledges the Beatriu de Pinós program (2021 BP 00197) from the Secretariat of Universities and Research of the Research and Universities Department of the Generalitat de Catalunya, and she was funded by European Union (Marie Sklodowska-Curie Actions, grant agreement 101109642). RL was supported by the EU's Horizon Europe research and innovation programme (E4Warning; grant agreement 101086640) and a Royal Society Dorothy Hodgkin Fellowship. LPF was supported by a grant from the Canadian Institutes of Health Research (CIHR) (428107).

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data related to this article can be found at https://doi.org/10.1016/j.lana.2025.101153.

References

1 WHO. Dengue and severe dengue. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe-dengue. Accessed October 21, 2024.
2 Codeco CT, Oliveira SS, Ferreira DAC, et al. Fast expansion of dengue in Brazil. *Lancet Reg Health Am.* 2022;12. https://doi.org/10.1016/j.lana.2022.100274.
3 Ministério da Saúde. Painel de Monitoramento das Arboviroses. https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/saude-de-a-a-z/a/aedes-aegypti/monitoramento-das-arboviroses/painel; 2024. Accessed October 21, 2024.
4 Ferreira-de-Lima VH, Câmara DCP, Honório NA, Lima-Camara TN. The Asian tiger mosquito in Brazil: observations on biology and ecological interactions since its first detection in 1986. *Acta Trop.* 2020;205:105386.
5 Ricas Rezende H, Malta Romano C, Morales Claro I, et al. First report of Aedes albopictus infected by Dengue and Zika virus in a rural outbreak in Brazil. *PLoS One.* 2020;15:e0229847.
6 Eisen L, Monaghan AJ, Lozano-Fuentes S, Steinhoff DF, Hayden MH, Bieringer PE. The impact of temperature on the bionomics of Aedes (stegomyia) aegypti, with special reference to the cool geographic range margins. *J Med Entomol.* 2014;51:496–516.
7 Sallam M, Fizer C, Pilant A, Whung P-Y. Systematic review: land cover, meteorological, and socioeconomic determinants of Aedes mosquito habitat for risk mapping. *Int J Environ Res Public Health.* 2017;14:1230.
8 Vezzani D, Carbajo AE. Aedes aegypti, Aedes albopictus, and dengue in Argentina: current knowledge and future directions. *Mem Inst Oswaldo Cruz.* 2008;103:66–74.
9 Watts MJ, Kotsila P, Mortyn PG, Sarto i Monteys V, Urzi Brancati C. Influence of socio- economic, demographic and climate factors on the regional distribution of dengue in the United States and Mexico. *Int J Health Geogr.* 2020;19:1–15.
10 Lana RM, Gomes MFDC, Lima TFMD, Honório NA, Codeço CT. The introduction of dengue follows transportation infrastructure changes in the state of Acre, Brazil: a network-based analysis. *PLoS Negl Trop Dis.* 2017;11:e0006070.
11 Olson MF, Juarez JG, Kraemer MUG, Messina JP, Hamer GL. Global patterns of aegyptism without arbovirus. *PLoS Negl Trop Dis.* 2021;15:1–12.
12 López MS, Jordan DI, Blatter E, et al. Dengue emergence in the temperate Argentinian province of Santa Fe, 2009–2020. *Sci Data.* 2021;8:134.
13 Instituto Nacional de Meteorologia - INMET. Normas climatológicas do Brasil de 1991-2020. https://portal.inmet.gov.br/normais; 2022. Accessed October 21, 2024.
14 BRASIL. *Levantamento rápido de índices para Aedes Aegypti (LIRAA) para vigilância entomológica do Aedes Aegyti no Brasil: metodologia para avaliação dos índices de breteau e predial e tipo de recipientes.* Brasília: Ministério da Saúde; 2013. https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/manual_liraa_2013.pdf.
15 Brasil. *Diretrizes nacionais para prevenção e controle de epidemias de dengue/Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância Epidemiológica.* Brasília: Ministério da Saúde; 2009:160.
16 Eiras AE, Resende MC. Preliminary evaluation of the 'Dengue-MI' technology for Aedes aegypti monitoring and control. *Cad Saude Publica.* 2009;25(Suppl 1):S45–S58.
17 Chan M, Johansson MA. The incubation periods of dengue viruses. *PLoS One.* 2012;7:e50972.
18 Codeço CT, Lima AWS, Araújo SC, et al. Surveillance of Aedes aegypti: comparison of house index with four alternative traps. *PLoS Negl Trop Dis.* 2015;9:e0003475.

19 Estallo EL, Sippy R, Stewart-Ibarra AM, et al. A decade of arbovirus emergence in the temperate southern cone of South America: dengue, Aedes aegypti and climate dynamics in Córdoba, Argentina. *Heliyon*. 2020;6:e04858.
20 Honório NA, Codeço CT, Alves FC, Magalhães MAFM, Lourenço-de-Oliveira R. Temporal distribution of Aedes aegypti in different districts of Rio De Janeiro, Brazil, measured by two types of traps. *J Med Entomol*. 2009;46:1001–1014.
21 Lana RM, Morais MM, Lima TFM de, et al. Assessment of a trap based Aedes aegypti surveillance program using mathematical modeling. *PLoS One*. 2018;13:e0190673.
22 da Cruz Ferreira DA, Degener CM, de Almeida Marques-Toledo C, et al. Meteorological variables and mosquito monitoring are good predictors for infestation trends of Aedes aegypti, the vector of dengue, chikungunya and Zika. *Parasit Vectors*. 2017;10:78.
23 Liu Z, Zhang Q, Li L, et al. The effect of temperature on dengue virus transmission by Aedes mosquitoes. *Front Cell Infect Microbiol*. 2023;13:1242173.
24 Yang HM, Macoris MLG, Galvani KC, Andrighetti MTM, Wanderley DMV. Assessing the effects of temperature on the population of Aedes aegypti, the vector of dengue. *Epidemiol Infect*. 2009;137:1188–1202.
25 IBGE | censo. https://censo2010.ibge.gov.br/; 2010. Accessed June 11, 2024.
26 Azevedo TS de, Bourke BP, Piovezan R, Sallum MAM. The influence of urban heat islands and socioeconomic factors on the spatial distribution of Aedes aegypti larval habitats. *Geospat Health*. 2018;13. https://doi.org/10.4081/gh.2018.623.
27 Spiegel JM, Bonet M, Ibarra A-M, Pagliccia N, Ouellette V, Yassi A. Social and environmental determinants of Aedes aegypti infestation in Central Havana: results of a case–control study nested in an integrated dengue surveillance programme in Cuba. *Trop Med Int Health*. 2007;12:503–510.
28 Basso C, Caffera RM, García Da Rosa E, et al. Mosquito-producing containers, spatial distribution, and relationship between Aedes aegypti population indices on the southern boundary of its distribution in South America (Salto, Uruguay). *Am J Trop Med Hyg*. 2012;87:1083–1088.
29 Tsunoda T, Cuong TC, Dong TD, et al. Winter refuge for Aedes aegypti and Ae. albopictus mosquitoes in hanoi during winter. *PLoS One*. 2014;9:e95606.
30 Porto Alegre. Relatórios de gestão da Secretaria Municipal de Saúde. https://www2.portoalegre.rs.gov.br/cms/default.php?p_secao=96; 2024. Accessed July 6, 2024.
31 Lourenço J, Recker M. The 2012 Madeira dengue outbreak: epidemiological determinants and future epidemic potential. *PLoS Negl Trop Dis*. 2014;8:e3083.
32 Barçante JMDP, Cherem J. The mosquito knows no borders: regional challenges for global confrontation in the dengue battle. *PLoS Negl Trop Dis*. 2024;18:e0011830.
33 Avilés G, Rangeón G, Vorndam V, et al. Dengue reemergence in Argentina. *Emerg Infect Dis*. 1999;5:575–578.
34 Robert MA, Tinunin DT, Benitez EM, et al. Arbovirus emergence in the temperate city of Córdoba, Argentina, 2009–2018. *Sci Data*. 2019;6:276.
35 Dengue – Uruguay. https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news/item/25-february-2016-dengue-en; 2016. Accessed October 10, 2024.
36 Agrelo RS. Aedes aegypti (Diptera, Culicidae) Notificación de su presencia en Uruguay. *Rev Med Uruguay*. 1997;13:118–121.
37 Secretaria de Saúde de Porto Alegre. Boletim epidemiológico 22/2024. https://prefeitura.poa.br/sites/default/files/usu_doc/hotsites/sms/onde-esta-o-aedes/home/BE%20dengue24_2024.pdf; 2024. Accessed October 15, 2024.
38 Ministerio de Salud de la República Argentina. Boletín Epidemiológico Nacional N° 717, SE 32. https://www.argentina.gob.ar/boletin-epidemiologico-nacional/boletines-2024; 2024. Accessed October 15, 2024.
39 Junior JBS, Massad E, Lobao-Neto A, Kastner R, Oliver L, Gallagher E. Epidemiology and costs of dengue in Brazil: a systematic literature review. *Int J Infect Dis*. 2022;122:521–528.
40 Bavia L, Melanda FN, de Arruda TB, et al. Epidemiological study on dengue in southern Brazil under the perspective of climate and poverty. *Sci Rep*. 2020;10:2127.
41 Mulligan K, Dixon J, Sinn C-LJ, Elliott SJ. Is dengue a disease of poverty? A systematic review. *Pathog Glob Health*. 2015;109:10–18.
42 Carabali M, Harper S, Lima Neto AS, et al. Spatiotemporal distribution and socioeconomic disparities of dengue, chikungunya and Zika in two Latin American cities from 2007 to 2017. *Trop Med Int Health*. 2021;26:301–315.
43 Freitas LP, Schmidt AM, Cossich W, Cruz OG, Carvalho MS. Spatio-temporal modelling of the first Chikungunya epidemic in an intra-urban setting: the role of socioeconomic status, environment and temperature. *PLoS Negl Trop Dis*. 2021;15:e0009537.
44 Câmara DCP, Codeço CT, Ayllón T, et al. Entomological surveillance of Aedes mosquitoes: comparison of different collection methods in an endemic area in RIO de Janeiro, Brazil. *Trop Med Infect Dis*. 2022;7:114.
45 Daroudi R, Akbari Sari A, Nahvijou A, Faramarzi A. Cost per DALY averted in low, middle- and high-income countries: evidence from the global burden of disease study to estimate the cost-effectiveness thresholds. *Cost Eff Resour Alloc*. 2021;19:7.
46 Cavalcanti LP, Vilar D, Souza-Santos R, Teixeira MG. Change in age pattern of persons with dengue, northeastern Brazil. *Emerg Infect Dis*. 2011;17:132–134.
47 Huang AT, Takahashi S, Salje H, et al. Assessing the role of multiple mechanisms increasing the age of dengue cases in Thailand. *Proc Natl Acad Sci U S A*. 2022;11. https://doi.org/10.1073/pnas.2115790119.
48 Degener CM, Ázara TMFD, Roque RA, et al. Temporal abundance of Aedes aegypti in Manaus, Brazil, measured by two trap types for adult mosquitoes. *Mem Inst Oswaldo Cruz*. 2014;109:1030.

ANEXOS

ANEXO A – Parecer consubstanciado de aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: EPIDEMIOLOGIA DA PAISAGEM DE ARBOVIROSES EM UMA REGIÃO DE CLIMA TEMPERADO NO BRASIL

Pesquisador: Ricardo Toshio Fujiwara

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 59597022.8.0000.5149

Instituição Proponente: Universidade Federal de Minas Gerais

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 5.635.029

Parecer consubstanciado do COEP/UFMG