

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Faculdade de Veterinária
Programa de Pós-Graduação em Veterinária



Tese

**Avaliação de dados do sistema de saúde e elaboração de ferramentas de
triagem**

Bianca Conrad Bohm

Pelotas, 2024

Bianca Conrad Bohm

**Avaliação de dados do sistema de saúde e elaboração de ferramentas de
triagem**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Veterinária da Faculdade de Veterinária da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências: Sanidade Animal

Orientador: Fábio Raphael Pascoti Bruhn

Pelotas, 2024

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação da Publicação

B676a Böhm, Bianca Conrad

Avaliação de dados do sistema de saúde e elaboração de ferramentas de triagem [recurso eletrônico] / Bianca Conrad Böhm ; Fábio Raphael Pascoti Bruhn, orientador. — Pelotas, 2024.

145 f. : il.

Tese (Doutorado) — Programa de Pós-Graduação em Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas, 2024.

1. Doenças negligenciadas. 2. Epidemiologia. 3. Sistema de informação. 4. Sistema Único de Saúde. 5. Vigilância em saúde. I. Bruhn, Fábio Raphael Pascoti, orient. II. Título.

CDD 636.08944

Bianca Conrad Bohm

Avaliação de dados do sistema de saúde e elaboração de ferramentas de triagem

Tese aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor em Ciências, Programa de Pós-Graduação em Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas.

Data da Defesa: 20/02/2024

Banca examinadora:

Prof. Dr. Fábio Raphael Pascoti Bruhn (Orientador)
Doutor em Ciências Veterinárias pela Universidade Federal de Lavras

Prof. Dr. David Soeiro Barbosa
Doutor em Epidemiologia pela Fiocruz

Prof. Dra. Caroline Vasconcellos Lopes
Doutora em Ciências da Saúde pela Universidade Federal de Pelotas

Prof. Dra. Carine Dahl Corcini
Doutora em Biotecnologia pela Universidade Federal de Pelotas.

Prof. Dra. Fernanda de Rezende Pinto (Suplente)
Doutora em Veterinária Preventiva

Agradecimentos

Agradeço à Deus por me guiar meu caminho.

À Universidade Federal de Pelotas/RS e ao programa de pós-graduação em Veterinária da UFPEL.

À CAPES pela concessão da bolsa de Doutorado.

Aos meus pais Iraci e Gilberto por todo apoio e incentivo ao longo desta jornada.

Ao Samuel pelo apoio, incentivo e compreensão.

Ao meu orientador Prof. Fábio Bruhn pelos ensinamentos, pela confiança e amizade ao longo desta jornada.

Ao pessoal do Laboratório de Epidemiologia Veterinária (LepiVet) em especial a Alessandra Soares e Ravena Hage por todo o auxílio, principalmente nessa etapa final.

Não poderia deixar de mencionar meus amigos de quatro patas, que muitas vezes foram minha companhia durante os dias de escrita.

Por fim, expresso minha sincera gratidão a todos os professores que contribuíram significativamente para a minha formação. Obrigado a cada um por sua dedicação ao ensino e à orientação ao longo dessa jornada acadêmica.

Resumo

BOHM, Bianca Conrad. **Avaliação de dados do sistema de saúde e elaboração de ferramentas de triagem.** 2024. 145f. Tese (Doutorado em Ciências) - Programa de Pós-Graduação em Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2024.

Doenças tropicais negligenciadas, como a dengue e a leptospirose, representam um grande problema de saúde pública e afetam principalmente populações carentes. A dengue, uma arbovirose transmitida pelos mosquitos do gênero *Aedes aegypti*, está em constante expansão global. Devido ao seu impacto socioeconômico é necessário a elaboração de ferramentas que auxiliem tanto no diagnóstico quanto o controle da disseminação dos vetores. A leptospirose, apesar de ser uma doença de importância mundial, apresenta altos índices de subnotificação. É um agravo com pouca visibilidade da mídia e que recebe pouco investimento do poder público e das indústrias farmacêuticas. No Brasil, uma das maneiras de conhecer a dinâmica destas doenças é através do monitoramento dos Sistemas de Saúde, que copilam as fichas de notificação e disponibilizam de forma anonimizada para estudos epidemiológicos. Esta tese é composta por cinco artigos científicos com os seguintes objetivos, respectivamente: Avaliar a relação de casos e óbitos por dengue e a relação com a vulnerabilidade social; Treinar modelos de aprendizado de máquina para a triagem de casos de dengue; Analisar a completude das fichas de notificação dos dados de leptospirose no Rio Grande do Sul; Aplicar modelos de aprendizagem de máquina para realizar a triagem de casos de leptospirose utilizando dados de identificação do paciente e dos sinais clínicos; Avaliar a dinâmica espaço temporal de casos de dengue e ovos de *Aedes aegypti* em Belo Horizonte. Todos os estudos utilizaram dados do sistema de vigilância passiva. Artigo 1: As taxas de incidência e letalidade da dengue e sua relação com sexo, idade, escolaridade, cor da pele e vulnerabilidade social foram estudadas por meio de testes qui-quadrado, análises de mínimos quadrados ordinários (MQO) e regressão geograficamente ponderada (GWR). Os resultados demonstraram que o aumento de casos de dengue teve relação direta com áreas de maior vulnerabilidade social e com maior número de pessoas em idade ativa. Além disso, a doença é mais grave em pessoas autodeclaradas negras, idosas e do sexo masculino. Artigo 2: Foram utilizados dados do Sistema Nacional de Agravos de Notificação dos estados do Rio de Janeiro e Minas Gerais dos anos de 2016 e 2019 para treinar os algoritmos de aprendizado de máquina. Os algoritmos Árvore de Decisão e Perceptron Multicamadas (MLP) alcançaram os melhores resultados nas métricas de decisão, com uma precisão de 98%. Artigo 3: Foi realizado um estudo ecológico avaliando o grau de completude dos dados de leptospirose nos municípios do Rio Grande do Sul. Observou-se que 79,29% dos municípios deixaram alguma ficha de notificação com o campo “classificação final” em branco ou preenchido com o número 8 (ignorada). Observou-se que informações referentes a escolaridade,

ocupação, caso anterior em humanos ou animais e diagnóstico laboratorial foram que apresentaram as maiores taxas de incompletude. Artigo 4: Foram utilizados dados oriundos das fichas de notificação de leptospirose do estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2019. Para a seleção dos atributos mais relevantes, foi utilizada a técnica do chi-quadrado. O modelo de classificação Random Forest alcançou uma acurácia de 0.6638. Artigo 5: Foram analisados dados relativos ao número de ovos e casos coletados pela vigilância no município de Belo Horizonte. Verificou-se que os distritos Barreiro, Norte e Nordeste apresentaram clusters de risco para ocorrência de casos e aumento no número de ovos. Na avaliação de tendência temporal observou-se uma diminuição dos casos a partir de 2016, porém houve o aumento do número de ovos. Estes estudos visam contribuir para o entendimento e controle dessas doenças, auxiliando o sistema de vigilância com ferramentas eficazes para o diagnóstico, monitoramento e intervenção.

Palavras-chave: doenças negligenciadas; epidemiologia; sistema de informação; sistema único de saúde; vigilância em saúde.

Abstract

BOHM, Bianca Conrad. **Assessment of health system data and development of screening tools.** 2024. 145f. Thesis (Doctor in Sciences) - Programa de Pós-Graduação em Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2024.

Neglected tropical diseases, such as dengue and leptospirosis, pose a significant public health challenge, particularly impacting impoverished populations. Dengue, an arbovirus transmitted by mosquitoes of the *Aedes aegypti* genus, is continuously expanding globally. Due to its socioeconomic impact, there is a need for the development of tools that assist in both diagnosis and the control of vector spread. Leptospirosis, despite being a globally important disease, exhibits high levels of underreporting. It is a condition with low media visibility and receives limited investment from public authorities and pharmaceutical industries. In Brazil, one way to understand the dynamics of these diseases is through the monitoring of Health Systems, which compile notification forms and make them available anonymously for epidemiological studies. This thesis comprises five scientific articles with the following objectives, respectively: Evaluate the relationship between dengue cases and deaths and their correlation with social vulnerability; Train machine learning models for dengue case screening; Analyze the completeness of leptospirosis notification data in Rio Grande do Sul; Apply machine learning models to screen leptospirosis cases using patient identification data and clinical signs; Evaluate the spatiotemporal dynamics of dengue cases and *Aedes aegypti* eggs in Belo Horizonte. All studies utilized data from passive surveillance systems. Article 1: Dengue incidence and lethality rates and their relationship with gender, age, education, skin color, and social vulnerability were studied using chi-square tests, ordinary least squares (OLS) analyses, and geographically weighted regression (GWR). The results demonstrated a direct correlation between the increase in dengue cases and areas with higher social vulnerability and a larger population of working-age individuals. Additionally, the disease was found to be more severe in self-declared black individuals, the elderly, and males. Article 2: Data from the National Notifiable Diseases Information System for the states of Rio de Janeiro and Minas Gerais in 2016 and 2019 were used to train machine learning algorithms. Decision Trees and Multilayer Perceptron (MLP) algorithms achieved the best results in decision metrics, with an accuracy of 98%. Article 3: An ecological study assessed the completeness of leptospirosis data in municipalities in Rio Grande do Sul. It was observed that 79.29% of municipalities left some notification forms with the "final classification" field blank or filled with the number 8 (ignored). Information related to education, occupation, previous cases in humans or animals, and laboratory diagnosis showed the highest rates of incompleteness. Article 4: Data from leptospirosis notification forms in the state of Rio Grande do Sul from 2007 to 2019 were used. The chi-square technique was employed to select the

most relevant attributes. The Random Forest classification model achieved an accuracy of 0.6638. Article 5: Data on the number of eggs and cases collected by surveillance in Belo Horizonte were analyzed. It was found that the Barreiro, Norte, and Nordeste districts presented risk clusters for cases and an increase in the number of eggs. In the evaluation of temporal trends, a decrease in cases was observed from 2016, but there was an increase in the number of eggs. These studies aim to contribute to the understanding and control of these diseases, assisting the surveillance system with effective tools for diagnosis, monitoring, and intervention.

Keywords: neglected diseases; epidemiology; information system; unified health system; health surveillance.

Lista de Figuras

Artigo 1

Figura 1	Dengue and severe dengue temporal distribution between 2010 and 2018 in Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil, estimated by Generalized Additive Models (GAM) with 95% confidence interval (95% CI) (dengue: $p < 0.01$, $R^2 = 99.4\%$; severe dengue: $p < 0.01$, $R^2 = 97.9\%$)	43
Figura 2	Incidence of dengue and severe dengue based on sex, skin color, and age in the nine districts of Belo Horizonte.....	44
Figura 3	Estimation of ordinary least squares of independent variables showing significance with dengue incidence rate	46
Figura 4	Regression maps of the independent variables selected for modeling dengue incidence rates (A: HVI; B: human race; C: sanitation; D: general socioeconomic), using Geographically Weighted Regression (GWR) models	47

Artigo 2

Figura 1	Relationship of independent variables in the database with the outcome variable (confirmed or discarded case)	58
Figura 2	Representation of classifier performance through the ROC curve ...	60

Artigo 3

Figura 1	Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando a variável classificação final por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.....	78
----------	--	----

Figura 2	Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando as variáveis ocupação, casos anteriores em humanos e caso anterior em animais por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.....	79
Figura 3	Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando as categorias “Atendimento e Dados Laboratoriais” por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.	80
Figura 4	Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando a categoria “Conclusão” por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.....	81
Figura 5	Mapa de localização do estado do Rio Grande Do Sul com a divisão das mesorregiões de saúde	88

Artigo 4

Figura 1	Fluxograma contendo os procedimentos realizados no trabalho.....	92
Figura 2	Desempenho dos classificadores utilizados para a triagem de casos de leptospirose através da curva ROC	98

Artigo 5

Figura 1	Localização do município de Belo Horizonte com sua divisão administrativa.....	109
Figura 2	Taxa de incidência de casos de dengue x 1.000 (A) e número de ovos coletados nas ovitrampas (B) em cada um dos nove distritos sanitários de Belo Horizonte, no período de 2011 a 2018.....	112
Figura 3	Área de risco para casos de dengue e número de ovos de <i>Aedes aegypti</i> por distrito sanitário em Belo Horizonte, em dois períodos: 2011 a 2014 e 2015 a 2018.....	114
Figura 4	Análise de JoinPoint avaliando a tendência de casos de dengue nos distritos de Belo Horizonte: A-Barreiro, B- Centro-Sul, C- Leste, D-Nordeste, E-Noroeste, F-Norte, G- Oeste, H- Pampulha, I- Venda	

Nova e análise geral para todo o município de Belo Horizonte (J),
no período de 2011 a 2018..... 115

Figura 5 Análise de JoinPoint avaliando o padrão de tendência do número
de ovos coletados nas ovitrampas nos distritos: A-Barreiro, B-
Centro-Sul, C- Leste, D-Nordeste, E-Noroeste, F-Norte, G- Oeste,
H-Pampulha, I- Venda Nova, e análise geral para todo o município
de Belo Horizonte (J), no período de 2011 a 2018..... 116

Lista de Tabelas

Artigo 1

Tabela 1	Indexes that make up the Health Vulnerability Index (HVI) and its indicators.....	43
Tabela 2	Epidemiological indicators of dengue in Belo Horizonte, based on age and sex (2010 – 2018)	45
Tabela 3	Estimation of ordinary least squares of independent variables showing significance with dengue incidence rate	46

Artigo 2

Tabela 1	Confusion matrix used for calculating evaluation metrics of Machine Learning models.	56
Tabela 2	Results of the evaluation metrics for the k-fold model in dengue case screening.....	59
Tabela 3	Results of evaluation metrics for machine learning test models used for dengue case screening.....	59

Artigo 3

Tabela 1	Número de casos confirmados e casos sem informação (se descartado ou confirmado) nas fichas de notificação de leptospirose de acordo com a mesorregião de saúde do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022	77
----------	---	----

Artigo 4

Tabela 1	Visualização das variáveis sexo, raça e idade, do banco de dados de leptospirose antes e após a reclassificação	93
Tabela 2	Distribuição de casos de leptospirose com relação a antecedentes epidemiológicos no período de 2007 a 2019 no estado do Rio Grande do Sul, Brasil.....	96
Tabela 3	Resultado das métricas de avaliação na etapa de treino da triagem de casos de leptospirose.....	97
Tabela 4	Resultado das métricas de avaliação na etapa de teste da triagem de casos de leptospirose	98

Lista de Abreviaturas e Siglas

ACC	Average Accuracy
AM	Aprendizado de Máquina
APC	Annual Percent Change
AAPC	Average Annual Percent Change
AUC	Area under the curve
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
DNT	Doença Tropical Negligenciada
FIN	Ficha Individual de Notificação
FN	False Negatives
FP	False Positives
GAM	Modelos Aditivos Generalizados
GWR	Geographically Weighted Regression
HVI	Health Vulnerability Index
IA	Inteligência Artificial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IR	Incidence rate
IVS	Índice de Vulnerabilidade Social
KNN	K-nearest neighbors
LR	Lethality rate
MAT	Teste de Aglutinação Microscópica
ML	Machine Learning
MLP	Multilayer Perceptron
OLS	Ordinary Least Squares
OMS	Organização Mundial da Saúde
OSUBH	Observatório de Saúde Urbana de Belo Horizonte
PAHO	Pan American Health Organization
PCR	Reação em Cadeia da Polimerase

PNVS	Política Nacional de Vigilância em Saúde
ROC	Receiver Operating Characteristic
SE	Semana Epidemiológica
SINAN	Sistema Nacional de Agravos de Notificação
SIS	Sistemas de Informação em Saúde
SMSA/BH	Secretaria Municipal de Saúde de Belo Horizonte
SUS	Sistema Único de Saúde
SVM	Support Vector Machine
TN	True negatives
TP	True positives
UFMG	Universidade Federal de Minas Gerais
UFPeI	Universidade Federal de Pelotas
WHO	World Health Organization

Lista de Símbolos

<	Menor
>	Maior
°C	Grau Celsius

Sumário

1 Introdução.....	17
2 Objetivo.....	24
2.1 Objetivo Geral	24
2.2 Objetivo Específico.....	24
3 Artigos.....	25
3.1 Artigo 1.....	25
3.2 Artigo 2.....	48
3.3 Artigo 3.....	72
3.4 Artigo 4.....	89
3.5 Artigo 5.....	105
4 Considerações Finais.....	123
Referências.....	124
Anexos	146

1 Introdução

Doenças tropicais negligenciadas (DTN) são doenças endêmicas que acometem, em geral, populações carentes da África, Ásia e América Latina e são causadas por agentes infecciosos ou parasitas. Malária, tuberculose, esquistossomose, chagas, leishmaniose, dengue e leptospirose são algumas das doenças classificadas como DTN (OMS, 2012; Luna & Campos, 2020).

Estima-se que 20% da população mundial já tenha sido acometida por pelo menos uma delas e cause cerca de 500 mil óbitos anualmente (Shetty e Shetty, 2009; Lin, 2022). Essas doenças causam um grande impacto na morbidade, contribuem para o afastamento do trabalho e geram custos com hospitalização e tratamento (Brito et al., 2018).

Como sua ocorrência é associada a lugares vulneráveis, sem grande força política, em geral, essas doenças recebem menos atenção da mídia, das indústrias farmacêuticas e dos gestores de saúde o que contribui para a sua invisibilidade e desconhecimento da população em geral (Houweling et al., 2016; Martins & Spink, 2020).

A dengue está incluída na lista de DTN da Organização Mundial da Saúde (OMS). Em 2016 foi eleita a terceira principal causa de DTN no Brasil (Martins-Melo et al., 2018). No entanto, a sua rápida expansão e as altas taxas de incidência ampliaram a sua visibilidade impulsionando a mobilização de recursos para o enfrentamento dessa enfermidade (Xiaorong et al., 2021).

Essa arbovirose, com ampla distribuição mundial, é notificada em todas as regiões tropicais e subtropicais do planeta. O vírus causador, um Flavivirus, possui 4 sorotipos: DENV-1, DENV-2, DENV-3 e DENV-4 (Xiaorong et al., 2021; Khan et al., 2023). É uma enfermidade com comportamento sazonal, o maior número de casos ocorre quando o clima é mais quente e úmido, típico das regiões tropicais (Brasil, 2018).

Sua transmissão ocorre através de vetores que são os mosquitos *Ae. aegypti* e *Ae. Albopictus*, pertencentes ao gênero *Aedes* (Roy & Bhattacharjee, 2021). O *Ae. aegypti* possui uma maior capacidade vetorial do que o *Ae. albopictus*, além de ter um

comportamento antropofílico e cosmopolita onde encontra com mais facilidade criadouros, abrigo e alimento (Enslin et al., 2020). Nas Américas é o principal carreador do vírus da dengue. É um vetor de relevância em saúde pública pois possui a capacidade de transmitir outras arboviroses, como, Zika, Chikungunya e febre amarela (Sanchez-Gendriz et al., 2022).

O ciclo de vida desses vetores é de aproximadamente 10 dias e está relacionado às condições climáticas. O aumento da precipitação e das temperaturas médias favorece o aumento da densidade populacional desses vetores. Temperaturas acima de 22°C em áreas tropicais aumentam o risco da transmissão de dengue. Já temperaturas mínimas abaixo de 13°C afetam a sua sobrevivência (Brady et al., 2014). A precariedade dos sistemas de saneamento básico, o aumento no número de conglomerados urbanos e aumento na geração de resíduos associado às mudanças climáticas são condições que favorecem a rápida proliferação e disseminação deste vetor (Pereira da Silva et al., 2022; Bohm et al., 2023).

É endêmica em mais de 100 países (Xiaorong et al., 2021) e estima-se que anualmente cerca de 390 milhões de pessoas sejam infectadas (Roy & Bhattacharjee, 2021; Khan et al., 2023). Por ano ocorrem 500 mil hospitalizações e 20.000 mortes. Desde 2000 as taxas de incidência aumentaram quase oito vezes e são registradas principalmente na Ásia, Américas e África (Warnes et al., 2021; OMS, 2023).

Nas Américas há relatos de casos de dengue desde o século XIX e no século XX, a partir de 1980 ocorreu uma significativa mudança de status epidemiológico, passando de baixa endêmica para hiperendemia (San Martin et al., 2010). Até setembro de 2023 mais de 3 milhões de infecções foram notificadas, superando o total de 3,1 milhões de casos registrados em 2019. O Brasil destacou-se como o país mais afetado, contabilizando 2,6 milhões, o que representa 80% do número total de casos (OMS, 2023).

A primeira epidemia de dengue registrada no Brasil foi em 1981 na cidade de Boa Vista, Roraima (Brasil, 2023). Nos anos de 2010, 2013, 2015, 2019 e 2023 o Brasil enfrentou grandes epidemias, com mais de 1 milhão de casos. O vetor *Ae. aegypti* está distribuído em todo o território brasileiro assim como os quatro tipos de vírus (Cunha et al., 2023).

As epidemias de dengue no Brasil seguem um padrão cíclico, marcado por alterações nos sorotipos em circulação. Picos epidêmicos intensos ocorrem a cada 3

ou 4 anos, intercalado com períodos interepidêmicos (Nunes et al., 2019; Junior et al., 2022).

O Brasil apresenta uma situação epidemiológica de dengue distinta em cada uma das cinco regiões do país. Durante o período de 2007 a 2019 a região Sudeste liderou em número de casos, enquanto as maiores taxas de incidência foram registradas na região Centro-Oeste variando entre 1744,2 (2013) e 490,9 (2017) casos por 100 mil habitantes. No mesmo período, a região Sul apresentou as menores taxas, oscilando entre 238,1 (2016) e 8,5 (2017) casos por 100 mil habitantes. Entretanto, em 2023, houve uma mudança notável nesse cenário. A região Sul passou a apresentar a maior incidência de dengue, atingindo 1269,8 casos por 100 mil habitantes, seguida da região Sudeste e Centro-Oeste. Esta alteração destaca a dinâmica complexa da propagação da doença ao longo do tempo e entre diferentes regiões do país (Junior et al., 2022; Brasil, 2023).

A dengue é classificada de três formas, dengue, dengue com sinais de alerta e dengue grave (Nunes et al., 2019). Em geral, os sinais clínicos da dengue são: febre, dor de cabeça, dores musculares e articulares (Matta et al., 2016; Cavalli et al., 2019). Esses sintomas são inespecíficos e semelhantes a outras doenças, como SARS-COV-2, gripe, Zika e leptospirose (Martins & Spink, 2020; Kok et al., 2023).

A primeira exposição ao vírus da dengue pode ser assintomática ou resultar em um caso leve e autolimitada, geralmente com baixa mortalidade. Já a dengue com sinais de alerta cursa com alterações vasculares, tais como aumento da fragilidade vascular e aumento da permeabilidade. A evolução dessa condição é o choque hipovolêmico denominado de dengue grave. Com suporte médico adequado a taxa de mortalidade para ambas as classificações pode variar de 2% a 5%. Contudo, se não forem devidamente tratadas, a taxa de mortalidade pode chegar até 20% (Guo et al., 2017; Jayawickreme et al., 2021; Khan et al., 2023).

Devido a sintomatologia variada e a possibilidade de evolução para casos graves tornam o diagnóstico de dengue um desafio. Possíveis erros de diagnóstico e a subnotificação de casos subestimam a verdadeira realidade da doença (Khosavanna et al., 2021).

A dengue é uma enfermidade de notificação obrigatória no Brasil, presente na lista de doenças de notificações compulsórias. Portanto, qualquer caso suspeito deve ser comunicado ao Sistema Nacional de Agravos de Notificação (SINAN) por meio da ficha de notificação de dengue (Nunes et al., 2019).

A partir das informações geradas nas notificações é possível realizar o monitoramento espaço-temporal de epidemias no país, orientando as ações para sua prevenção e controle. Portanto, informações de boa qualidade são a base para que o serviço da Vigilância seja eficiente.

Outra doença de grande relevância é a leptospirose, que assim como a dengue causa um grande impacto no serviço de saúde, devido a custos com tratamento e internações (Teles et al., 2022). A leptospirose é uma zoonose reemergente com ampla distribuição mundial. Foi identificada pelo patologista alemão Adolf Weil, em 1886 (Marteli et al., 2020). É causada por uma bactéria espiroqueta do gênero *Leptospira* sp. a qual possui 22 espécies diferentes, abrigando mais de 300 sorovares (Sun et al., 2020).

Os roedores, *Rattus norvegicus* (ratazana ou rato de esgoto), *Rattus rattus* (rato preto ou rato de telhado) e *Mus musculus* (rato doméstico), são os principais reservatórios em áreas urbanas. Após a infecção, eles tornam-se portadores assintomáticos, albergam a leptospira nos rins e a eliminam pela urina, contaminando o solo, alimentos e água (Marteli et al., 2020). Além disso, animais silvestres, sinantrópicos e domésticos, principalmente, cães, bovinos e suínos, podem se infectar com diferentes espécies de leptospirosas, eliminando a bactéria na urina e contribuindo para a contaminação do ambiente, incluindo o risco de transmissão para os seres humanos (Benacer et al., 2016).

As leptospirosas persistem por até seis meses em solo úmido ou em águas superficiais. O pH do solo (variando de neutro a alcalino) é outro fator que contribui para a viabilidade das bactérias (Castro, 2014).

É uma doença presente em todas as regiões do mundo, mas as maiores taxas de morbidade e mortalidade são registradas em países tropicais e subtropicais, como o Brasil (Silva et al., 2022). Sua ocorrência é associada ao ambiente suburbano, geralmente em locais de alta vulnerabilidade e precariedade do serviço de saneamento básico (Mesquita et al., 2017). No ambiente rural também encontra condições favoráveis ao seu desenvolvimento. O contato com animais de produção e atividades agrícolas representam um importante fator de risco ocupacional para a leptospirose humana. Ademais, a presença de animais silvestres também é um importante fator de risco para a ocorrência de leptospirose neste local (Philip & Ahmed, 2023).

Classificada como uma DTN a leptospirose é esquecida pelo poder público, carece de investimento das indústrias farmacêuticas e muitas vezes desconhecida pela população (Martins & Spink, 2020). A extensão real da ocorrência de leptospirose humana permanece desconhecida, devido à subnotificação de casos. Estima-se que a cada ano ocorram mais de 1 milhão de casos e mais de 59 mil mortes (Ramos et al., 2021). A região das Américas lidera o ranking, respondendo por mais de 60% dos alertas globais relacionados à leptospirose e relato de 10 mil casos (Schneider et al., 2017). No continente americano, o Brasil destaca-se com a maior incidência, registrando, em média, 1,9 casos/100.000 mil habitantes. A taxa de letalidade da leptospirose pode chegar a 30%, influenciada pela dificuldade de diagnóstico clínico e ausência de testes confirmatórios (WHO 2003).

No Brasil a leptospirose está distribuída em todas as regiões, porém as regiões Sul e Sudeste apresentam as maiores prevalências. Na região Sul, o Rio Grande do Sul concentra o maior número de casos. Em 2010, o estado registrou uma incidência de aproximadamente 5 casos a cada 100.000 mil habitantes, valor consideravelmente maior que a média nacional (Telles et al., 2023). Mais de 50% dos municípios do estado são considerados de risco, principalmente os situados nas regiões central e sul do estado (Schneider et al., 2015).

No Brasil, como a dengue, a leptospirose também está na lista de doenças de notificação compulsória, assim, todo caso suspeito deve ser notificado compulsoriamente no Sistema Nacional de Agravos de Notificação (SINAN), através da ficha de notificação de leptospirose, com todas as informações dos campos constantes preenchidos (Brasil, 2007; Lara et al., 2021). Portanto, todo o indivíduo que apresente febre de início súbito, mialgia, cefaleia, mal-estar, prostração acompanhado a: sufusão conjuntival, náusea e/ou vômitos, calafrios, icterícia, alterações das funções hepáticas, renal ou vascular, é considerado um caso suspeito. Também são incluídos nessa categoria indivíduos que apresentem sinais de processo infeccioso inespecífico, associados com antecedentes epidemiológicos sugestivos nos últimos 30 dias anteriores à data de início dos primeiros sintomas (Brasil, 2014).

As informações registradas na ficha de atendimento auxiliam a investigação epidemiológica pois abrangem informações a respeito do paciente, exposição a fatores de risco, sinais clínicos, área e ambiente de exposição, dados laboratoriais e conclusão. Esses dados são armazenados no sistema de informação e geram um

banco de dados, que permite a geração de séries históricas e a análise do perfil da doença ao longo de determinado período ou anos (Brasil, 2022).

Esse conjunto de informações forma a base para que os sistemas de vigilância em saúde, em especial a vigilância epidemiológica, possam monitorar o perfil epidemiológico e identificar as áreas de maior incidência da doença (Siqueira et al., 2020). No entanto, para permitir análises precisas, é fundamental que a ficha seja preenchida de maneira correta e completa. Essa avaliação apoia a formulação de medidas de saúde pública destinadas à prevenção e ao combate efetivo da enfermidade (Xavier et al., 2023).

A utilização de dados concretos é essencial para contribuir com estudos que se propõem a avaliar a criação de ferramentas capazes de auxiliar no diagnóstico e/ou na previsão de casos (Teles et al., 2023). A crescente presença do aprendizado de máquina e a inteligência artificial vêm ganhando campo na área da saúde e destaca-se, pois, essas tecnologias possuem a capacidade de analisar extensas bases de dados e identificar padrões de reconhecimento em doenças, seja por meio de imagens ou informações de atendimento (Zhao et al., 2020).

Para que essa metodologia seja explorada é necessário dispor de dados concretos. O diagnóstico de leptospirose é complexo, portanto, explorar novas formas de triagem e associação de diagnósticos pode contribuir na redução da subnotificação de casos e na diminuição da mortalidade decorrente de diagnósticos tardios.

No Brasil, os Sistemas de Informação em Saúde (SIS) começaram a ser implementados a partir de 1990, com o início do Sistema Único de Saúde (SUS). Foram desenvolvidos para tornar dinâmica a comunicação entre equipes de atenção básica, coordenadores e gestores, desenvolvidos para coletar, processar, armazenar e distribuir informações (Rocha et al., 2020). São sistemas complexos que exigem o processamento e análise de uma grande quantidade de dados utilizados para a avaliação do processo saúde-doença, servindo de base para a tomada de decisão de ações de planejamento e elaboração de políticas públicas (Brasil, 2007).

De acordo com Coelho Neto & Chioro (2021) de 2010 a 2018 o Brasil possuía 54 SIS de base nacional em operação. Um desses sistemas em operação é o SINAN, desenvolvido entre os anos de 1990 e 1993 e regulamentado em 1998 com a portaria nº1.882/97 que torna obrigatória a alimentação da base de dados pelos municípios, estados e Distrito Federal (Brasil, 2021).

A base de dados deste sistema é a notificação e investigação de casos de doenças e agravos que constam na lista nacional de doenças de notificação compulsória. A alimentação do sistema ocorre pela utilização da Ficha Individual de Notificação (FIN), que são formulários padronizados, para cada doença ou agravo da lista de notificação compulsória (Brasil, 2007). As FIN são preenchidas pelas unidades de atendimento quando há suspeita da ocorrência de problema de saúde de notificação compulsória e contém características comuns a todos os agravos, tais como, dados gerais sobre o agravo e unidade notificadora, dados do paciente (nome, idade, sexo, escolaridade, ocupação), dados de residência do paciente, exames laboratoriais e conclusão (Brasil, 2021).

As informações da base de dados do SINAN são utilizadas pela Vigilância Epidemiológica para avaliação de saúde a nível local, estadual e nacional. A partir da análise dos dados disponíveis é possível calcular os principais indicadores para o monitoramento das doenças e agravos de notificação compulsória (Lara et al., 2021; Brito et al., 2023). Esses resultados são a base para o processo de tomada de decisão, geram instrumentos para a formulação e avaliação dos programas, planos e políticas de saúde e visam a melhoria da situação de saúde da população (Brasil, 2021).

Falhas no preenchimento das fichas de notificação originam dados deficientes e não confiáveis, contribuindo para o desconhecimento do processo de saúde-doença (Marques et al., 2020). É necessário monitorar a qualidade do preenchimento das fichas na base de dados do SINAN através da avaliação quanto à completude dos campos. O termo “completude” refere-se ao nível de preenchimento do campo analisado, avaliado pela proporção de notificações com campo preenchido (Brito et al., 2023).

Desta forma, assegurar que todas as informações necessárias estejam devidamente registradas é fundamental para garantir a confiabilidade e utilidade dos dados. A avaliação sistemática da completude permite identificar lacunas ou inconsistências, possibilitando correções oportunas e assegurando a integridade dos dados para análises epidemiológicas e formulação de estratégias de saúde pública.

A modelagem baseada em dados reais é uma técnica que pode contribuir para o entendimento das diferenças espaço-temporais dessa enfermidade. Além disso, é difícil prever epidemias usando métodos convencionais que requerem a quantificação dos casos e controle de variáveis, quando as enfermidades são determinadas por uma eco-epidemiologia complexa (FERNANDES e CHIAVEGATTO FILHO, 2019). Devido

a isso, é importante associar a modelagem a técnicas estatísticas robustas, que permitam a compreensão do todo e controle a variabilidade quando se pretende trabalhar com dados ao longo de grandes séries históricas, como no presente projeto.

A análise de bancos de dados envolve técnicas criteriosas, como a busca por dados, preparação e readequação de variáveis, avaliação da consistência, processamento e finalmente o treinamento de modelos e análise de resultados. Desta forma, a busca por ferramentas que tornem este processo mais dinâmico e constante. A Inteligência Artificial (IA) é uma técnica com inúmeras aplicações e vem ganhando espaço na área da saúde nos últimos anos (TATEISI et al., 2021). Um dos ramos da IA é o Aprendizado de Máquina (AM) ou Machine Learning (ML), sendo uma das suas aplicações o treinamento de algoritmos com dados reais a fim de gerar modelos de classificação, detecção ou previsão de um problema (PAIXÃO et al., 2022). O aprendizado de máquina é uma combinação de técnicas matemáticas e estatísticas que se destaca pela facilidade de analisar grande volume de dados. Na área da saúde, sua utilização é cada vez mais frequente no auxílio ao processo de diagnóstico, previsão de riscos, e em estudos epidemiológicos (FERNANDES et al., 2019; SANCHEZ-GENDRIZ et al., 2022; SILVA et al., 2022).

2 Objetivo

2.1 Objetivo Geral

Realizar a análise epidemiológica de dados gerados na rotina de vigilância e controle de enfermidades nas diferentes regiões brasileiras, a partir dos dados reais sobre a distribuição das enfermidades e de seus determinantes disponibilizados nos sistemas de informação no país.

2.2 Objetivos Específicos

- Identificar fatores associados à incidência e letalidade por dengue em Belo Horizonte e investigar a associação de indicadores de vulnerabilidade socioambiental;
- Utilizar dados de atendimento do paciente para a elaboração de ferramentas que auxiliem a triagem de casos de dengue no Brasil;
- Analisar dados de notificação de casos de leptospirose e treinar modelos de aprendizado de máquina para a triagem de casos;
- Identificar municípios com baixa completude nos dados de notificação de leptospirose no estado do Rio Grande do Sul;
- Caracterizar a relação espacial e temporal da incidência de ovos de *Ae. aegypti* e de casos de dengue em Belo Horizonte, Minas Gerais entre 2011 e 2018;
- Retornar as informações obtidas para os setores de vigilância estaduais e municipais, a fim de colaborar com o fornecimento de informações e construção de uma ferramenta com potencial de auxiliar na redução na ocorrência de casos e óbitos por dengue e leptospirose.

3 Artigos

3.1 Artigo 1

Determining the relationship between dengue and vulnerability in a Brazilian city: A spatial modeling analysis

BOHM, Bianca Conrad, MORAIS, Maria Helena Franco; CUNHA, Maria da Consolação Magalhães; BRUHN, Nádia Campos Pereira; CAIAFFA, Waleska Teixeira; BRUHN, Fábio Raphael Pascoti.

Publicado na revista Pathogens and global health, 2023

DOI: [10.1080/20477724.2023.2247273](https://doi.org/10.1080/20477724.2023.2247273)

Determining the relationship between dengue and vulnerability in a Brazilian city: A spatial modeling analysis

BOHM, Bianca Conrad^{1*}, MORAIS, Maria Helena Franco²; CUNHA, Maria da Consolação Magalhães³; BRUHN, Nádia Campos Pereira⁴; CAIAFFA, Waleska Teixeira³; BRUHN, Fábio Raphael Pascoti⁵.

¹ Graduate Program in Veterinary Science at the Federal University of Pelotas (UFPEL), Capão do Leão, Rio Grande do Sul, Brazil. Correspondence, biankabom@hotmail.com

² Municipal Health Department of Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil

³ Urban Health Observatory of Belo Horizonte (OSUBH), Minas Gerais, Brazil

⁴ Centro de Integração do Mercosul, Federal University of Pelotas (UFPEL), Pelotas, Rio Grande do Sul, Brazil

⁵ Federal University of Pelotas, Preventive Veterinary Department, Zoonoses Control Center (UFPEL), Capão do Leão, Rio Grande do Sul, Brazil.

Abstract

Dengue is a viral infection transmitted by the *Aedes aegypti* mosquito. This study aimed to assess the distribution of cases and deaths from dengue and severe dengue, and its relationship with social vulnerability in Belo Horizonte, State of Minas Gerais, Brazil, from 2010 to 2018. The incidence and lethality rates of dengue and their relationship with sex, age, education, skin color, and social vulnerability were studied using chi-square tests, Ordinary Least Squares (OLS), and Geographically Weighted Regression (GWR) analyses.

The number of cases of dengue in Belo Horizonte during the study period was 324,044 dengue cases, with 1,334 cases of severe dengue and 88 deaths. During the past few decades, the incidence rate of both dengue and severe cases varied, with an average incidence rate of respectively 1515.5 and 6.2/100,000 inhabitants. The increase in dengue cases was directly related to areas with higher social vulnerability areas and more working-age people. Also, the disease is more severe in people self-declared as black, elderly, and male. The findings of this study might provide relevant information for health services in the organization of control and prevention policies for this problem, emphasizing the most vulnerable urban areas and categories.

Keywords: *Aedes*, spatial regression, health information systems, time series, Brazil

Introduction

Dengue, an arboviral disease, is a neglected and emerging disease that is transmitted by the *Aedes aegypti* mosquitoes (Nunes et al., 2019). The risk of infection extends to more than

half of the world's population, primarily in tropical and subtropical regions (Bhatt et al., 2013; WHO, 2020). The Americas registered more than 3 million cases of dengue in 2019, surpassing the 2.5 million cases reported in 2015 (ONU, 2020). The growing incidence of dengue cases in Brazil is a severe public health problem, generating costs for the Brazilian public health system (Ferreira et al., 2018; Araújo et al., 2017; Teich et al., 2018). Over the past ten years, Brazil has faced major epidemics, including a spike in severe cases and deaths from the disease (Fiocruz, 2019). In 2019, there were over 1.5 million dengue cases, particularly in the states of the Midwest and Southeast, which constituted 67.9% of probable cases. Of these, more than 18,000 (1.2%) people were diagnosed with severe dengue or dengue with warning signs, resulting in 732 deaths (Brazil, 2020).

Unlike rural areas, urban areas are complex mosaics of heterogeneous environmental and socioeconomic conditions, making them hotspots for dengue. The high population density in cities also increases exposure to mosquitos and the chances of dengue transmission (Cunha et al., 2021). The increase in urban conglomerates, the generation of waste related to precariousness in basic sanitation systems, climate change, and deforestation (Almeida et al., 2020) are some of the social and environmental factors that promote the rapid proliferation and dissemination of this vector (Moraes et al., 2009). These determinants affect the spread of diseases and the occurrence of epidemics in different parts of the same municipality differently in time and space (de Sousa et al., 2018).

Therefore, as dengue is one of the most relevant neglected diseases in Brazil and evaluating its risk is a way to help the city's health system in the development of specific control policies for the most vulnerable population, this study aimed to describe the factors associated with the incidence and lethality of dengue in Belo Horizonte and to investigate the association with social and environmental vulnerability indicators used in routine health surveillance, using spatial modeling. Firstly, we aimed to evaluate the usefulness of this index in the planning and prioritization of areas for dengue control actions in Belo Horizonte. We hypothesized that more vulnerable areas would be at greater risk due to lower environmental quality, which could be a better habitat for the vector. Furthermore, the findings are intended to inform urban planners and public health professionals about vulnerability management as a tool to mitigate the transmission of dengue and other arboviruses in Brazil.

Data and methods

This work is a collaboration between the Federal University of Pelotas and the health surveillance system responsible for controlling dengue in Belo Horizonte and the Urban Health

Observatory of Belo Horizonte (OSUBH) of the Federal University of Minas Gerais (UFMG). An ecological examination was performed based on data associated with dengue in Belo Horizonte, MG, Brazil, between 2010 and 2018. The spatial and temporal distribution was examined. Further, the association between social determinants (age, sex, education level, and skin color) and the occurrence of severe dengue and death was analyzed. The study also explored the relationship between intra-urban indicators of social vulnerability used in routine health surveillance and dengue incidence in the diverse municipal coverage areas.

Study area

Belo Horizonte is the sixth most populous municipality in Brazil. Located in the southeastern part of Brazil between the latitude of 19°49'01" S and longitude of 43°57'21" W, it is the capital of the state of Minas Gerais. In 2020, its estimated population is 2,521,564 inhabitants. It has an area of 331.4 km² with a population density of 7,615.53 inhabitants/km² (IBGE, 2020). It has a tropical climate with an average annual temperature of around 21°C and annual rainfall exceeding 1,300 mm (IMET, 2020).

The city has a high literacy rate (97.6%). According to statistical data from 2017, the per capita gross domestic product was R\$ 35,245.02, and 96.2% of the municipality has adequate sanitary sewage (IBGE, 2010).

The municipal territory is divided into nine administrative regions, which are further subdivided into 152 coverage areas assigned to health centers, composed of sets of contiguous census sectors, thereby allowing local health teams to have information about the population living in the area (Belo Horizonte, 2013).

Data collection

The outcome variable is dengue incidence (cases per 100.000 populations) from 2010 to 2018. Dengue cases are reported to the Notifiable Diseases Information System, and for Belo Horizonte, we obtained the information through the City Health Department. As part of the BH-VIVA database Project (Friche et al., 2015), the Urban Health Observatory of Belo Horizonte carried out a data cleaning and consistency check, and it georeferenced each case to a census tract using the coordinates of the patient's residence (Cunha et al., 2021). The cases included in this study were validated by clinical epidemiological or laboratory criteria as described by Campos et al., (2019). Data regarding age, sex, education, skin color, dengue classification, and death in the municipality were analyzed.

We further used the Health Vulnerability Index (HVI) to measure socioeconomic vulnerability. The HVI, developed by the Municipal Health Department of Belo Horizonte (SMSA/BH) and utilized in the routine of municipal health surveillance to characterize health risk areas, was updated in 2012. HVI is a measure of the health vulnerability in Belo Horizonte census tracts based on sanitation and socioeconomic indicators. Therefore, the sanitation index was built from the following indicators: i. % permanent private households with inadequate or no water supply, ii. % permanent private households with an inadequate or no sanitary sewage system, iii. % permanent private households with inadequate or no waste destination. The socioeconomic index was constructed from the following parameters: I. The ratio of residents per household, II. % illiterate people, III. % private households with per capita income up to half the minimum wage, IV. Average monthly nominal income of responsible persons (inverted) and V. % people of black, brown, and indigenous race/color. HVI is measured from 0 to 10, with higher values indicating more vulnerable areas.

Statistical analysis

For the consolidated period between 2010 and 2018, descriptive analyses were conducted on gender, age, race, and education related to dengue cases; dengue with warning signs and severe dengue, classification performed according to Brazil (2016), based on the clinical signs of the disease. The morbidity and lethality of dengue, dengue with warning signs, and severe dengue in Belo Horizonte were characterized by the following parameters: (i) incidence rate (IR), and (ii) lethality rate (LR).

$$IR = (\text{dengue cases/population}) \times 100,000 \dots\dots\dots (i)$$

$$LR = (\text{dengue deaths/dengue cases}) \times 100 \dots\dots\dots(ii)$$

Bivariate statistical analysis was conducted on dengue cases and dengue deaths and their social determinants, including age, gender, education, and skin color, using chi-square or Fisher's exact tests, when necessary. The variables used in these analyzes were available in the Notifiable Diseases Information System database (SINAN). According to the standardization method used in the 2010 Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE), census, age categorization was performed at intervals of 5 and 10 years (IBGE, 2019). A minimum confidence level of 95% ($p < 0.05$) was employed for all tests, including the relative risk-RR. The SPSS version 20.0 was used to perform all the statistical analyses.

Generalized additive models (GAMs)

Non-linear relationships without a defined shape can be modeled using GAMs (Conceição et al., 2001). They are based on non-parametric functions, called smoothing curves, in which the association shape is determined by the data (Conceição et al., 2001; Hastie and Tibshirani, 1990). This smoothed curve is nothing more than some kind of Y_i average value in the vicinity of a given x_i value, which allows for describing the shape, and even showing probable nonlinearities in the studied relationships since it does not have the rigid structure of a parametric function (Conceição et al., 2001).

We followed Baquero et al., (2018) to select the best GAM and used a Poisson likelihood and cubic splines with 5 knots on all predictors. We used a Poisson likelihood (we trained equivalent models with negative binomial and Gaussian likelihoods) to tune the type of spline (shrinkage cubic or cubic) and the upper limit on the degrees of freedom (df) associated with the spline ($k = df-1 = \{3,4,5,6,7,8\}$) (Baquero et al., 2018).

The general formula of GAM with Poisson likelihood is as follows:

$$y_i \text{Poisson}(Z_i) \\ \log(Z_i) = b_0 + \sum s_j(x_{ij}k),$$

where y_i is the observation i , Z_i is the linear predictor for the observation i , b_0 is the intercept, s_j is the spline for predictor x_{ij} and k is the number of knots (Baquero et al., 2018).

The response variable was the incidence of the confirmed response variable and linkage functions to measure the predictor variables' effects on the dependent regressors, as stated by McCullagh and Nelder (1984) and Hastie and Tibshirani (1990). Therefore, GAMs were adjusted to verify the relationship between dengue occurrences over time. Gross rates in Belo Horizonte were adjusted. The response variables were then observed, reported, and confirmed cases with a Poisson distribution. The notification year variable formed the linear predictor models with a smoothing function (spline), and the offset term represented the natural logarithm of the population exposed in each notification year. The analyses were conducted using R software and the 'mgcv' and 'tidyverse' packages.

Spatial modeling

The terrestrial system of geographic coordinates was used to carry out the spatial analysis according to ordered pairs of coordinates (x, y) for the incidence of dengue. Hence, annual

thematic maps depicting the spreading of dengue cases in the city were constructed. The maps were acquired from the IBGE cartographic database in shapefile format (.shp) and subsequently analyzed using the QGIS 3.4.7 software. Furthermore, the association between the indicators that make up the HVI (Table 1) was evaluated as predictors of the monthly incidence rate of dengue in each area covered by Belo Horizonte over the years by analysis of Ordinary Least Square linear regression (OLS) and the Geographically Weighted Regression (GWR). Firstly, multiple OLS regression models were built to get global regression equations, and the statistically significant independent variables were selected to construct thematic maps of the GWR regression.

OLS is a traditional regression method that evaluates a global regression coefficient, which is constant over space (Eq. (1)).

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i + \varepsilon \quad (\text{Eq.1})$$

where Y is the dependent variable, β_0 is the intercept, X_i is the i^{th} independent variable, β_i is the i^{th} regression coefficient, ε is the error term, and p is the number of independent variables.

The following assumptions were considered to perform the OLS regression: i. Multicollinearity, verified by the variance inflation factor (VIF); ii. Stationarity through Koenker's studentized Bruesch-Pagan tests, and iii. Normality in the distribution of errors by the Jarque-Bera test. Furthermore, the representativeness of the independent over the dependent variable was evaluated by calculating the adjusted R^2 for each model built (Mitchell, 2005). The R^2 represents the prediction ability of a regression model to fit the measured values of the dependent variable (Fotheringham et al., 2002). Additionally, global Moran's I statistics were used to verify whether the assumption of the regression models that the residuals show a random spatial distribution is satisfied with our OLS and GWR findings. Moran's I is a measure of spatial autocorrelation widely used to confirm the suitability of regression models (Tiefelsdorf, 2000; Tu and Xia, 2008; Eun-HeeKoh et al., 2020).

Following the selection of the significant independent variables by the OLS regression, GWR regression models were built to determine differences in the relationship between the indexes and indicators and the incidence rate of dengue in the different areas within the municipality.

GWR is an extension of OLS regression in which locally varying parameters are considered in a spatially nonstationary sample (Fotheringham et al., 2002; Eun-HeeKoh et al., 2020). In Eq. (2), the location of the sample (u, v) is added to the regression equation to calculate the local parameters.

$$y_i = \beta_0(u_j, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (\text{Eq.2})$$

where y_i is the dependent variable for location i ; u_i and v_i are the coordinates of location i ; $\beta_0(u_i, v_i)$ is the intercept at location i ; $\beta_k(u_i, v_i)$ is the local parameter estimate for an independent variable x_{ik} at location i , and ε_i denotes the error term.

Therefore, thematic maps of the coefficient and R^2 were constructed for each variable tested and the error map to verify the randomness in the distribution of the error of the models between the municipal coverage areas. The cross-validation Bandwidth method (Fotheringham et al. 2002) was used to select the number of neighbors to be considered in the elaboration of regionalized regression equations. All spatial statistical analyses were executed using GeoDa1.8.10 (Spatial Data Science Center, University of Chicago, Chicago, Illinois, IL, USA) and ArcGis 10.3 (Open-Source Geospatial Foundation, Beaverton, Oregon, OR, USA) software).

This study was approved by the Ethics Committee of the Municipality of Belo Horizonte (CAAE 11548913.3.3001.5140), and by the Federal University of Pelotas (CAAE 35798920.8.0000.5317) and follows all ethical principles and current legislation for research involving human subjects. This guarantees the confidentiality of the information and its use only for research.

Results

From 2010 to 2018, there were 325.378 confirmed dengue cases in Belo Horizonte, with 324.044 dengue cases and 1.334 dengue cases with severe signs, with 88 deaths (Incidence Rate (IR) mean/period = 1.52/100.000 inhabitants and Average Lethality Rate (LR)/period = 1.3%). Using GAM, a non-linear regression model for dengue cases, it was possible to observe an increase in the disease occurrence risk from 2010 to 2016 and a decline between 2017 and 2018, with peaks in 2010, 2013, and 2016, with a decline in the two immediately subsequent years, demonstrating the cyclical nature of the disease (Figure 3A). There were 16 deaths in 2010 and 62 deaths in 2016. It is important to note that all peaks observed in TL were due to severe dengue cases (7.7%) (Figure 1).

Individuals affected by dengue were mostly females (57.7%; 187,431; IR = 1854.5 cases/100,000 inhabitants), aged 20–30 years (55.7%; 180,958), with incomplete primary education (23.3%; 10,703), followed by incomplete secondary education (13.8%; 6,347), and of brown color (51.3%; 36,226). Figure 2 shows the distribution of dengue cases according to gender, race, age, and education in the nine health districts of Belo Horizonte. Generally, information about skin color (254,313; 78.2%) and education level (279,418; 85.9%) was not available from the information system.

The differences in morbidity and mortality rates from dengue among different age groups and genders were evaluated (Table 2). It was found that the IR was higher in adults aged 15 to 19 years, followed by 20 to 30 years for both genders. With the Chi-square test, it was verified that males ($p = 0.014$, RR = 1.63, 95% CI = 1.07 – 2.48) and people of older age have a higher risk of dying from dengue in Belo Horizonte ($p < 0.05$).

Self-reported yellow skin color individuals (1,097 dengue cases; 18 severe dengue cases) found to be at higher risk of having the most severe form of the disease than the white (RR = 2.2; CI 95% = 1.3 – 3.5), black (RR = 2.4; CI 95% = 1.4 – 4.1), brown (RR = 2.4; CI 95% = 1.5 – 3.6) and indigenous (RR = 5.5; CI 95% = 1.4 – 41.7) skin colors. According to the statistical analysis using the Chi-square test, the distribution of deaths from dengue was similar among the education categories ($p \geq 0.05$). The spatial distribution of the incidence of dengue in the 152 areas within the municipality from 2010 to 2018 is represented in Figure 3. In Table 3, we described the HVI and the disaggregated sanitation, sewage, and race indicators, which were positively correlated to the dengue incidence rate in Belo Horizonte ($p < 0.05$). Figure 4 represents the findings of the geographic regression of these indices and indicators with the incidence of dengue in different areas of the city of Belo Horizonte. These indicators were observed to be more representative and strongly related to the incidence rate of dengue in the coverage areas located in the north of the city.

Discussion

Our results suggested a high incidence of dengue cases in Belo Horizonte, with statistically significant emphasis on the most vulnerable populations. According to other authors, dengue outbreaks in Brazil and other countries in the southern hemisphere and their relation to vulnerability indicate the need to invest in public policies that improve the living conditions of low-income populations, in addition to measures for controlling and preventing the disease (Chuc et al., 2013; PAHO, 2019; Paixão et al., 2015).

GAM models are frequently used in association analysis that does not show a linear pattern. Usually, this is the case with the temporal evolution of infectious diseases. Therefore, in this study, the GAM model comprises non-linear effects of time, and dengue incidence allowed better visualization of the temporal dynamics of the disease in Belo Horizonte, based on identifying temporal trends and significant occurrence peaks in the city, primarily in 2010, 2013, and 2016. The Generalized Additive Model has been employed by several authors to assess the pattern of dengue. In Paraguay, Gómez et al., (2022) utilized it to investigate the association between climatic variables and dengue cases. In Costa Rica, the model was used to evaluate the behavior of dengue cases and exhibited a good fit to the data (Vásquez et al., 2020). Furthermore, this technique is also employed to assess the pattern of other diseases, such as leptospirosis (Teles et al., 2023) and leishmaniasis (Belo et al., 2023).

A cyclic pattern of epidemic years is a recurring characteristic of dengue. In the Americas, this pattern is strongly marked, as the region experienced epidemics in the years 2010, 2013, 2016, 2019, and 2022 (OPAS, 2023). Furthermore, such a pattern is also observed in Asian countries, such as Vietnam, where 90,844 cases of dengue occurred annually from 2007 to 2016, with epidemics recorded in 2010, 2015, and 2016 (Hung et al., 2018). Understanding this behavior is a way to devise prevention and preparedness strategies for epidemic years (Warnes et al., 2021).

The highest rates of dengue were found in self-declared brown skin color women and among young adults, which favors the occurrence of future reinfections, predisposing to severe cases and a possible increase in the fatality rate (Campos et al., 2019). The results obtained regarding age and sex are similar to those observed in other studies conducted in Brazil (Scandar et al., 2010; Nascimento et al., 2017; Ferreira et al., 2018; Andriolli et al., 2020; Leandro et al., 2022). However, in Colombia, a study conducted by Warnes et al., (2021) identified that the highest incidence rate of dengue was in male children. In Argentina, Byrne et al., (2018) found no correlation between age, sex, and dengue incidence. Meanwhile, in Mexico, the highest incidence was reported in young people aged 15 to 19 years (Rojas et al., 2018). This difference in the notification profile reinforces that dengue affects the general population and is more associated with the environment than with the individual (Yang et al., 2021).

When analyzing factors associated with dengue mortality in Brazil, Paixão et al., (2018) reported that the fatality rate was higher in men and the elderly. The increase in severe cases may also be associated with diagnostic challenges, as dengue symptoms are similar to other diseases like the flu, and often people are unaware of their initial contact with the virus, thereby

increasing the risk of developing severe dengue (Chuc et al., 2013). Dengue causes social and economic burdens and strains the healthcare system due to the high number of cases. According to Teich et al., (2017), arboviruses directly impact the economy, affecting the distribution of resources for health. Therefore, these results highlight the importance of directing prevention programs to the population at higher risk to reduce the impact of this disease on the municipal healthcare system.

Over 30 years ago, the Unified Health System (SUS) was implemented in Brazil, a public system that aims to serve everyone regardless of their age, gender, race, or social status (Dias et al., 2010; Viana and Ignotti, 2013). However, education level and skin color are factors that predispose to social inequalities in the country, becoming a socioeconomic determinant of diseases, particularly infectious ones (Bruhn et al., 2018; Tavares et al., 2019).

It was found that health and socioeconomic vulnerability indices, along with sanitation, sewage, and race indicators, are related to a higher incidence rate of the disease among the different areas within the municipality. Furthermore, it was found that the city's northern region has a stronger relationship between social vulnerability indices and the incidence of dengue cases over the years. Other studies already performed in Belo Horizonte concluded that the North, Northeast, Northwest, East, and Venda Nova districts comprised the largest number of infectious diseases cases, including leptospirosis, leishmaniasis, and dengue (Bruhn et al., 2018; Figueiredo et al., 2001; Schultes et al., 2020). Similarly, Flauzino et al., (2009) and Carvalho et al., (2017) concluded that the incidence of dengue cases was higher in places with high population density and lower income, and in its vicinity when evaluating the spatial distribution of dengue cases in the municipalities of Niterói and Rio de Janeiro, State of Rio de Janeiro.

The increase in vector-borne disease notifications can be attributed to unplanned urban expansion and climate change (Lippi et al., 2018). Due to the lack of access to services, such as basic sanitation, water supply, and waste collection; as a result, the vector easily finds favorable places to lay its eggs in areas with high levels of social vulnerability. On the other hand, climatic factors, such as humidity and temperature, contribute to the rapid infestation and dissemination of the transmitting agent (MacCormack-Gelles et al., 2018). It is important to carry out studies assessing social organization in various locations in order to achieve effective vector control; improvements in urban infrastructure and reduction of social inequalities are necessary, as well as the support and participation of the population (Andrioli et al., 2020; Krystosik et al., 2020).

It is essential to acknowledge certain limitations of this study so that they can be explored in future research. Although this study observed a correlation between dengue cases

and vulnerability factors, we did not investigate the influence of climatic and environmental variables on the occurrence of dengue. Assessing the association between environmental factors in vulnerable areas can significantly contribute to a better understanding of the disease's behavior.

In this study, we analyzed secondary data reported by health professionals, health services, and the population. Therefore, this case report was subject to the bias of incorrect classification. Dengue cases were notified to the Disease Notification Information System, where they may have been misdiagnosed (de Mattos Almeida et al., 2007; Harris et al., 2000). An analysis can be weakened by incomplete records and underreporting of cases (Campos et al., 2019; Barbosa et al., 2015). It is estimated that around 70% of dengue cases result in mild symptoms or are asymptomatic, so many people do not seek health services, leading to a large number of underreporting cases, which hinders the epidemiological characterization of the disease (Araújo et al., 2009; Stanaway et al., 2016; Goto et al., 2016). However, despite the potential notification biases, this data provides extremely valuable information for health organizations as it allows for the analysis of the behavior of various diseases and, therefore, directs efforts and resources towards more effective surveillance and control.

As dengue is a serious health problem in Belo Horizonte, assessing the risk for the disease is a way to help the city's health system in the development of specific control policies for the population at risk. In this study, data analysis indicated that the disease lethality rate was higher in men, the elderly, and black people, while the incidence rate predominated in women from 20 to 40 years old self-reported yellow skin color individuals. Furthermore, it was found that the HVI, as well as the socioeconomic index and the sanitation, sewage, and race indicators, are positively related to the incidence rate of dengue, suggesting that this index could be useful in planning and prioritizing control actions in Belo Horizonte. In addition, these results reinforce the severity of the disease and the need to develop effective and targeted public policies for populations in high-risk areas to reduce the effects of this disease in the city.

Acknowledgements

We would like to thank the workers at SUS BH for their efforts to control and mitigate the impacts of infectious diseases, generating fundamental data for conducting the analysis.

This work was funded by the CNPQ, under the financing code 433418/2018-4, with support from the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel-Brazil (CAPES)-Financing Code 001.

References

1. Nunes PCG, Daumas RP, Sánchez-Arcila JC, Nogueira RMR, Horta MAP, & Dos Santos FB. (2019). 30 years of fatal dengue cases in Brazil: a review. *BMC public health*, 2019, v.19 n.1 p.1-11.
2. Bhatt S, Gething PW, Brady OJ, Messina JP, Farlow AW, Moyes CL, et al. The global distribution and burden of dengue. *Nature*. 2013 Apr;496(7446):504–7
3. World Health Organization. Dengue and severe dengue [Internet]. World Health Organization. 2020 [cited 2020 Dez 15]. Available from: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe-dengue>
4. ONU News – Américas tiveram mais de 3 milhões de casos de dengue em 2019 – 17 fevereiro 2020 <https://news.un.org/pt/story/2020/02/1704221>
5. Ferreira AC, Chiaravalloti Neto F, Mondini A. Dengue em Araraquara, estado de São Paulo: epidemiologia, clima e infestação por *Aedes aegypti*. *Rev. Saúde Pública* 2018, v. 52, n.18.
6. Araújo VEM, Bezerra JMT, Amâncio FF, Passos VMA, Carneiro M. Aumento da carga de dengue no Brasil e unidades federadas, 2000 e 2015: análise do Global Burden of Disease Study 2015. *Revista Brasileira de Epidemiologia* 2017, 20(Suppl. 1), 205-216. <https://dx.doi.org/10.1590/1980-5497201700050017>
7. Teich V, Arinell R, Farhan L. *Aedes aegypti* and society: the economic burden of arboviruses in Brazil. *J. bras. econ. Saúde* 2017; v. 9 n.3 p: 267-276.
8. Fiocruz. *Dengue*. [Acessado em 10 de dez 2019] Disponível em<<http://www.cpqrr.fiocruz.br/pg/dengue/>.>
9. Brasil. Ministério da Saúde. *Monitoramento dos casos de arboviroses urbanas transmitidas pelo Aedes (dengue, chikunguya e zika)*, Semanas Epidemiológicas 01 a 52. Boletim Epidemiológico. Brasília. v.51, 2020.
10. Cunha MDCM, Ju Y, Morais MHF, Dronova I, Ribeiro SP, Bruhn FRP, Lima LL, Sales DM, Schultes OL, Rodriguez DA, Caiaffa WT. Disentangling associations between vegetation greenness and dengue in a Latin American city: Findings and challenges. *Landsc Urban Plan*. 2021 Dec; 216: None. doi: 10.1016/j.landurbplan.2021.104255. PMID: 34675450; PMCID: PMC8519391.
11. Almeida LS, Cota ALS, Rodrigues DF. Saneamento, Arboviroses e Determinantes Ambientais: impactos na saúde urbana. *Ciênc saúde coletiva* [Internet]. 2020Oct;25(10):3857–68. Available from: <https://doi.org/10.1590/1413-812320202510.30712018>.
12. Moraes GH, Duarte EC. Análise da concordância dos dados de mortalidade por dengue em dois sistemas nacionais de informação em saúde, Brasil, 2000-2005. *Cadernos de Saúde Pública* 2009; 25(11): 2354-2364. <https://dx.doi.org/10.1590/S0102-311X2009001100006>

13. de Sousa TCM, Amancio F, Hacon SS, Barcellos C. Doenças sensíveis ao clima no Brasil e no mundo: revisão sistemática [Climate-sensitive diseases in Brazil and the world: systematic review Enfermedades sensibles al clima en Brasil y el mundo: revisión sistemática]. *Rev Panam Salud Publica*. 2018 Jul 20;42:e85. Portuguese. doi: 10.26633/RPSP.2018.85. PMID: 31093113; PMCID: PMC6385874.
14. IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Estimativa*. Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/>> Acesso: 10/01/2020
15. IMET. *Instituto Nacional de Meteorologia*. [Acesso em 02 jan 2020] Disponível em <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>>
16. IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Belo Horizonte. Cidades*, 2019. [Acesso em 11 de dez 2019] Disponível < <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/belo-horizonte/panorama>>
17. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. 2013. Índice de Vulnerabilidade da Saúde, 2012. Secr. Munic. Saúde. 1–15. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. Áreas de abrangência dos centros de saúde [Internet]. [accessed 2021 Jul 9]. <https://prefeitura.pbh.gov.br/saude/informacoes/atencao-a-saude/atencao-primaria/centro-de-saude>
18. Friche AAdeL, Dias MAdeS, Reis PBdos, Dias CS, Caiaffa WT. BH-Viva Project Urban upgrading and its impact on health: A “quasi-experimental” mixed-methods study protocol for the BH-Viva Project. *Cadernos De Saude Publica*. 2015;31(suppl 1):51–64. doi: 10.1590/0102-311X00079715.
19. Campos NBD, Morais MHF, Ceolin APR, Cunha MdaCM, Nicolino RR, Schultes OL, Friche AAdeL, Caiaffa WT. Twenty-Two years of dengue fever (1996-2017): na epidemiological study in a Brazilian city, *International Journal of Environmental Health Research*, DOI: 10.1080/09603123.2019.1656801
20. Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. Dengue: diagnóstico e manejo clínico: adulto e criança [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. – 5. ed. – Brasília: Ministério da Saúde, 2016. 58 p (método – classificação dengue)
21. Conceição, GMDS, Saldiva PHN, & Singer JDM (2001). Modelos MLG e MAG para análise da associação entre poluição atmosférica e marcadores de morbi-mortalidade: uma introdução baseada em dados da cidade de São Paulo. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, 4(3), 206-219.
22. Hastie T, Tibshirani R. **Generalized additive models**. London: Chapman & Hall, 1990
23. Baquero OS, Santana LMR, Chiaravalloti-Neto F (2018) Dengue forecasting in São Paulo city with generalized additive models, artificial neural networks and seasonal

autoregressive integrated moving average models. **PLOS ONE** 13(4): e0195065. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195065>

24. McCullagh, P, Nelder, JA. **Generalized linear models**. Routledge, 1984.

25. QGIS.org, 2022. QGIS Geographic Information System. QGIS Association. <http://www.qgis.org>

26. Mitchell, Andy. **The ESRI Guide to GIS Analysis**, Volume 2 ESRI Press, 2005

27. Fotheringham, Alexander & Brunson, Chris & Charlton, Martin. (2002). **Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships**. John Wiley & Sons. 13.

28. M. Tiefelsdorf. *Modelling Spatial Processes: The Identification and Analysis Of Spatial Relationships in Regression Residuals by Means of Moran's I* Springer, Berlin Heidelberg (2000), <http://www.geodacenter.asu.edu/software>

29. Tu, Z. Xia. Examining spatially varying relationships between land use and water quality using geographically weighted regression I: model design and evaluation *Sci. Total Environ.*, 407 (2008), pp. 358-378.

30. Koh, Eun-Hee; Lee, Eunhee; Lee, Kang-Kun. Application of geographically weighted regression models to predict spatial characteristics of nitrate contamination: Implications for an effective groundwater management strategy. **Journal of Environmental Management**, v. 268, p. 110646, 2020., <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110646>.

31. Geospatial Analysis and Computation (LucAnselin) <http://www.geodacenter.asu.edu/software>

32. ArcGIS: Software. Disponível em <http://www.esri.com/software/arcgis/index.html>>. Acessado em 10 de fevereiro de 2019

33. Chuc S, Hurtado-Díaz M, Schilman A, Riojas-Rodríguez H, Rangel H & González-Fernández MI. (2013). Condiciones locales de vulnerabilidades asociadas con dengue em comunidades de Morelos. *salud pública de méxico*, 55, 170-178

34. PAHO. Folha informativa – Dengue e dengue grave. Disponível em: <https://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5963:folha-informativa-dengue-e-dengue-grave&Itemid=812 Acesso 29/12/2020.

35. Paixão ES, Costa M da CN, Rodrigues LC, Rasella D, Cardim LL, Brasileiro AC, et al. Trends and factors associated with dengue mortality and fatality in Brazil. *Rev Soc Bras Med Trop* [Internet]. 2015Jul;48(4):399–405. Available from: <https://doi.org/10.1590/0037-8682-0145-2015>.

36. Gómez RE, Kim J, Hong K, Jang JY, Kisiju T, Kim S, Chun BC. Association between Climate Factors and Dengue Fever in Asuncion, Paraguay: A Generalized Additive Model. *Int J Environ Res Public Health*. 2022 Sep 26;19(19):12192. doi: 10.3390/ijerph191912192. PMID: 36231491; PMCID: PMC9566529.

37. Vásquez, P., Loría, A., Sanchez, F., & Barboza, L. A. (2020). Climate-driven statistical models as effective predictors of local dengue incidence in Costa Rica: A generalized additive model and random forest approach. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 27(1), 1-21.
38. Teles AJ, Bohm BC, Silva SCM, Bruhn NCP, Bruhn FRP (2023) Spatial and temporal dynamics of leptospirosis in South Brazil: A forecasting and nonlinear regression analysis. *PLoS Negl Trop Dis* 17(4): e0011239. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011239>
39. Belo VS, Bruhn FRP, Barbosa DS, Câmara DCP, Simões TC, Buzanovsky LP, et al. (2023) Temporal patterns, spatial risks, and characteristics of tegumentary leishmaniasis in Brazil in the first twenty years of the 21st Century. *PLoS Negl Trop Dis* 17(6): e0011405. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011405>
40. Organização Saúde Pan-Americana / Organização Mundial da Saúde. Atualização epidemiológica: Dengue na Região das Américas. 28 de março de 2023. Washington, D.C. OPAS/OMS. 2023
41. Hung TM, Clapham HE, Bettis AA, et al. The Estimates of the Health and Economic Burden of Dengue in Vietnam. *Trends in Parasitology*. 2018; 34 (10): 904-918. DOI: 10.1016 / j.pt.2018.07.007
42. Warnes CM, Santacruz-Sanmartín E, Bustos Carrillo F, Vélez ID. Surveillance and Epidemiology of Dengue in Medellín, Colombia from 2009 to 2017. *Am J Trop Med Hyg*. 2021 Mar 22;104(5):1719-1728. doi: 10.4269/ajtmh.19-0728. PMID: 33755586; PMCID: PMC8103481.
43. Scandar SAS, Vieira P, Cardoso Junior RP, Silva RA, Papa M, Sallum MAM Dengue em São José do Rio Preto, Estado de São Paulo, Brasil, 1990 a 2005: fatores entomológicos, ambientais e socioeconômicos. *Bol Epidemiol Paul*. 2010, v.7, n.81, p.4- 16
44. Nascimento LBdo, Siqueira CM, Coelho GE, Siqueira Júnior JB. Dengue em gestantes: caracterização dos casos no Brasil, 2007-2015. *Epidemiologia e Serviços de Saúde* 2017; 26(3); 433-442. <https://dx.doi.org/10.5123/s1679-49742017000300002>
45. Andrioli DC, Busato MA, Lutinski JA. Distribuição espacial e temporal da dengue no Brasil, 1990 - 2017. *PLoSOne*. 2020; 15 (2): e0228346. Published 2020 Feb 13. doi: 10.1371 / journal. pone.0228346
46. Leandro GCW, Cicchero LM, Procopiuk M, Correa F de OB, Santos PCF dos, Lopes AR, et al. Temporal and spatial analysis of municipal dengue cases in Paraná and social and environmental indicators, 2012 to 2021: ecological study. *Rev bras epidemiol [Internet]*. 2022;25: e220039. Available from: <https://doi.org/10.1590/1980-549720220039>
47. Byrne AB, Gutierrez GF, Bruno A, Córdoba MT, Bono MM, Polack FP, Talarico LB, Quipildor MO. Age-associated differences in clinical manifestations and laboratory parameters during a dengue virus type 4 outbreak in Argentina. *J Med Virol*. 2018 Feb;90(2):197-203. doi: 10.1002/jmv.24952. Epub 2017 Oct 20. PMID: 28941278.

48. Rojas DP, Barrera-Fuentes GA, Pavia-Ruz N, Salgado-Rodriguez M, Che-Mendoza A, Manrique-Saide P, Vazquez-Prokopec GM, Halloran ME, Longini IM, Gomez-Dantes H. Epidemiology of dengue and other arboviruses in a cohort of school children and their families in Yucatan, Mexico: Baseline and first year follow-up. *PLoS Negl Trop Dis*. 2018 Nov 21;12(11): e0006847. doi: 10.1371/journal.pntd.0006847. PMID: 30462635; PMCID: PMC6248893.

49. Xiaorong Yang, PhD and others, Global burden for dengue and the evolving pattern in the past 30 years, *Journal of Travel Medicine*, Volume 28, Issue 8, December 2021, taab146, <https://doi.org/10.1093/jtm/taab146>

50. Dias, D.M.; Martinez, C.B.; Libanio, M. Avaliação do impacto da variação da renda no consumo domiciliar de água. **Eng. Sanit. Ambient.**2010, v.15, n.2, p.155- 166, 2010.

51. Viana, Dione Viero; Ignotti, Eliane. A ocorrência da dengue e variações meteorológicas no Brasil: revisão sistemática. **Rev. bras. epidemiol.**, São Paulo, v. 16, n. 2, pág. 240-256, junho de 2013.

52. Bruhn FRP, Morais MHF, Cardoso DL, Bruhn NCP, Ferreira F, Rocha CMM. Spatial and temporal relationships between human and canine visceral leishmaniasis in Belo Horizonte, Minas Gerais, 2006–2013. *Parasites Vectors*, 2018 <https://doi.org/10.1186/s13071-018-2877>

53. Tavares, D. (2019). Saúde e desigualdades sociais: um tema revisitado a partir de uma investigação empírica. *Revista Brasileira de Pesquisa em Saúde /Brazilian Journal of Health Research*, 21(2), 8-16.

54. Figueiredo, Cláudia Maria de, Mourão, Ana Clara, Oliveira, Marluce Aparecida A. de, Alves, Willian Rosa, Ooteman, Márcia Costa, Chamone, ChequerBuffe, &Koury, Matilde Cota. Leptospirose humana no município de Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil: uma abordagem geográfica. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 34(4), 331-338, 2001.

55. Schultes, O. L., Morais, M. H. F., Cunha, M. D. C. M., Sobral, A., & Caiaffa, W. T. (2021). Spatial analysis of dengue incidence and *Aedes aegypti* ovitrap surveillance in Belo Horizonte, Brazil. *Tropical Medicine & International Health*, 26(2), 237-255.

56. Flauzino, RF, Souza-Santos R, Barcellos C, Gracie R, Magalhães MAFM, Oliveira RM. Heterogeneidade espacial da dengue em estudos locais, Niterói, RJ. *Ver Saude Publica*. 2009;43(6):1035-43.

57. Carvalho, Silvia; Magalhaes, Mônica de Avelar Figueiredo Mafra; Medronho, Roberto de Andrade. Análise da distribuição espacial dos casos de dengue na cidade do Rio de Janeiro, 2011 e 2012. **Rev. Saúde Pública**, São Paulo, v. 51, 79, 2017.

58. Lippi CA, Stewart-Ibarra AM, Muñoz ÁG, et al. A ecologia social e espacial da presença e do ônus da dengue durante um surto em Guayaquil, Equador, 2012. *Int J Environ Res Health Public*. 2018; 15 (4): 827. Publicado em 23 de abril de 2018. doi: 10.3390 / ijerph15040827

59. MacCormack-Gelles B, Lima Neto AS, Sousa GS, et al. Características epidemiológicas e determinantes da transmissão da dengue durante anos epidêmicos e não epidêmicos em Fortaleza, Brasil: 2011-2015. *PLoS Negl Trop Dis*. 2018; 12 (12): e0006990. Publicado 2018 Dec 3. doi: 10.1371 / journal.pntd.0006990
60. Krystosik A, Njoroge G, Odhiambo L, Forsyth JE, Mutuku F, LaBeaud AD. Resíduos sólidos fornecem locais de reprodução, tocas e alimentos para vetores de doenças biológicas e reservatórios zoonóticos urbanos: um apelo à ação para pesquisas baseadas em soluções. *Frente Saúde Pública*. 2020; 7: 405. Publicado 2020 em 17 de janeiro. Doi: 10.3389 / fpubh.2019.00405
61. de Mattos Almeida, M. C., Caiaffa, W. T., Assunção, R. M., & Proietti, F. A. (2007). Spatial vulnerability to dengue in a Brazilian urban área during a 7-year surveillance. *Journal of urban health: Bulletin of the New York Academy of Medicine*, 84(3), 334–345. <https://doi.org/10.1007/s11524-006-9154-2>
62. Harris, E., Videira, E., PÃ©rez, L., Sandoval, E., TÃ©llez, Y., PÃ©rez, M. L., Cuadra, R., Rocha, J., Idiaquez, W., Alonso, R. E., Delgado, M. A., Campo, L. A., Acevedo, F., Gonzalez, A., Amador, J. J., & Balmaseda, A. (2000). Clinical, epidemiologic, and virologic features of dengue in the 1998 epidemic in Nicaragua., *The American journal of tropical medicine and hygiene Am J Trop Med Hyg Am. J. , 63(1), 5-11*. Retrieved Apr 5, 2022, from <https://www.ajtmh.org/view/journals/tpmd/63/1/article-p5.xml>
63. Barbosa JR, Barrado JCS, Zara ALSA, Siqueira Júnior JB. Avaliação da qualidade dos dados, valor preditivo positivo, oportunidade e representatividade do sistema de vigilância epidemiológica da dengue no Brasil, 2005 a 2009. *Epidemiol Serv Saude*. 2015 v.24 n.1 p:49-58.
64. Araújo, Edna Maria de, Costa, Maria da Conceição Nascimento, Hogan, Vijaya Krishna, Araújo, Tânia Maria de, Dias, Acácia Batista, & Oliveira, Lúcio Otávio Alves. A utilização da variável raça/cor em Saúde Pública: possibilidades e limites. *Interface - Comunicação, Saúde, Educação*, 2009, v.13, n.31, p.383-394. <https://dx.doi.org/10.1590/S1414-32832009000400012>
65. Stanaway JD, Shepard DS, Undurraga EA, Halasa YA, Coffeng LE, Brady OJ, Hay SI, Bedi N, Bensenor IM, Castañeda-Orjuela CA, Chuang TW, Gibney KB, Memish ZA, Rafay A, Ukwaja KN, Yonemoto N, Murray CJL. The global burden of dengue: an analysis from the Global Burden of Disease Study 2013. *Lancet infect dis*. 2016, v.16 n.6 p:712-72
66. Goto, Dora Yoko Nozaki et al. Avaliação da oportunidade de notificação da dengue no Estado do Paraná. *Acta Paulista de Enfermagem [online]*. 2016, v. 29, n. 3 [Acessado 29 março 2022], pp. 355-362. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/1982-0194201600049>>. ISSN 1982-0194. <https://doi.org/10.1590/1982-0194201600049>.

Table 1: Indexes that make up the Health Vulnerability Index (HVI) and its indicators.

Indicator	Indexes
Sanitation	Percentage of permanent private households within an adequate or no water supply
	Percentage of permanent private households with inadequate or no sanitary sewage
	Percentage of permanent private households with garbage destination inappropriately or absent
Economic partner	The ratio of residents per household
	Percentage of illiterate people
	Average monthly nominal income of responsible persons (inverted)
	Percentage of black, brown, and indigenous peoples

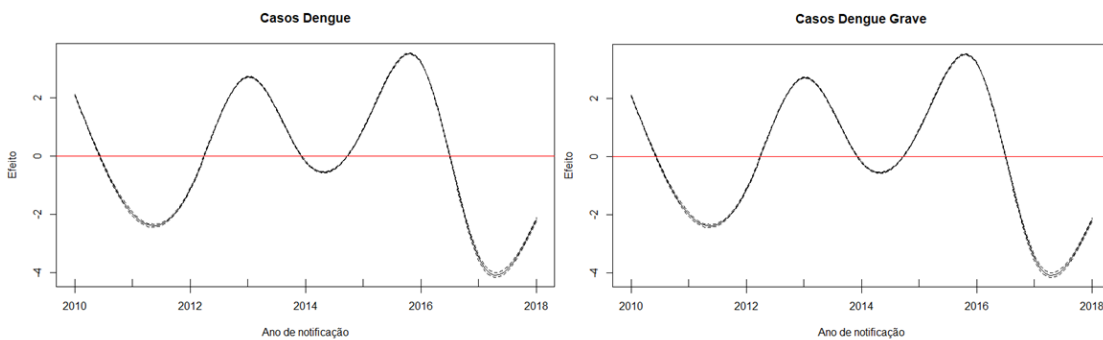


Figure. 1. Dengue and severe dengue temporal distribution between 2010 and 2018 in Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil, estimated by Generalized Additive Models (GAM) with 95% confidence interval (95% CI) (dengue: $p < 0.01$, $R^2 = 99.4\%$; severe dengue: $p < 0.01$, $R^2 = 97.9\%$).

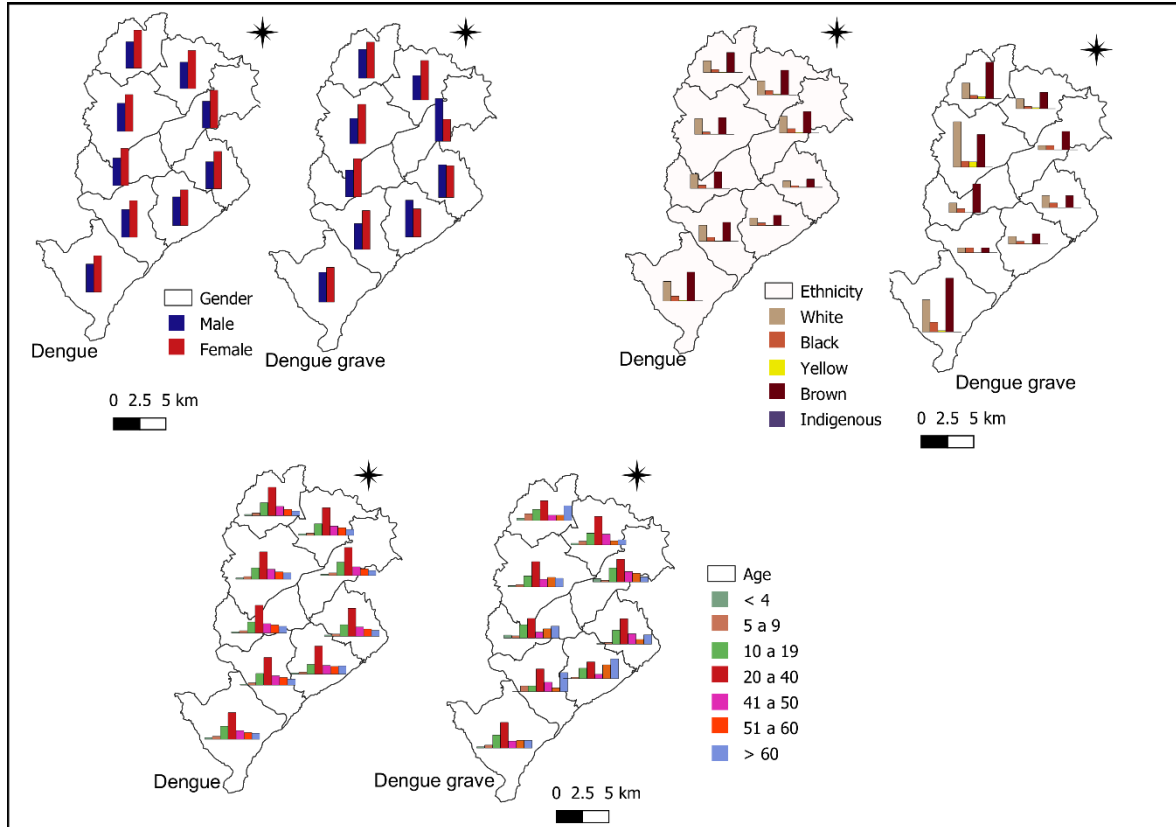


Figure 2: Incidence of dengue and severe dengue based on sex, skin color, and age in the nine districts of Belo Horizonte.

Table 2: Epidemiological indicators of dengue in Belo Horizonte, based on age and sex (2010 – 2018)

AGE	Dengue cases		Deaths		Pop ^a		IR ^b		LR ^b	
	F	M	F	M	F	M	F	M	F	M
0–4	3642	3761	0	0	66.522	67.689	684.4	694.5	0.0	0.0
5 – 9	6634	6893	0	0	71.221	73.647	1164.3	1169.9	0.0	0.0
10 – 14	12187	12985	0	1	85.153	86.338	1789.0	1880.0	0.0	0.0
15 – 19	18558	16257	3	1	91.815	90.895	2526.5	2235.7	0.0	0.0
20 – 30	44162	33960	2	2	232.593	216.947	2373.4	1956.7	0.0	0.0
31–40	34368	23211	2	1	206.008	186.635	2085.4	1554.6	0.0	0.0
41 – 50	27945	17312	4	5	180.419	153.830	1936.1	1406.7	0.0	0.0
51 – 60	22031	12550	7	6	148.479	118.388	1854.7	1325.1	0.0	0.0
> 60	17800	10394	22	32	180.428	119.144	1233.2	1090.5	0.0	0.0
Total	187431	137218	40	48	126263 8	1113513	1854.5	1541.6	0.0	0.0

a Population according to the 2010 census of IBGE. b Average values of IR and LR

(i) IR = (dengue cases/population) × 100.000

(ii) LR = (Deaths of dengue/dengue cases) × 100

F = Female

M = Male

Source: Notifiable Diseases Information System (SINAN), Municipal Secretary of Health

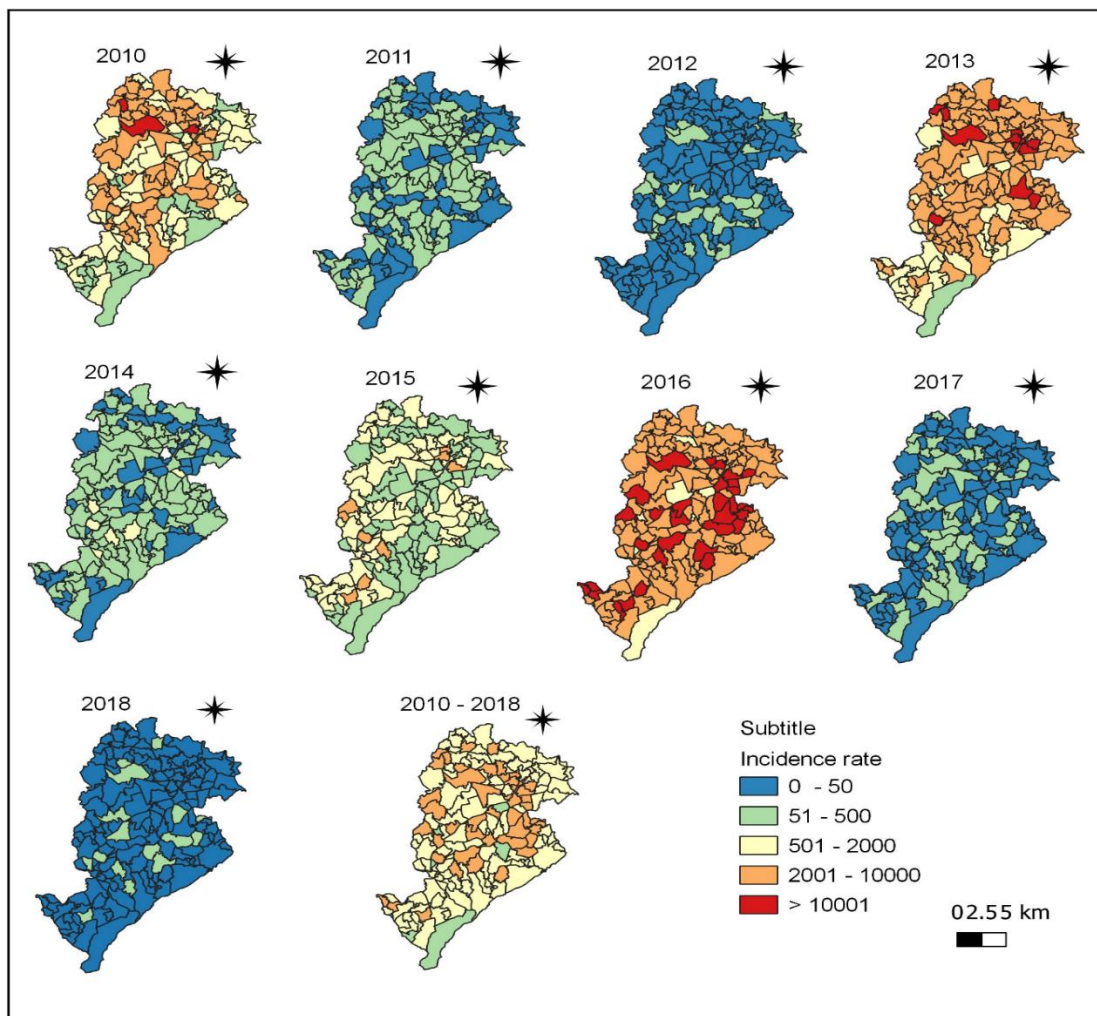


Figure 3: Spatial distribution of dengue cases in Belo Horizonte from 2010 to 2018

Table 3: Estimation of ordinary least squares of independent variables showing significance with dengue incidence rate

Independent variables	Constant	Coefficient	P-value	R ²
HVI	-0.03	6.85	0.001	0.14
Human race	3.72	5.66	0.026	0.15
Basic sanitation	1.59	4.25	0.030	0.03
General socio-economic	-0.49	5.64	0.001	0.15

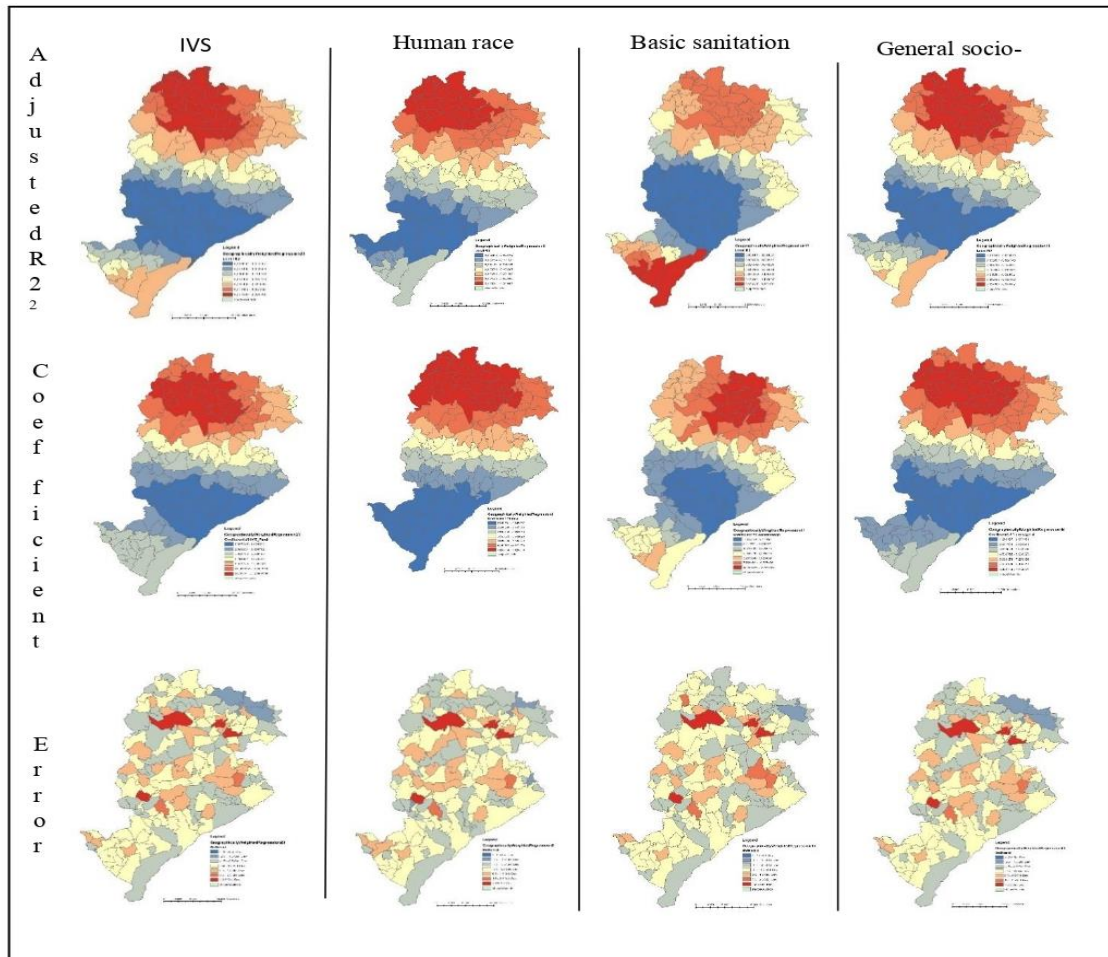


Figure 4: Regression maps of the independent variables selected for modeling dengue incidence rates (A: HVI; B: human race; C: sanitation; D: general socioeconomic), using Geographically Weighted Regression (GWR) models.

3.2 Artigo 2

Utilization of machine learning for dengue case screening

Bohm, Bianca Conrad; Borges, Fernando Elias de Melo; Silva, Suellen Caroline Matos; Soares, Alessandra Talaska; Ferreira, Danton Diego; Belo, Vinícius Silva; Bruhn, Fábio Raphael Pascoti

Submetido à revista BMC Public Health

Utilization of machine learning for dengue case screening

Bohm, Bianca Conrad*¹; Borges, Fernando Elias de Melo²; Silva, Suellen Caroline Matos¹; Soares, Alessandra Talaska³; Ferreira, Danton Diego ²; Belo, Vinícius Silva⁴; Bruhn, Fábio Raphael Pascoti⁵

¹Laboratory of Veterinary Epidemiology, Department of Preventive Veterinary Medicine, Federal University of Pelotas (UFPel), Pelotas (RS) Brazil.

² Automation Department, Federal University of, Lavras, Minas Gerais, Brazil.

³Laboratory of Veterinary Epidemiology; Graduate Program in Microbiology and Parasitology at the Federal University of Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul, Brazil.

⁴ Federal University of São João del-Rei, Midwest Dona Lindu campus; Divinópolis, Minas Gerais, Brazil.

⁵ Federal University of Pelotas, Preventive Veterinary Department, Zoonoses Control Center, Capão do Leão, Rio Grande do Sul, Brazil.

Author correspondence: biankabom@hotmail.com

Abstrat

Dengue causes approximately 10.000 deaths and 100 million symptomatic infections annually, making it a significant public health concern. To address this, artificial intelligence tools like machine learning can play a crucial role in developing more effective strategies for control, diagnosis, and treatment. This study identifies relevant variables for the screening of dengue cases through machine learning models and evaluates the accuracy of the models. Data from reported dengue cases in the states of Rio de Janeiro and Minas Gerais for the years 2016 and 2019 were obtained through the National Notifiable Diseases Surveillance System (SINAN). The mutual information technique was used to assess which variables were most related to laboratory-confirmed dengue cases. Next, a random selection of 10.000 confirmed cases and 10.000 discarded cases was performed, and the dataset was divided into training (70%) and testing (30%). Machine learning algorithms were then tested to classify the cases. It was found that the model using 10 variables (gender, age, fever, myalgia, headache, vomiting, nausea, back pain, rash, retro-orbital pain) and the Decision Tree and Multilayer Perceptron (MLP) algorithms achieved the best results in decision metrics, with an accuracy of 98%. The mutual information technique assists in the selection of outcome-related variables, making the model training faster.

Keywords: arboviruses; artificial intelligence; clinical signs; healthcare systems.

Introduction

Dengue is a reemerging disease that has significant impacts on global public health, particularly in Asian and Latin American countries [1,2]. It is estimated that there are approximately 10.000 deaths and 100 million symptomatic infections annually [3,4]. The disease also imposes substantial economic, social, and political

burdens worldwide with millions of people affected each year, and its incidence has been increasing over the past 50 years [5]. Despite receiving greater public health investments compared to other infectious diseases, dengue remains on the World Health Organization (WHO) list of neglected tropical diseases [6].

In Brazil, according to the Pan American Health Organization (PAHO) [7], dengue affects over 200 million people. In 2022, there was an increase of 1.172,882 probable cases, further raising the risk of future epidemics [8,9,10].

Dengue cases can be confirmed through clinical-epidemiological or laboratory evaluation [11]. Early recognition of the disease contributes to reducing morbidity and mortality by allowing suspected patients to receive faster access to supportive treatment and appropriate medical monitoring [12,13]. Therefore, the development of an intelligent system to detect cases of dengue early is crucial mainly for countries with a high incidence, such as Brazil [12]. In Brazil, the surveillance system lacks easily applicable tools for efficient patient screening and optimization of medical care. The efficient patient screening provided by the early detection of dengue cases may lead to the optimization of health expenses with considerable savings. An algorithm based on a combination of characteristic disease symptoms may be useful to characterize dengue fever and guide clinical investigation [14,15]. Machine learning has been used in various research areas, yielding satisfactory results for healthcare services [12,16,17]. This technique is comprised of algorithms capable of "learning" from data, and identifying which attributes are most relevant for the application. Machine learning models utilize algorithms that, after prior training of the model, become capable of classifying patterns, grouping data into similar sets, or predicting values with acceptable accuracies [18].

In the field of clinical practices, there are studies that employ machine learning techniques for evaluating multiple disease predictors, based on pre-defined clinical criteria, which can aid in diagnosis [19,20,21,17]. However, for vector-borne infections, few studies have been conducted using these techniques, and further research is still needed to effectively contribute to screening the signs and symptoms in order to assist medical decision-making [22,23].

This study aims to identify relevant variables for conducting the screening of dengue cases using clinical data through machine learning models and evaluate the accuracy of the constructed models.

Data and methods

This is quantitative research conducted with secondary data obtained from individual dengue notification forms through the National Notification System for Diseases (SINAN) [24]. Data from the municipalities of Belo Horizonte and Rio de Janeiro were analyzed, both of which had a high number of reported cases in the years 2016 and 2019. This database is available in DataSUS [25] and is fully anonymized and contains information on sex, age, race, place of residence, clinical signs, diagnosis, confirmation criteria, and case outcomes.

The study development was conducted according to the stages of the data processing pipeline, which encompasses all applications utilizing machine learning [26]. This process consists of the following stages: preprocessing (data collection, integration, and selection), processing (data transformation, model construction), and post-processing (model evaluation).

1.1 Preprocessing

The data obtained from SINAN was downloaded in the .DBF version. The conversion to the .DBC format was performed using TabWin 4.15 software. After the transformation, a single database was constructed with all the downloaded data. Following the data collection process, the preprocessing stage was conducted, starting with database cleaning, where all cases with blank fields in the notification form were excluded, as well as cases confirmed by clinical epidemiological criteria. The variables related to laboratory diagnosis were also excluded from the database since the aim of the study was to use machine learning to assist in medical decision-making based on clinical data. Next, all cases containing missing values were removed. Finally, the database consisted of 23 attributes that, except for age, were categorized as 0 (absence) and 1 (presence).

For variable selection and machine learning model training, the Python programming language, version 3.8, was used in conjunction with the Scikit-Learn, Pandas, Numpy, and Matplotlib libraries [27,28,29,30,31]. These are open-source libraries with various features for data analysis and mining, statistical modeling, and supervised and unsupervised learning.

Variable selection was performed using the mutual information (MI) technique [27]. The MI technique calculates the statistical linear dependency between two variables, and its result is a non-negative value. Thus, the higher the obtained value, the greater the linear dependency between the variables. This method is effective in removing variables with low relevance, simplifying the data, and improving model performance [32,33]. In this study, the dependence between the independent variables and the dependent variable, whether confirmed or discarded dengue cases, was evaluated. The equation for mutual information is equation (1):

$$I(X; Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(x(i), y(j)) \text{Log} \left(\frac{p(x(i), y(j))}{p(x(i)) \cdot p(y(j))} \right)$$

Where: $I(X, Y)$ is the mutual information between variables X and Y , the joint probability of the two variables is $p(x, y)$, and their marginal probabilities are $p(x)$ and $p(y)$.

The final database consisted of 229,113 confirmed cases of dengue and 135,163 cases not confirmed as dengue through laboratory criteria. To balance the database, a random selection of 10,000 confirmed cases and 10,000 discarded cases was performed. This ensured that there was no majority class biasing the model classification.

1.2 Processing

In the stage of constructing predictive models, the target attribute (or class), namely the diagnostic attribute for Dengue, was assigned. The classification models tested were decision tree, K-nearest neighbors (KNN), logistic regression, and Multilayer Perceptron Neural Network (MLP). These machine learning algorithms are available in the Scikit-learn library. Decision trees are models suitable for solving classification problems into classes or categories. The operational flowchart of a decision tree is based on the construction of rules, with responses generated based on the input attributes (questions). Binary data, that is, mutually exclusive (if one event occurs, the other does not), contribute to the efficiency of the model [34].

K-nearest neighbors (KNN) is a classification algorithm that assumes similar points are found close to each other. KNN does not perform any prior training like other classifiers [26]. For classification, the distances between the test data and the other data points are measured. Then, the k nearest data points are counted, and the

class of each one is examined. The class that has the highest number of nearest neighbors within the selected k will be assigned to the test data [35].

Logistic regression is based on independent variables and a dichotomous dependent variable. The technique assesses the extent to which the response variable is associated with the independent variables. Based on these results, a prediction model is formed [36].

Finally, the Multilayer Perceptron is a neural network model in which the neurons of the model are divided into layers. They are models with good generalization capacity and the ability to perform nonlinear mapping between input and output data. Their training is done through the error backpropagation algorithm [37,38].

1.3 Post Processing

Before performing the prediction of the models, the dataset was divided into two parts: training (70%) and testing (30%). To perform the training, the k -fold cross-validation technique was used, with $k = 10$. This technique contributes to generating a more robust model with less bias and/or overfitting tendencies. It is a method that uses a portion of the data for algorithm training and performs validation (testing) by challenging the classifiers to find the solution with the inclusion of new data [39]. In this way, the dataset was divided into partitions (folds), and the model was trained on all but one ($k-1$) of the data sets. Next, the model was evaluated on the dataset that was not used for training. This process was repeated 10 times, with a different subset reserved for evaluation each time (and excluded from training). Thus, the dataset used for final testing is not used during cross-validation, providing new data to the

classifiers. After constructing the models, the performance of the classifiers was evaluated. The confusion matrix (Table 1) was used to assess the performance of the classification models. For binary problems, the size of the confusion matrix is 2 x 2. The metrics used were ACC (average accuracy) (Eq.2) and F1-Score (average of sensitivity ($a/(a+c)$) and specificity ($d/(b+d)$)) (Eq.3). These measures are based on the count of records classified as true positives (TP), true negatives (TN), false positives (FP), and false negatives (FN) (Santos et al., 2019).

Table 1: Confusion matrix used for calculating evaluation metrics of Machine Learning models.

Confusion matrix		
	Dengue	Discarded
Dengue	TP	FP
Discarded	FN	TN

where:

TP = true positives

FP = false positive

FN = false negative

TN = true negative

Accuracy - It is the metric that measures the overall performance of the -model. It is the proportion of true cases among the total number of cases examined. Equation (2).

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positives (TP)} + \text{true negative (TN)}}{\text{Total cases}}$$

Evaluates the overall quality of the model. It assesses both precision and recall of the model in a single number. Equation (3).

$$F1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{Precision} + \text{recall}}$$

The performance of the models was also evaluated using the receiver operating characteristic (ROC) curve, which represents the relationship between sensitivity and specificity. The performance of the model is evaluated by the area under the curve (AUC), where a higher AUC (closer to 1) indicates better performance. After training and testing, a graph with the ROC curve was constructed, plotting the results of all algorithms. This allowed for visualizing the performance of the models used.

The study was approved by the Ethics Committee of the Faculty of Medicine of the Federal University of Pelotas, CAAE 46019321.6.0000.5317, in accordance with all ethical principles and current legislation for research involving human beings. In this way, the patient data was kept confidential and was used only for research purposes.

Results

In the years 2016 and 2019, the cities of Minas Gerais and Rio de Janeiro collectively reported over 882,612 notifications of suspected dengue cases. Out of these, 229,113 (21.21%) corresponded to confirmed cases, and 135,163 were cases discarded based on laboratory criteria. During the same period, 645,264 cases were confirmed, and 186,248 cases were discarded based on clinical epidemiological criteria. In 8,235 notifications, the confirmation field was either blank or filled incorrectly. The mutual information criterion was used to assess the relationship between the 23 independent variables related to clinical diagnosis and the dependent variable (confirmed or discarded dengue cases) (Figure 1). A series of 10 tests were conducted, and the model with 10 variables exhibited the most favorable performance based on evaluation metrics. Consequently, this model was chosen for training and

testing. The selected variables included gender, age, fever, myalgia, headache, vomiting, nausea, back pain, tourniquet test, and retro-orbital pain.

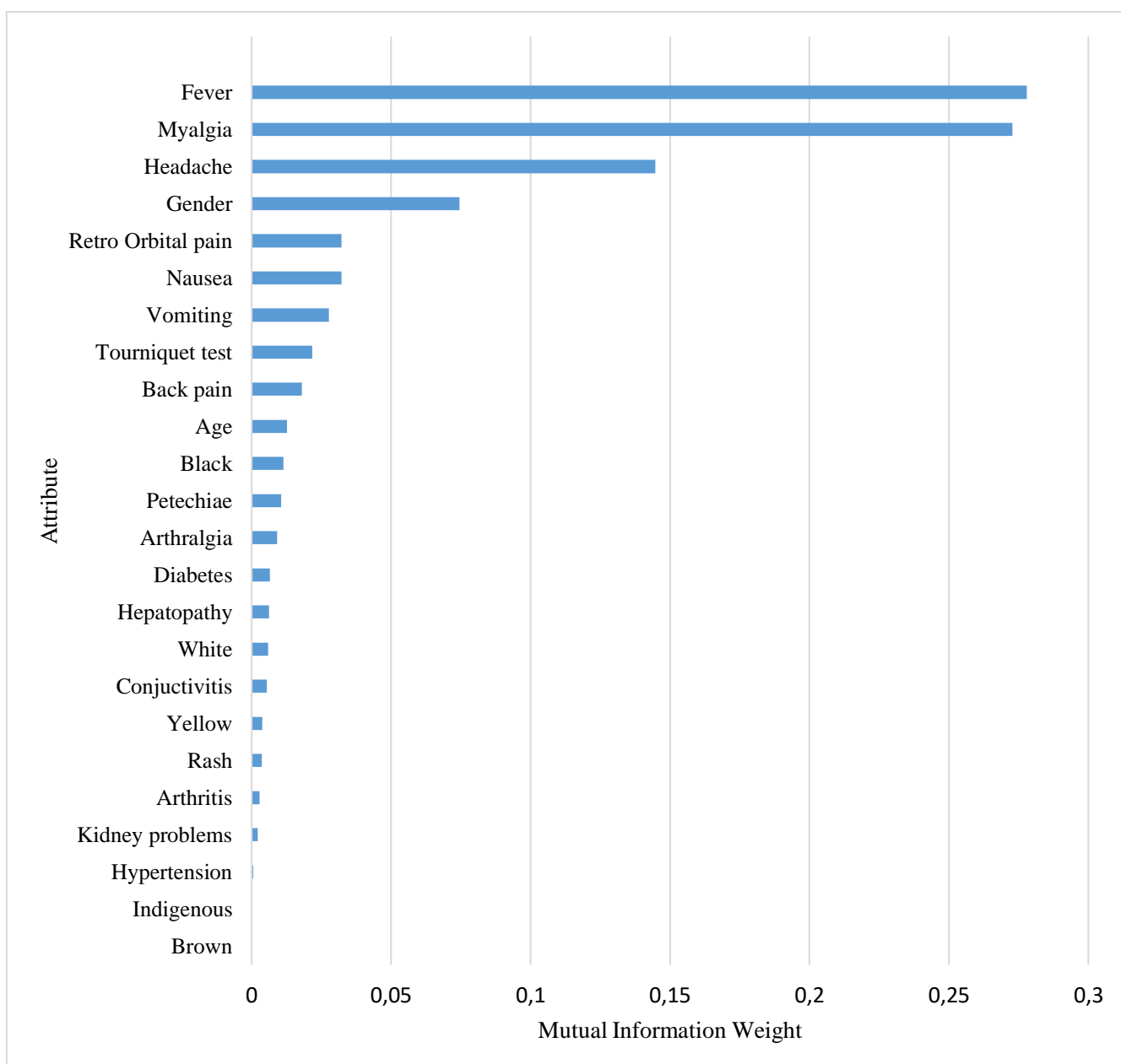


Figure 1. Relationship of independent variables in the database with the outcome variable (confirmed or discarded case).

The tested techniques yielded satisfactory results, with accuracy values above 90%. The metric values from the k-fold during model training are shown in Table 2. The decision tree and MLP were the models with the best performance. Table 3

displays the evaluation metric values for the test models. It can be observed that the decision tree achieved the best values of ACC and F1, while the MLP demonstrated the best performance in the AUC metric. Figure 2 illustrates the model performance through the ROC curve. Three models exhibited the same level of performance. Thus, in the graph, there is an overlap of lines, with only the red line being visible. The blue line (MLP) and orange line (decision tree) are not visible as they are superimposed by the regression model. The performance of the Knn model is represented by the green line in the graph and was slightly inferior to the others.

Table 2: Results of the evaluation metrics for the k-fold model in dengue case screening.

Model	Accuracy (ACC)	IC (95%) ACC	F1-Score	IC (95%) F1	AUC*	IC (95%) AUC
Decision Tree	0.9330	+ - 0.0065	0.9345	+ - 0.0069	0.9852	+ - 0.0025
Knn**	0.9133	+ - 0.0089	0.9127	+ - 0.0069	0.9651	+ - 0.0025
MLP***	0.9283	+ - 0.0073	0.9319	+ - 0.0074	0.9870	+ - 0.0023
Logistic Regression	0.9280	+ - 0.0038	0.9301	+ - 0.0036	0.9862	+ - 0.0016

* AUC: Area under the curve; ** Knn: K-nearest neighbors; ***MLP: Multilayer Perceptron

Table 3: Results of evaluation metrics for machine learning test models used for dengue case screening.

Model	Accuracy (ACC)	F1-Score	AUC*
Decision Tree	0.9330	0.9345	0.9852
Knn**	0.9133	0.9127	0.9651
MLP***	0.9305	0.9319	0.9870

Logistic Regression	0.9280	0.9301	0.9862
--------------------------------	--------	--------	--------

* AUC: Area under the curve; ** Knn: K-nearest neighbors; ***MLP: Multilayer Perceptron

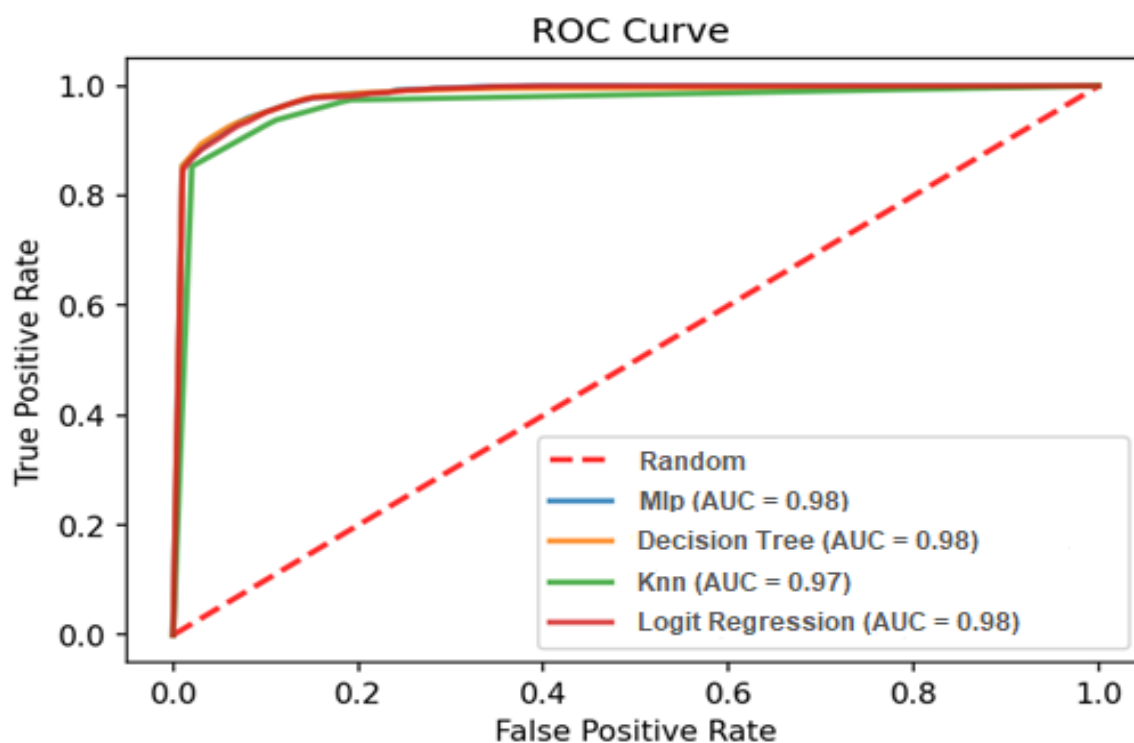


Figure 2: Representation of classifier performance through the ROC curve

Discussion

This study aimed to assess the clinical variables that can aid in training machine learning models for dengue cases screening. This methodology was devised to enhance the classification of a potential cases, thereby reducing waiting times for medical attention in densely populated urban centers and addressing underreporting in remote areas with limited or absent healthcare resources.

The obtained results are highly relevant in terms of public health. The predictive performance of the classification model using patient's clinical data, which can be obtained through medical history and rapid clinical tests, was satisfactory and

represents a tool with potential inclusion in healthcare services. Another positive aspect of these findings is the utilization of binary data in the model (yes or no), which simplifies its application for healthcare professionals.

The decision tree model showed the highest values for ACC (93%) and F1-Score (93%). Regarding the AUC metric, the MLP neural network obtained the highest value, albeit with a slight advantage over the decision tree in the third decimal place. Therefore, the decision tree model was chosen as the best-performing model. Vasconcelos Silveira et al. [22] used the 42 variables available in the notification form to train machine learning models for the prediction of three arboviruses transmitted by *Aedes aegypti* and found that the Random Forest model showed the best classification results (90.64%). It can be inferred that the classification accuracy may be influenced by the number of variables used in the training, as some variables do not contribute effectively to the final decision-making [40].

It is important to highlight that machine learning is an adaptable tool. Therefore, as the consistency of information in the notification forms improves, it is possible to evaluate the influence of new explanatory variables [41]. Feeding the model with new cases contributes to improving its effectiveness, as the algorithm can identify possible changes in the disease dynamics [1]. Since the model trains its responses based on the data presented to it, the more accurate the input values are, the better its positive predictive value will be [39].

Other tools have been used for case screening, and an example of the expansion of these strategies was seen during the Covid-19 pandemic. The need for tools that streamline case screening and risk analysis became evident, leading to an increased use of online tools and the development of mobile applications. Therefore,

the use of high-quality and complete data for training and validating the models before their deployment for medical use has become essential [42,43,23].

Furthermore, Tanner et al. [14] employed machine learning using laboratory test results and decision trees to predict early-stage dengue diagnosis, achieving a sensitivity of 71% and specificity of 90%. However, despite showing promising results, the use of laboratory data poses a limiting factor for model implementation, particularly in countries like Brazil, where there is a high incidence of dengue and a scarcity of healthcare resources. Conducting laboratory tests for all suspected cases becomes unfeasible. Consequently, by utilizing real data from notification forms in the SINAN system, which are generated at the time of medical consultation and closed only after the outcome is determined, it was possible to train a classification model with satisfactory predictive performance.

Thus, the model evaluation considered the best results in the evaluation metrics. The decision to assess these metrics stems from the fact that the study aimed to build a model that assists in the screening of suspected cases; therefore, it is important for the model to have high sensitivity values to minimize the chance of dismissing a potential dengue case.

Although the study yielded satisfactory outcomes from the trained models, it is important to acknowledge certain limitations inherent to this research. One significant limitation arises from the fact that the models were trained exclusively using data from two specific municipalities, rather than encompassing a broader national dataset. Given the considerable regional diversity within Brazil, it is plausible that the model's accuracy could be affected when extended to encompass data from other locations. Consequently, the need for further studies becomes apparent, with the aim of refining and expanding upon these findings.

Furthermore, another notable limitation is linked to the reliance on secondary data sources. This reliance introduces a potential loss of information due to various factors, including incomplete forms, potential oversight of clinical signs within records, and the inability to incorporate additional variables. For instance, the consideration of a patient's history of virus exposure remains unaccounted for in the current study.

However, despite these limitations, machine learning was efficient in case screening, making it a potential tool for implementation in healthcare services. It is worth mentioning that the designed tree-based model is computationally simple, since it uses only 10 inputs and has 19 nodes, performing thus, at worst case, 5 operations to process information of one patient. Therefore, the proposed tree-based model is suitable for implementation in Apps for smartphones and can be performed in computers with basic configurations.

The screening model developed in this study aims to provide valuable assistance to healthcare professionals in the identification of dengue cases through the utilization of clinical variables. The early diagnosis of a case holds the potential to facilitate timely patient monitoring, aiding in the identification of severe cases and enabling the prompt initiation of supportive treatment. This proactive approach may play a pivotal role in preventing disease progression or fatalities.

It is important to emphasize that the classification model is not designed to replace medical care. Instead, its primary purpose is to assist in the selection of suspected cases for comprehensive medical evaluation, thereby potentially alleviating the strain on healthcare services by streamlining patient management.

Declaration

Ethics approval and consent to participate

The study was approved by the Ethics Committee of the Faculty of Medicine of the Federal University of Pelotas, CAAE 46019321.6.0000.5317, in accordance with all ethical principles and current legislation for research involving human beings. In this way, the patient data was kept confidential and was used only for research purposes.

Consent for publication

Not applicable

Availability of data and materials

All data generated or analyzed during this study are available within the article and its supplementary information files.

Competing interests

The author(s) declare no competing interests.

Funding

This Research is supported by Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) (BCB; Grant number 001). The funders had no role in study design, data collection and analysis, decision to publish, or preparation of the manuscript.

Authors' contributions

BCB methodology, data curation, analysis and written; FMB and DDF: software, data analysis, and methodology; SCMS and ATS: curation and writing; VSB: writing; FRPB: supervision and writing. All authors reviewed the manuscript.

Acknowledgements

We would like to thank the SUS workers for their actions in controlling and mitigating the damage of infectious diseases, as well as for generating fundamental data for carrying out the analysis and to CNPq for supporting this work.

Authors' information (optional)

Laboratory of Veterinary Epidemiology, Department of Preventive Veterinary Medicine, Federal University of Pelotas (UFPel), Pelotas (RS) Brazil
Bianca Conrad Bohm

Automation Department, Federal University of, Lavras, Minas Gerais, Brazil
Fernando Elias de Melo Borges

Laboratory of Veterinary Epidemiology, Department of Preventive Veterinary Medicine, Federal University of Pelotas (UFPel), Pelotas (RS) Brazil
Suellen Caroline Matos Silva

Laboratory of Veterinary Epidemiology; Graduate Program in Microbiology and Parasitology at the Federal University of Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul, Brazil
Alessandra Talaska Soares

Automation Department, Federal University of, Lavras, Minas Gerais, Brazil
Danton Diego Ferreira

Federal University of São João del-Rei, Midwest Dona Lindu campus; Divinópolis, Minas Gerais, Brazil
Vinícius Silva Belo

Federal University of Pelotas, Preventive Veterinary Department, Zoonoses Control Center, Capão do Leão, Rio Grande do Sul, Brazil.
Fábio Raphael Pascoti Bruhn

References:

- [1] Huang, S. W., Tsai, H. P., Hung, S. J., Ko, W. C., & Wang, J. R.. Assessing the risk of dengue severity using demographic information and laboratory test results with machine learning. *PLoS neglected tropical diseases*, 2020, 14(12), e0008960. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008960>
- [2] Salim, N., Wah, Y. B., Reeves, C., Smith, M., Yaacob, W., Mudin, R. N., Dapari, R., Sapri, N., & Haque, U. Prediction of dengue outbreak in Selangor Malaysia using machine learning techniques. *Scientific reports*, 2021, 11(1), 939. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-791932>
- [3] Messina, JP, Brady, OJ, Golding, N. *et al.* A distribuição global atual e futura e a população em risco de dengue. *Nat Microbiol* 4, 1508-1515 (2019). <https://doi.org/10.1038/s41564-019-0476-8>
- [4] Zhao, N., Charland, K., Carabali, M., Nsoesie, E. O., Maheu-Giroux, M., Rees, E., Yuan, M., Garcia Balaguera, C., Jaramillo Ramirez, G., & Zinszer, K.. Machine learning and dengue forecasting: Comparing random forests and artificial neural networks for predicting dengue burden at national and sub-national scales in Colombia. *PLoS neglected tropical diseases*, 2020, 14(9), e0008056. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008056>
- [5] Khan, W., Rahman, A., Zaman, S., Kabir, M., Khan, R., Ali, W., Ahmad, S., Shabir, S., Jamil, S., & Ríos-Escalante, P. D. los. Knowledge, attitude and practices regarding dengue and its vector among medical practitioners in Malakand region, Pakistan. *Brazilian Journal of Biology*, 2023, 83 <https://doi.org/10.1590/1519-6984.244966>
- [6] Brasil. Ministério da Saúde. Biblioteca Virtual da Saúde. **OMS pede investimentos no combate a doenças tropicais negligenciadas.** Disponível em: <https://bvsmms.saude.gov.br/oms-pede-investimentos-no-combate-a-doencas-tropicais-negligenciadas> Acesso em: 19/04/2023.

- [7] OPAS. Casos de dengue nas Américas chegam a 1,6 milhão, o que destaca a necessidade do controle de mosquitos durante a pandemia. Disponível em: <https://www.paho.org/pt/noticias/23-6-2020-casos-dengue-nas-americas-chegam-16-milhao-que-destaca-necessidade-do-controle>. Acesso em: 12 de abril de 2022.
- [8] Brasil. Ministério da Saúde. **Boletim Epidemiológico**. Monitoramento dos casos de arboviroses até a semana epidemiológica 16 de 2022. Vol. 53. Brasília.
- [9] Caicedo, D. M. et al. Desarrollo de algoritmos clínicos para el diagnóstico del dengue en Colombia. **Biomédica**, 2019, v. 39, n. 1, p. 170-185.
- [10] Ko, Hui-Ying et al. Application of next-generation sequencing to reveal how evolutionary dynamics of viral population shape dengue epidemiology. **Frontiers in Microbiology**, 2020, v. 11, p. 1371.
- [11] Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. Dengue : diagnóstico e manejo clínico : adulto e criança [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. – 5. ed. – Brasília: Ministério da Saúde, 2016. 58 p.: il.
- [12] Davi, C. et al., Severe Dengue Prognosis Using Human Genome Data and Machine Learning. in **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2019, vol. 66, no. 10, pp. 2861-2868, doi: 10.1109/TBME.2019.2897285.
- [13] Khosavanna, R. R., Kareko, B. W., Brady, A. C., Booty, B. L., Nix, C. D., Lyski, Z. L., Curlin, M. D., & Messer, W. B. Clinical Symptoms of Dengue Infection among Patients from a Non-Endemic Area and Potential for a Predictive Model: A Multiple Logistic Regression Analysis and Decision Tree. **The American journal of tropical medicine and hygiene**, 2021, 104(1), 121–129. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.20-0192>

[14] Tanner, L., Schreiber, M., Low, J. G., Ong, A., Tolfvenstam, T., Lai, Y. L., Ng, L. C., Leo, Y. S., Thi Puong, L., Vasudevan, S. G. Simmons, C. P., Hibberd, M. L., & Ooi, E. E. Decision tree algorithms predict the diagnosis and outcome of dengue fever in the early phase of illness. *PLoS neglected tropical diseases*, 2008, 2(3), e196. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0000196>

[15] Saito, C. K. et al. Sorologia e Avaliação Clínica: Correlação no Diagnóstico da Dengue. **Cuidarte Enferm Catanduva**, 2017, v. 11, n. 1, p. 72–77.

[16] Yavari Nejad, F., Varathan, K.D. Identification of significant climatic risk factors and machine learning models in dengue outbreak prediction. *BMC Med Inform Decis* 2021, 141. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01493-y>

[17] Ferreira, Ana Cláudia Barbosa Honório; Ferreira, Danton Diego; Barbosa, Bruno Henrique Groenner; Aline de Oliveira, Uiara; Aparecida Padua, Estefânia; Oliveira Chiarini, Felipe; Baena de Moraes Lopes, Maria Helena. Neural network-based method to stratify people at risk for developing diabetic foot: A support system for health professionals. **PLoS One**, 2023, v. 18, p. e0288466

[18] Favan, J. R., dos Santos Coscolin, R. B., Jim, A. S., Gomes, R. L., & de Souza Passos, J. R. Modelos computacionais e estatísticos para a predição da severidade da mancha foliar causada por *Xanthomonas* spp. em clone híbrido de *Eucalyptus grandis* x *Eucalyptus urophylla*. *Tekhne e Logos*, 2020, 11(2), 50-65.

[19] Camargo, A. P.; Duarte, J. C. Avaliando a Utilização do Aprendizado de Máquina em um Sistema de Apoio à Predição de Diagnósticos Médicos. In: **Anais Estendidos do XV Simpósio Brasileiro de Sistemas Colaborativos**. SBC, 2019. p. 81-86.

[20] Morelli, A. V. R.; Silva, L. Análise epidemiológica: algoritmos de aprendizado de máquina para classificação de doenças. 2019.

[21] Primo, P. E.; Caldas, W. L.; Almeida, G. S.; Brasil, L. P.; Cavalcante, C. H.; Madeiro, J. P.; Pedrosa, R. C. Auxílio ao Diagnóstico para Predição de Morte Súbita em Pacientes Chagásicos a Partir de Dados Clínicos: uma Abordagem baseada em Aprendizagem de Máquina. In *Anais do XXI Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde*, 2021 pp. 335-345).

[22] de Vasconcelos Silveira, F. R., & Moreira, L. Y. M. R. Utilização De algoritmos De Aprendizagem De Máquina Na Predição De Arboviroses Transmitidas Pelo *Aedes Aegypti*. **Conexões-Ciência e Tecnologia**, 2020, 14(1), 64-71.

[23] de Paulo, P. H. A., Stevanato, K. P., Christinell, H. C. B., Westphal, G., Costa, M. A. R., & da Silva Alexandrino, W. G. Desenvolvimento De Ferramenta Para A Triagem De Dengue E COVID-19 Na Atenção Primária À Saúde. **Revista Enfermagem Atual In Derme**, 2022, 96(40).

[24] SINAN. **Sistema de Informação de Agravos de Notificação. 2015**. Disponível em: <http://portalsinan.saude.gov.br/images/documentos/Agravos/Dengue/DIC_DADOS_ONLINE.pdf> Acesso em: 17 abr. 2019.

[25] DATASUS. tabnet.datasus.gov.br/tabnet/tabnet.htm. Disponível em: <<http://www.datasus.gov.br>>. Acesso em mai. 2022.

[26] Han, M. K. J.; Pei, J. **Data mining: Concepts and techniques**. 3. ed. Waltham, USA: Morgan Kaufmann, 2011.

[27] Pedregosa et al., Scikit-learn: Machine Learning in Python, JMLR. 2011, pp. 2825-2830.

[28] McKinney, Wes. "Estruturas de dados para computação estatística em python." *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*. 2010, Vol. 445. No. 1.

- [29] Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J. et al. Array programming with NumPy. *Nature*. 2020, 585, 357–362. Doi: 10.1038/s41586-020-2649-2.
- [30] Hunter, J. D. Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 2007, 9, 3,90--95, doi: 10.1109/MCSE.2007.55
- [31] Raschka S, Mirjalili V. Python machine learning: machine learning and deep learning with python, scikit-learn, and tensorflow. 2nd Ed. Birmingham: Packt Publishing; 2017.
- [32] Zhong J, Wang J, Peng W, Zhang Z, Li M. A feature selection method for prediction essential protein. **Tsinghua Sci Technol**, 2015, 20(5):491–499
- [33] Pan, Y., Xu, W. & Ran, Q. An incremental approach to feature selection using the weighted dominance-based neighborhood rough sets. **Int. J. Mach. Learn. & Cyber.** 2023, 14, 1217–1233. <https://doi.org/10.1007/s13042-022-01695-4>
- [34] Lu, Hongfang; MA, Xin. Modelos híbridos de aprendizado de máquina baseados em árvore de decisão para previsão de qualidade da água em curto prazo. **Chemosphere**, 2020, v. 249, pág. 126169, 2020.
- [35] Itoo, F., Meenakshi, & Singh, S. Comparação e análise de regressão logística, algoritmos de aprendizado de máquina Naïve Bayes e KNN para detecção de fraudes em cartões de crédito. **Jornal Internacional de Tecnologia da Informação**, 2020, doi:10.1007/s41870-020-00430-y
- [36] Beserra, R. S. et al. Modelagem com regressão logística para análise de concessão de crédito. **Research, Society and Development**, 2022, v. 11, n. 7, p. e15211729761-e15211729761.
- [37] Haykin, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. Bookman Editora, 2001

- [38] Ludermir, T. B. Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina: estado atual e tendências. *Estudos Avançados*, 2021 35(101)), 85–94. <https://doi.org/10.1590/s0103-4014.2021.35101.007>
- [39] Santos, H. G. D.; Nascimento, C. F. D.; Izbicki, R.; Duarte, Y. A. D. O.; Chiavegatto Filho, P.; Dias, A. Machine learning para análises preditivas em saúde: exemplo de aplicação para prever óbito em idosos de São Paulo, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, 2019, 35, e00050818.
- [40] Izbicki, Rafael; Dos Santos, Tiago Mendonça. **Aprendizado de máquina: uma abordagem estatística**. 2020.
- [41] Moreira, L. B., & Namen, A. A. Sistema preditivo para a doença de Alzheimer na triagem clínica. **Journal of Health Informatics**, 2016, 8(3).
- [42] Jr, E. A.; Fornaciali, M.; Batista, A.; Gazzola, M.; da Silva, L. P.; Patrão, D. F.; Jr, M. F. (2020). Utilização de Inteligência Artificial em Saúde.
- [43] Mendes M. D.; Santiago, T. C.; Freire A. dos S.; Mayara, N. de L. L.; Alberto S. da C. C. Uma Ferramenta De Triagem E Orientação Nutricional Remota Durante A Pandemia De COVID-19. **Revista Extensão**, 2022, 5(4), 78-81. Recuperado de <https://revista.unitins.br/index.php/extensao/article/view/4730>

3.3 Artigo 3

AVALIAÇÃO DA COMPLETUDE DAS FICHAS DE NOTIFICAÇÃO DE LEPTOSPIROSE NO RIO GRANDE DO SUL, NO PERÍODO DE 2007 A 2022

¹Bohm, Bianca Conrad; ¹Soares, Alessandra Talaska; ²Silva, Suellen Caroline Matos; ¹Hage, Ravena dos Santos; ¹Lima, Jackeline Vieira; ³Bruhn, Fábio Raphael Pascoti;

Será submetido à revista Cadernos de Saúde Pública

AVALIAÇÃO DA COMPLETUDE DAS FICHAS DE NOTIFICAÇÃO DE LEPTOSPIROSE NO RIO GRANDE DO SUL, NO PERÍODO DE 2007 A 2022

¹Bohm, Bianca Conrad; ¹Soares, Alessandra Talaska; ²Silva, Suellen Caroline Matos; ¹Hage, Ravena dos Santos; ¹Lima, Jackeline Vieira; ³Bruhn, Fábio Raphael Pascoti;

¹Programa de Pós-Graduação em Veterinária - Universidade Federal de Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul

² Programa de Pós-Graduação Saúde Pública - Universidade Federal de Ciências da Saúde de Porto Alegre, Porto Alegre, Rio Grande do Sul

³ Laboratório de Epidemiologia Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul

Resumo

O presente estudo teve como objetivo avaliar a completude das fichas de notificação de leptospirose no estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022. Foi realizado um estudo ecológico analisando o grau de completude dos dados nos 497 municípios do estado, de acordo com a divisão da ficha de notificação: notificação individual, antecedentes epidemiológicos, sinais clínicos, resultado laboratorial e conclusão, totalizando 29 variáveis analisadas. No período analisado o estado confirmou 6.680 casos de leptospirose, sendo que em 183 municípios não foi notificado nenhum caso de leptospirose. Dos 314 municípios restantes, 249 (79,29%) municípios deixaram alguma ficha de notificação com o campo “classificação final” em branco ou preenchido com o número 8 (ignorada), totalizando 2.147 fichas não encerradas de maneira adequada no banco de dados. Observou-se que informações referentes a escolaridade, ocupação, caso anterior em humanos ou animais e diagnóstico laboratorial foram que apresentaram as maiores taxas de incompletude. A falta de incompletude nos dados impacta nas ações de vigilância e em políticas públicas, portanto é necessário que a gestão do sistema de saúde adote medidas para melhorar a qualidade dos dados disponíveis no sistema.

Palavras-chave: Sistemas de informação em saúde; Vigilância em saúde; Sistema Único de Saúde; Notificação de doenças

Abstract

The present study aimed to assess the completeness of leptospirosis notification forms in the state of Rio Grande do Sul, from 2007 to 2022. An ecological study was conducted to evaluate the completeness of data in the 497 municipalities of the state, based on the notification form divisions: individual notification, epidemiological background, clinical signs, laboratory results, and conclusion, totaling 29 variables analyzed. During the analyzed period, the state confirmed 6,680 cases of leptospirosis, with 183 municipalities not reporting any cases. Of the remaining 314 municipalities, 249 (79.29%) left some notification forms with the "final classification" field blank or filled with the number 8 (ignored), totaling 2,147 forms not properly closed in the database. It was observed that information regarding education, occupation, previous cases in humans or animals, and laboratory diagnosis showed the highest rates of incompleteness. The lack of completeness in the data impacts surveillance actions and public policies; therefore, it is necessary for the health system management to adopt measures to improve the quality of the available data in the system.

Keywords: Health information systems; Health surveillance; Unified Health System; Disease notification.

Introdução

A leptospirose é uma doença negligenciada que possui ampla distribuição mundial. Porém, a maior incidência ocorre em países em desenvolvimento, principalmente em comunidades mais vulneráveis. Assim, casos e até mesmo epidemias ocorrem muitas vezes sem a devida divulgação e educação sanitária a população e aos trabalhadores em saúde, pela falta de atenção de gestores públicos e da mídia¹. Os meios de transmissão e prevenção da doença são desconhecidos pela grande parte da população em risco e por trabalhadores em saúde, o que pode refletir no confundimento dos sintomas da leptospirose, acarretando o subdiagnóstico e subnotificação de casos².

Trata-se de uma doença zoonótica transmitida por bactérias espiroquetas do gênero *Leptospira*. Animais selvagens e domésticos podem albergar essa bactéria e atuar como reservatório desse patógeno. A leptospira localiza-se nos rins e trato genital dos hospedeiros, essa colonização de bactérias pode persistir por um longo período e sua eliminação na urina ocorre de forma intermitente³. Assim, a transmissão da doença acontece pelo contato com a água, solo ou outro material contaminado com a urina de animais infectados⁴. As condições climáticas específicas contribuem para o aumento na incidência da leptospirose, como PH,

salinidade, umidade do solo e temperatura, contribuem para a persistência da leptospirose no ambiente⁵.

No Brasil, a leptospirose causa um grande impacto na saúde pública devido a altos custos com tratamento, internação hospitalar e perda de dias de trabalho². O Rio Grande do Sul possui altas taxas de incidência, sendo que em 2010 o estado registrou 5 casos a cada 100.000 habitantes, número muito maior que a média nacional que foi de 1,9 casos a cada 100.000 habitantes⁶. No país, a leptospirose integra a lista de doenças de notificação compulsória, assim, todo o caso suspeito ou confirmado da doença deve ser notificado ao serviço de vigilância epidemiológica^{7, 8}. As informações do atendimento são relatadas na Ficha Individual de Notificação (FIN), a qual possui informações sobre dados gerais, informações do paciente, antecedentes epidemiológicos, dados clínicos e laboratoriais e conclusão. Essas informações alimentam o Sistema Nacional de Agravos de Notificação (SINAN), o qual é a principal fonte de informação para o entendimento do processo saúde-doença e para o monitoramento espaço-temporal dos agravos no território brasileiro⁷.

Portanto, a qualidade dos dados é de extrema importância para entender a dinâmica da doença e traçar estratégias de prevenção e controle. Sendo assim, o objetivo deste trabalho é avaliar a completude das fichas de notificação de leptospirose no estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022. Espera-se que, com esse trabalho, possamos contribuir com a gestão do SUS para a elaboração de estratégias para diminuir a perda de dados e melhorar a qualidade das informações.

Metodologia

Local de estudo

O estado do Rio Grande do Sul possui 497 municípios e está dividido em sete mesorregiões de saúde. Possui população estimada em 10.882.965 habitantes em 2022 e área de 281.707 km², com densidade populacional de 38,63 habitantes/km²⁹. Está localizado nas latitudes 27°03'42" e 33°45'09" Sul e longitude 49°42'41" e 57°40'57" Oeste. O clima é subtropical temperado. O volume de chuvas varia entre as regiões, com precipitação média anual de 1.500 mm. O estado recebe uma distribuição relativamente equilibrada de chuvas ao longo do ano¹⁰.

Design de estudo e coleta de dados

Foi realizado um estudo ecológico com dados coletados do estado do Rio Grande do Sul durante a vigilância rotineira da leptospirose e disponibilizados no Sistema Nacional de

Agravos de Notificação (SINAN)⁷.

Os dados foram acessados no site do DataSUS, onde foi realizado o download das fichas de notificação do estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022. Os arquivos foram baixados na versão .DBC e convertidos para a versão .DBF. Após iniciou-se a limpeza do banco, excluindo todas as notificações de casos descartados.

A ficha de notificação da leptospirose possui 74 campos a serem preenchidos, que são compostas por campos classificados como obrigatórios ou essenciais¹⁰. De acordo com o dicionário de dados do Sinan-NET a ausência de informação no campo obrigatório impossibilita a inclusão da notificação ou investigação no SINAN. Já a ausência de informação no campo essencial dificulta a investigação do caso ou do cálculo de indicador epidemiológico¹¹.

Análise dos dados

Neste estudo foi avaliado a completude de dados de acordo com a divisão da FIN: notificação individual (idade, sexo, gestante e escolaridade), antecedentes epidemiológicos (ocupação, caso anterior em humanos e caso anterior em animais), atendimento (ocorreu hospitalização), resultado laboratorial (realização do teste de ELISA, Microaglutinação ou PCR) e conclusão (classificação final, critério diagnóstico, evolução, área provável de infecção, ambiente provável de infecção e doença relacionada ao trabalho), totalizando 17 variáveis analisadas. Primeiramente foi avaliado o percentual de não completude na variável classificação final. A avaliação de completude nas demais variáveis foram utilizados apenas dados das fichas em que o campo classificação final foi identificado como caso confirmado.

A avaliação de não completude foi realizada através de escores, sendo os seguintes graus de avaliação: excelente (não completude menor que 5%), bom (não completude de 5 a 10%), regular (não completude de 10 a 20%), ruim (não completude de 20 a 50%) e muito ruim (não completude maior que 50%)¹².

A análise descritiva dos dados foi realizada utilizando o software SPSS 20.0. Após foram elaborados mapas temáticos graduados analisando a completude de todas as variáveis listadas em todos os municípios do Rio Grande do Sul. A análise espacial foi realizada utilizando o software QGIS 3.28.8 e o arquivo .shp utilizado para a confecção dos mapas foi obtido no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)¹³.

O estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética da Faculdade de Medicina da Universidade Federal de Pelotas, CAAE 46714421.0.0000, obedecendo a todos os princípios éticos e legislação vigente para pesquisas envolvendo seres humanos.

Resultados

Durante os anos de 2007 a 2022, o estado do Rio Grande do Sul confirmou 6.680 casos de leptospirose. No período de estudo, observou-se que 183 municípios não notificaram nenhum caso de leptospirose. Dos 314 municípios que notificaram pelo menos um caso, 249 (79,29%) municípios deixaram alguma ficha de notificação com o campo “classificação final” em branco ou preenchido com o número 8 (ignorada), totalizando 2.147 fichas não encerradas de maneira adequada no banco de dados. A ausência dessas informações contribui para a subnotificação da doença, uma vez que a confirmação dos casos no período poderia elevar o número total para 8.827. A tabela 1 mostra o número de casos confirmados e casos sem a informação, se confirmado ou ignorado, de acordo com a mesorregião de saúde.

Tabela 1: Número de casos confirmados e casos sem informação (se descartado ou confirmado) nas fichas de notificação de leptospirose de acordo com a mesorregião de saúde do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.

Mesorregião	Casos confirmados (%)	Casos sem informação/ ignorados (%)	Total de casos
Centro ocidental	362 (62,7%)	215 (37,3%)	577
Centro oriental	1771 (83,3)	353 (16,7%)	2124
Metropolitana	2796 (81,1%)	650 (18,9%)	3446
Nordeste	280 (80,7%)	67 (19,3%)	347
Noroeste	1067 (67,8%)	507 (32,2%)	1574
Sudeste	546 (62%)	334 (38%)	880
Sudoeste	60 (70,5%)	25 (29,5%)	85
Rio Grande do Sul	6872 (76%)	2151 (24%)	9023

A mesorregião com maior número de casos confirmados foi a Metropolitana, sendo a Sudeste a que apresentou o maior percentual de incompletude na variável classificação final (38,1%). A figura 1 mostra a distribuição de incompletude da variável classificação final nos municípios do estado.

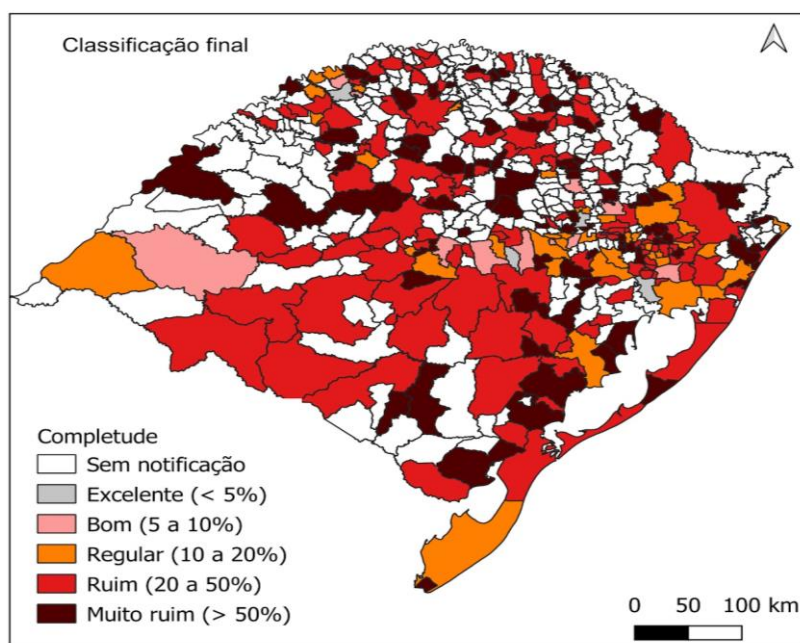


Figura 1: Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando a variável classificação final por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.

Em seguida, procedeu-se à avaliação da completude na FIN dos casos em que a classificação final foi indicada como "caso confirmado". A primeira categoria examinada foi a "Notificação Individual", na qual as variáveis obrigatórias, idade e sexo, apresentaram um grau de completude excelente em todos os municípios, assim como, as variáveis gestante e raça/cor também demonstraram um grau de completude excelente em grande parte dos municípios. A variável escolaridade apresentou uma completude variada, com classificação "excelente" em 133/314 (42,35%) municípios e "ruim ou "muito ruim" em 153/314 (48,73%).

A análise da Figura 2 mostra a que a falta de dados é considerável na variável ocupação, com 183/314 (52,28%) dos municípios classificados como apresentando uma qualidade de dados "ruim" ou "muito ruim". Ao avaliar as informações relativas aos campos histórico anterior de casos em humanos e histórico anterior de casos em animais, verificou-se que 110/314 (35,03%) e 126/314 (40,12%), respectivamente, apresentaram campos em branco ou foram ignorados, sendo considerados com um índice de completude "ruim" ou "muito ruim".

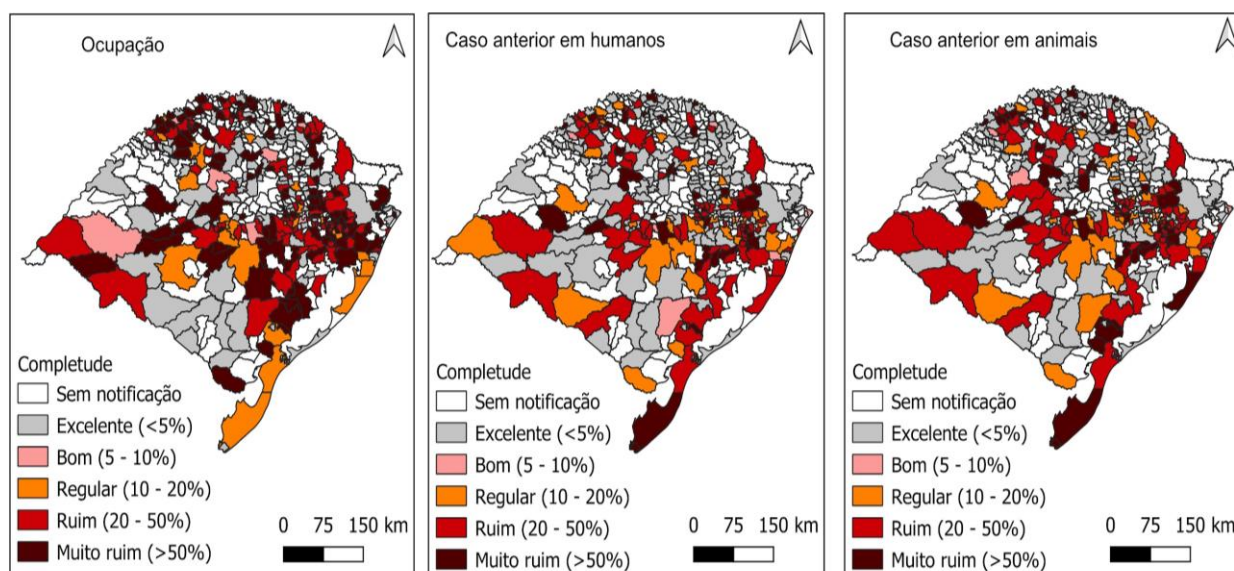


Figura 2. Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando as variáveis ocupação, casos anteriores em humanos e caso anterior em animais por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.

Ao analisar as categorias “Atendimento” (hospitalização) e “Dados do laboratório” (resultados laboratoriais), observa-se (figura 3) que a maioria dos municípios preenche de maneira apropriada os campos relacionados à hospitalização, sendo que, dos 314 municípios notificantes, apenas 10 (3,18%) municípios não preencheram o campo. Ao avaliar a variável relacionada aos resultados laboratoriais do teste de ELISA, 38/314 (12,10%) dos municípios não completaram o campo. Assim, a completude destas variáveis foi considerada de “excelente” a “boa”. No entanto, ao avaliar a completude dos campos referentes aos resultados laboratoriais de Microaglutinação, considerado pelo Ministério da Saúde como o padrão-ouro para o diagnóstico, verificou-se que 300/314 (95,54%) dos municípios deixaram o campo sem informação ou ignorado. Ao avaliar os resultados do teste de PCR 274/314 (87,26%) dos municípios não informaram o campo, resultando em uma completude “muito ruim”.

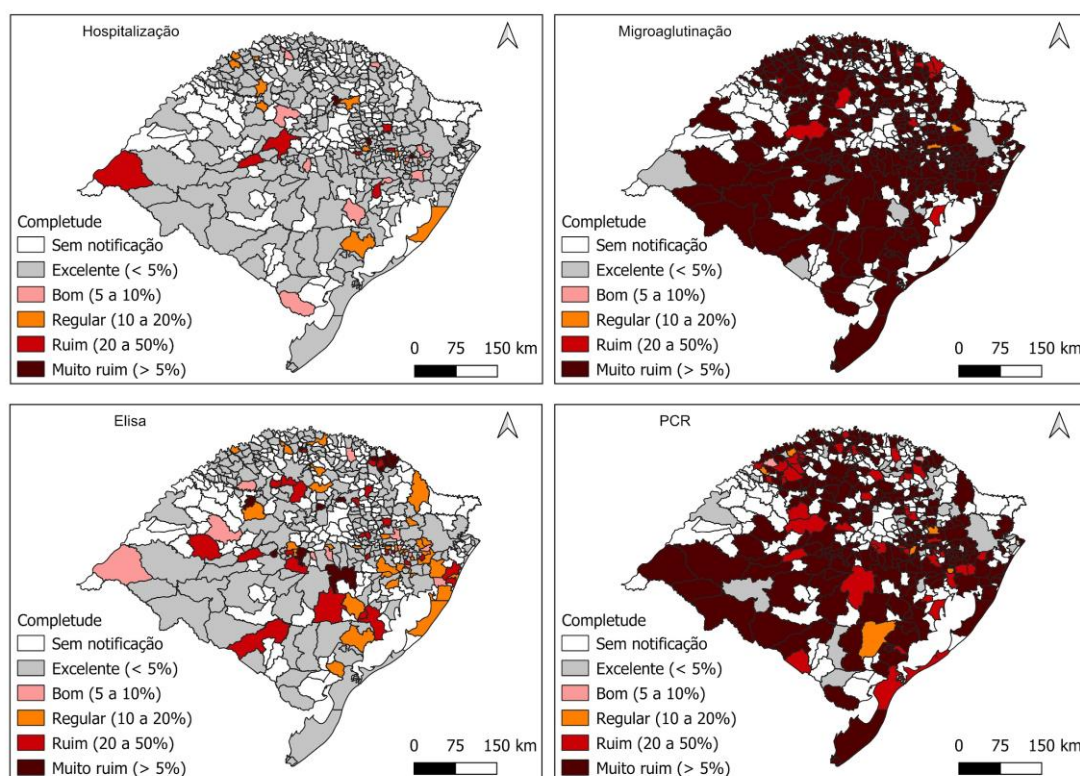


Figura 3: Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando as categorias “Atendimento e Dados Laboratoriais” por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.

A última categoria avaliada nas fichas de notificação é intitulada “Conclusão”. Ao avaliar a completude, observou-se que o campo referente ao critério de confirmação apresentou uma completude “boa”, sendo que apenas 39/314 (12,42%) dos municípios deixaram o campo em branco ou ignorado. Nas demais variáveis, de maneira geral, a completude dos dados foi variada. Na variável evolução a completude foi considerada “boa” pois 47/314 14,96% dos municípios completaram o campo. A incompletude das variáveis relacionada à área de infecção, ambiente de infecção e doença relacionada ao trabalho apresentou padrões semelhantes, com ausência de informações em 99/314 (31,52%), 126/314 (40,12%) e 100/314 (31,84%) municípios, respectivamente, sendo classificadas como “ruim” (figura 4).

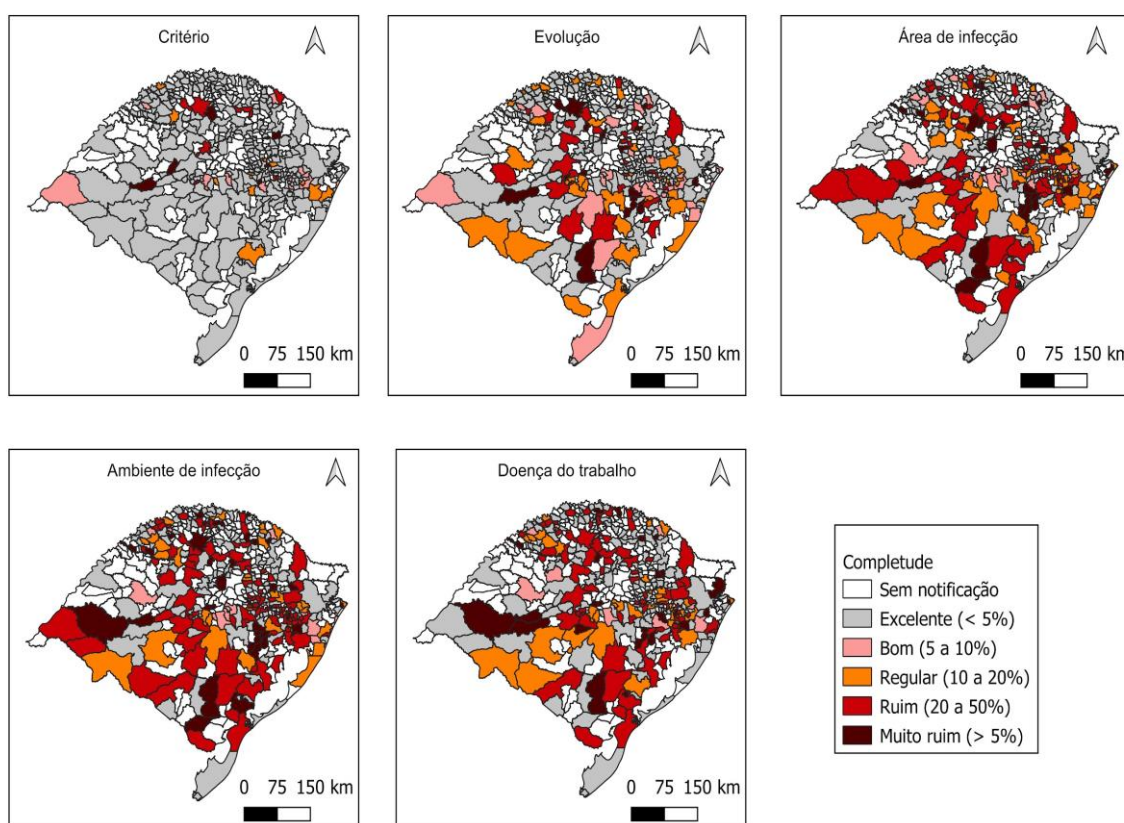


Figura 4: Avaliação da completude das fichas de notificação de leptospirose disponíveis no Sistema Nacional de Agravos de Notificação, considerando a categoria “Conclusão” por municípios do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2022.

Discussão

A avaliação da qualidade das informações em saúde tem se destacado no Brasil ao longo dos anos, impulsionada pela implementação dos Sistemas de Informação em Saúde (SIS). Esses sistemas desempenham um papel crucial ao apoiar a Política Nacional de Vigilância em Saúde (PNVS) na monitorização e gestão eficaz das ações de saúde em todo o território brasileiro. Nesse contexto, a disponibilidade de dados consistentes torna-se essencial para orientar o planejamento e a gestão de recursos, bem como para embasar decisões relacionadas às estratégias de controle de doenças e à promoção da saúde da população em sua totalidade^{14, 15}.

Neste estudo foram avaliadas quatro variáveis obrigatórias, e, com exceção da variável classificação final, as demais (idade, sexo e gestante) obtiveram um grau de completude “excelente” ou “bom”, pois dos 314 municípios notificantes apenas 11 (3,50%) deixaram de completar algum dos campos. A variável classificação final, apresentou uma completude “ruim” ou “muito ruim”, pois 249 (79,3%) municípios apresentaram alguma ficha sem a indicação se o caso foi confirmado ou descartado. A falta dessa informação impacta

diretamente na precisão dos dados, contribuindo significativamente para a subnotificação de casos de leptospirose², compromete a compreensão real da incidência da doença, prejudica a distribuição de recursos e elaboração de políticas públicas¹⁶.

A leptospirose é uma doença negligenciada, de caráter ocupacional e associadas a regiões com maior vulnerabilidade social⁴. A FIN de leptospirose aborda aspectos relacionados à possível exposição a fatores de risco, ambiente e área de infecção, ocupação, escolaridade e a relação da infecção com o ambiente de trabalho. Ter acesso às respostas desses campos é fundamental para a investigação dos casos e para determinar medidas efetivas de prevenção. No entanto, observa-se que estes campos são os que possuem os maiores graus de incompletude, o que contribui para a invisibilidade da doença. Menos casos notificados/confirmados representa que a doença não existe, pelo menos oficialmente, assim, a população em situação de vulnerabilidade é desassistida pelas políticas públicas². Nesse sentido se destaca a falta de treinamento do profissional responsável pelo preenchimento no momento do atendimento. A falta de completude das fichas se dá pelo desconhecimento dos profissionais da saúde sobre a importância dessas informações para o sistema de vigilância, além do que essas ferramentas de coleta de dados são percebidas apenas como questões burocráticas^{17, 18}.

Quando não há um esclarecimento ou um treinamento sobre a importância de gerar informações completas e fidedignas durante o atendimento de uma doença de notificação obrigatória, encontra-se uma lacuna nas informações a serem analisadas, resultando em falhas na vigilância da enfermidade¹⁸. Neste estudo, a falta de completude é responsável por gerar inconsistências nas avaliações acerca do diagnóstico. A maior parte (92,72%) dos casos confirmados de leptospirose ocorreu por meio laboratorial e ao analisar a completude da variável critério de diagnóstico, observa-se que o preenchimento do campo foi realizado na maioria dos municípios 275/314 (87,58%) sendo classificado como “excelente”. No entanto, ao analisar a completude das variáveis relacionadas aos resultados laboratoriais observamos uma falha no preenchimento. Em geral, apenas no diagnóstico de Elisa foram registradas informações referentes a realização ou não do teste. Nos outros dois testes disponíveis, PCR e microaglutinação não havia nenhuma informação.

Conforme o guia de diagnóstico e manejo clínico¹⁹ o Teste de Aglutinação Microscópica (MAT) é o padrão ouro recomendado pela OMS. Neste trabalho, a completude dessa variável foi insatisfatória, com 95,54% das FIN apresentando ausência de informação. Isso deve ser um alerta para problemas no sistema, uma vez que essa informação é crucial para o diagnóstico conclusivo e pode determinar o sorogrupo dominante em circulação²⁰.

Identificar o sorovar responsável pela infecção norteia a busca pela possível fonte de contaminação, pois alguns sorovares estão diretamente associados à infecção em animais, abrangendo tanto os animais de produção quanto de companhia²¹. O preenchimento correto dessa informação é importante não só para o profissional da saúde, como para a população, que muitas vezes associa a leptospirose apenas a lugares de vulnerabilidade e desconhece que pode existir outros reservatórios para a bactéria, como os animais domésticos, silvestres e de produção^{22, 23}.

Assim, identifica-se uma lacuna entre o preenchimento dessas variáveis que são complementares uma à outra, pois se há o diagnóstico laboratorial, é necessário informar qual o método utilizado. Essa observação ressalta a necessidade de esclarecimentos sobre o motivo da falta de preenchimento dos dados laboratoriais nas FIN.

As diferentes áreas da Vigilância em Saúde são fundamentais para os sistemas de saúde vigentes²⁴. No entanto, problemas como a comunicação entre os níveis de vigilância e outros setores da saúde, causados pela dificuldade no orçamento, inabilidade de supervisão de dados, incompletude de informações, resultam em variáveis mal preenchidas no sistema, fato este que contribui para a falta de veracidade no compilamento dos dados colhidos²⁵.

Os dados gerados através das FIN são dados públicos e, portanto, devem contemplar três requisitos, o de confiabilidade, cobertura e validade. Para isso é necessário que exista uma cooperação e concordância entre os dados fornecidos pelos diferentes níveis de vigilância²⁶. Os principais desafios enfrentados pelas vigilâncias são: o atraso ou ausência de notificação nos sistemas de vigilância; fragmentação dos serviços ofertados; uniformização dos protocolos que não leva em consideração as particularidades locais; ausência de treinamento e comprometimento das equipes de Atenção Primária^{27, 28, 29}.

A fragilidade nos dados compromete significativamente o funcionamento do sistema de saúde, prejudicando a integração entre a Atenção Básica e os Sistemas de Vigilância. É necessário sensibilizar a gestão do Sistema Único de Saúde (SUS) para esse desafio. Embora a capacitação dos profissionais seja importante, é igualmente fundamental abordar a escassez de recursos humanos, a alta rotatividade de trabalhadores, e a falta de familiaridade desses profissionais com a realização específica dessa atividade, visto que é comum ocorrer desvios de função. Esses são alguns dos fatores que contribuem para a deficiência do sistema^{30, 31}.

O excesso de trabalho dos profissionais de saúde, causado por falta de recurso humano é um problema antigo, evidenciado com a pandemia do COVID-19, onde houve a sobrecarga dos profissionais da saúde devido à alta procura por atendimento médico³². A carga de trabalho abrange o aspecto físico, cognitivo e psíquico, e essas estão inter-relacionadas,

quando há uma sobrecarga em alguma dessas variáveis, as outras também são afetadas³³, acarretando um decaimento na qualidade dos serviços ofertados, incluindo o preenchimento de fichas de notificação.

É fundamental treinar os profissionais da saúde, visando o preenchimento correto das fichas de notificação¹⁶. Este treinamento contribuirá para alimentar os sistemas de informação em saúde de forma satisfatória, fortalecendo, assim, a vigilância epidemiológica¹⁷. Além disso, a implementação de medidas que assegurem a continuidade e estabilidade das equipes emerge como uma estratégia essencial para fortalecer o conjunto de ações voltadas à saúde¹⁸. Dispor de informações completas fortalece a base de dados, proporcionando uma compreensão mais abrangente da leptospirose e permitindo a implementação de estratégias eficazes de prevenção e controle.

Como limitações deste estudo destacamos que não foram realizadas análises avaliando se houve melhoria ou piora na qualidade das informações ao longo dos anos. Outra limitação importante em estudos que buscam analisar sistemas de informação relaciona-se à qualidade dos dados, que nesse caso se voltaram apenas para a completude de variáveis classificadas como obrigatórias ou essenciais na ficha de identificação individual, sem avaliar a cobertura, confiabilidade e validade das informações disponíveis.

Apesar de a leptospirose ser uma doença endêmica ou mesmo epidêmica em algumas regiões do estado do Rio Grande do Sul, a considerável perda de informações é um aspecto preocupante que merece atenção. Essa falha contribui significativamente para a subnotificação da doença, prejudicando a formulação de políticas públicas eficazes. No contexto da leptospirose, a falta de dados compromete a identificação das características da população mais afetada, tornando difícil vincular a infecção a variáveis como grau de escolaridade, ocupação ou histórico de contato com pessoas ou animais positivos. A ausência dessas informações dificulta as atividades de vigilância, permitindo a continuidade dos casos, uma vez que impede a intervenção necessária, resultando em maiores investimentos do sistema de saúde no tratamento, em detrimento da prevenção. A incompletude dos dados é um desafio complexo que requer uma abordagem sensível em todos os níveis de gestão, não sendo justo atribuir a responsabilidade exclusivamente aos profissionais da atenção primária.

Conclusão

A análise de completude das fichas de notificação de leptospirose no estado do Rio Grande do Sul foi, em geral, classificada como ruim ou muito ruim. Chama a atenção o grande

número de fichas não encerradas corretamente no sistema. Campos essenciais que estão diretamente ligados a ocorrência de casos foram ignorados no preenchimento. A ausência dessas informações compromete a compreensão da epidemiologia da doença e dificulta a elaboração de políticas públicas.

Os resultados deste trabalho devem sensibilizar a gestão do serviço de saúde para a necessidade de intervenção, é preciso investigar a causa da má completude das fichas e conscientizar os profissionais da saúde para a importância do preenchimento adequado das fichas de notificação das doenças em geral. Possuir dados concretos é uma das bases para que o serviço de vigilância local possa ser efetivo.

FINANCIAMENTO

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

1. Sousa FDCA, Soares HVA, Lemos LEAS, Reis DM, da Silva WC, de Sousa Rodrigues LA. Perfil epidemiológico de doenças negligenciadas de notificação compulsória no Brasil com análise dos investimentos governamentais nessa área. *Research, Society and Development*, v.9, n.1, 2020. e62911610-e62911610.
2. Martins MHM, Spink MJP. A leptospirose humana como doença duplamente negligenciada no Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 2020; 25(3):919–928.
3. Zida S, Ouédraogo HG, Compaoré TR, Sagna T, Soubeiga ST, Banhoro BY, et al. Leptospirosis seroprevalence and risk factors among slaughterhouse workers in Burkina Faso. *IJID Regions*, 2023.
4. Galan DI, Roess AA, Pereira SVC, Schneider MC. Epidemiology of human leptospirosis in urban and rural areas of Brazil, 2000–2015. *Plos One*. 2021; 16(3): e0247763. pmid:33661947
5. Casanovas-Massana A, Pedra GG, Wunder Jr EA, Diggle PJ, Begon M, Ko AI. Quantification of *Leptospira interrogans* survival in soil and water microcosms. *Applied and environmental microbiology*, 2018, 84(13), e00507-18.
6. Teles AJ, Bohm BC, Silva SCM, Bruhn NCP, Bruhn FRP. Spatial and temporal dynamics of leptospirosis in South Brazil: A forecasting and nonlinear regression analysis. *PLoS Negl Trop Dis* 17(4): 2023 e0011239. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011239>.
7. Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente. Notificação Compulsória. Lista Nacional de Notificação Compulsória de Doenças, Agravos e Eventos de Saúde Pública. 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt->

br/composicao/svsa/notificacao-compulsoria/lista-nacional-de-notificacao-compulsoria-de-doenças-agrivos-e-eventos-de-saude-publica. Acesso em: 10/01/2024.

8. Macedo JB, Macedo DB, Ferreira AF, Macedo GB, Bortoleto CS, dos Santos L, et al. Análise espacial e determinantes sociais na vigilância das doenças negligenciadas. *Research, Society and Development*, v.9, n.1, 2020 e808986261-e808986261.
9. IBGE. Panorama do Censo Demográfico de 2022 [Internet]. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística; 2023. Disponível em: <https://censo2022.ibge.gov.br/panorama/> Acesso em: 28/12/2023.
10. Cordeiro A, Berlato MA, Alves RCM. Trend of the Seasonal Water Index of Rio Grande do Sul State and its Relationship with El Niño and La Niña. *Anuário do Instituto de Geociências—UFRJ*. 2018; Dec 4; 41(3):216–26.
11. Brasil. Sistema de informação de agravos de notificação (SINAN). Leptospirose. 2018. Disponível em: <https://portalsinan.saude.gov.br/leptospirose>. Acesso em 28 12 2023.
12. Romero DE, Cunha CB. Avaliação da qualidade das variáveis sócio-econômicas e demográficas dos óbitos de crianças menores de um ano registrados no Sistema de Informações sobre Mortalidade do Brasil (1996/2001). *Cadernos de Saúde Pública*, 2006, v. 22, p. 673-681.
13. IBGE- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Organização do território. 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>. Acesso em: 30/08/2023
14. Mata RN, Oliveira Júnior A, Ramalho WM. Sistema de Informação de Vigilância da Qualidade da Água para Consumo Humano (Sisagua): avaliação da completude dos dados sobre cobertura de abastecimento, 2014-2020. *Epidemiol Serv Saúde* [Internet]. 2022;31(3):e20211095.<https://doi.org/10.1590/S2237-96222022000300003>.
15. Garcia KKS, Miranda CB, Sousa FNF. Procedimentos para vinculação de dados da saúde: aplicações na vigilância em saúde. *Epidemiol Serv Saúde* [Internet]. 2022; 31(3):e20211272. <https://doi.org/10.1590/S2237-96222022000300004>.
16. Siqueira PC, Maciel ELN, Catão RC, Brioschi AP, Silva TCC, Prado TN. Completude das fichas de notificação de febre amarela no estado do Espírito Santo, 2017. *Epidemiol Serv Saúde* [Internet]. 2020; 29(3):e2019402. <https://doi.org/10.5123/S1679-49742020000300014>.
17. Assis VC, Amaral, MPH, Mendonça AE. Análise da qualidade das notificações de dengue informadas no sistema de informação de agravos de notificação, na epidemia de 2010, em uma cidade pólo da zona da mata do Estado de Minas Gerais. *Rev. APS*, 2015, v.17, n.4, p.429-437.
18. Marques CA, Siqueira MMD, Portugal FB. Avaliação da não completude das notificações compulsórias de dengue registradas por município de pequeno porte no Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 2020, 25, 891-900.

19. Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. *Leptospirose: diagnóstico e manejo clínico / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis.* – Brasília: Ministério da Saúde, 2014. 44 p.
20. Sykes JE, Reagan KL, Nally JE, Galloway RL, Haake, DA. Role of diagnostics in epidemiology, management, surveillance, and control of leptospirosis. *Pathogens*, 2022 11(4), 395.
21. Hashimoto VY, Garcia JL, Spohr KAH, da Silva FG, Alves LA, de Freitas J C. Prevalência de anticorpos contra *Leptospira* spp. em bovinos, caninos, equinos, ovinos e suínos do município de Jaguapitã, estado do Paraná, Brasil. *Arquivos do Instituto Biológico*, 2020, 77, 521-524.
22. Miashiro AF, Vasconcellos SA, Morais ZMD, Souza GOD, Leal Filho JM, Figueiredo ADO, et al. Prevalência de leptospirose em rebanhos bovinos no Pantanal de Mato Grosso do Sul. *Pesquisa Veterinária Brasileira*, 2018, 38, 41-47.
23. Escócio C, Genovez ME, Castro V, Piatti R M, Gabriel FHL, Chiebao DP, et al. Influência das condições ambientais na transmissão da leptospirose entre criações de ovinos e bovinos da região de Sorocaba, SP. *Arquivos do Instituto Biológico*, 2020, 77, 371-379.
24. Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Articulação Estratégica de Vigilância em Saúde. *Guia de Vigilância em Saúde [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Articulação Estratégica de Vigilância em Saúde.* 2022, – 5. ed. rev. e atual. – Brasília: Ministério da Saúde.
25. Alemu T, Gutema H, Legesse S, Nigussie T, Yenew Y, Gashe K. Evaluation of public health surveillance system performance in Dangila district, Northwest Ethiopia: a concurrent embedded mixed quantitative/qualitative facility-based cross-sectional study. *BMC Public Health*, 2019, 19, 1-9.
26. Meirelles MQB, Lopes AKB, Lima KC. Vigilância epidemiológica de HIV/Aids em gestantes: uma avaliação acerca da qualidade da informação disponível. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 2016, 40(6), 427-434.
27. Amorim LDA, Silva TL, Faria HPD, Machado JMH, Dias EC. Vigilância em saúde do trabalhador na atenção básica: aprendizagens com as equipes de saúde da família de João Pessoa, Paraíba, Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 2017, 22, 3403-3413.
28. Donateli CP, Avelar PS, Einloft ABDN, Cotta RMM, Costa GDD. Avaliação da Vigilância em Saúde na Zona da Mata Mineira, Brasil: das normas à prática. *Ciência & Saúde Coletiva*, 2017, 22, 3439-3455.
29. Rivera LA, Li Y, Savage RD, Crowcroft NS, Bolotin S, Rosella LC, et al. Evaluation of the ability of standardized supports to improve public health response to syndromic surveillance for respiratory diseases in Canada. *BMC public health*, 2017, 17, 1-12.

30. Scussiato LA, Peres AM, Tominaga LBL, dos Santos Galvão KD, de Lima D. C. Fatores que acarretam insatisfação no trabalho do enfermeiro no contexto hospitalar privado. REME-Revista Mineira de Enfermagem, 2019, 23(1).
31. Celestino LC, Leal LA, Lopes OCA, Henriques SH. Riscos psicossociais relacionados ao trabalho do enfermeiro da Saúde da Família e estratégias de gerenciamento. Revista da Escola de Enfermagem da USP, 2020, 54.
32. Ludwig EFSB, Fracasso NV, Faggion RPA, Silva SVM, Silva LGC, Haddad MCFL. COVID-19 Pandemic: health professionals' perception about the assistance mentioned in television media. Rev Bras Enferm [Internet]. 2021;74:e20201258. <https://doi.org/10.1590/0034-7167-2020-1258>.
33. SILVA NR. Fatores determinantes da carga de trabalho em uma unidade básica de saúde. Ciência & Saúde Coletiva, 2011, v. 16, p. 3393-3402.

Material suplementar:

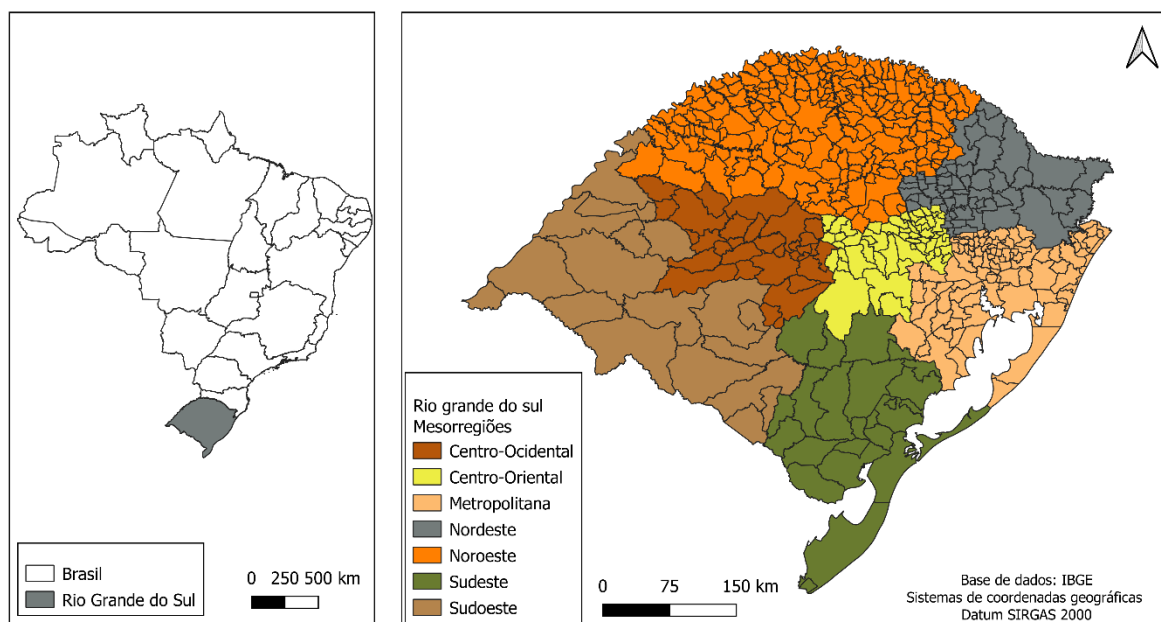


Figura 5: Mapa de localização do estado do Rio Grande Do Sul com a divisão das mesorregiões de saúde.

3.4 Artigo 4

Utilização de dados de atendimento para triagem de casos de leptospirose por meio de aprendizado de máquina

Bohm, Bianca Conrad; Borges, Fernando Elias de Melo; Silva, Suellen Caroline Matos; Hage, Ravena dos Santos; Soares, Alessandra Talaska; Ferreira, Danton Diego; Bruhn, Fábio Raphael Pascoti;

Será submetido à revista Zoonoses and Public Health

Utilização de dados de atendimento para triagem de casos de leptospirose por meio de aprendizado de máquina

¹Bohm, Bianca Conrad; ²Borges, Fernando Elias de Melo; ³Silva, Suellen Caroline Matos; ¹Hage, Ravena dos Santos; ¹Soares, Alessandra Talaska; ²Ferreira, Danton Diego; ⁴Bruhn, Fábio Raphael Pascoti;

1 Programa de Pós-Graduação em Veterinária - Universidade Federal de Pelotas.

2 Automation Department, Federal University of, Lavras, Minas Gerais, Brazil

3 Programa de Pós-Graduação Em Saúde Pública - Universidade Federal de Ciências da Saúde de Porto Alegre, Porto Alegre, Rio Grande do Sul

4 Laboratório de Epidemiologia Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul

Resumo: A leptospirose é uma zoonose emergente de relevância para a saúde pública brasileira. Em 2021, a maior incidência do país foi no Rio Grande do Sul, com 696 casos e 28 mortes. A Inteligência artificial é uma técnica que vem ganhando espaço na área da saúde em diversas aplicações. O objetivo deste trabalho é aplicar modelos de aprendizagem de máquina para realizar a triagem de casos de leptospirose utilizando dados de identificação do paciente e dos sinais clínicos. Foram utilizados os dados oriundos das fichas de notificação de leptospirose do estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2019. Para a seleção dos atributos mais relevantes, foram utilizados modelos estatísticos como o chi-quadrado e informação mútua. O modelo de classificação Random Forest foi utilizado para classificar os casos de leptospirose. A acurácia do modelo foi de 0.6638. A triagem de casos de leptospirose é um problema complexo e que necessita da inserção de atributos que estejam preenchidos de forma correta nas fichas de notificação. A inserção de variáveis no treinamento dos modelos pode contribuir para aumentar o desempenho do algoritmo.

Palavras-chave: diagnóstico precoce; doenças negligenciadas; inteligência artificial; saúde única

Abstract: Leptospirosis is an emerging zoonosis of relevance to Brazilian public health. In 2021, the highest incidence in the country was in Rio Grande do Sul, with 696 cases and 28 deaths. Artificial intelligence is a technique gaining ground in the healthcare field in various applications. The aim of this study is to apply machine learning models to screen cases of leptospirosis using patient identification data and clinical signs. Data from leptospirosis notification forms from the state of Rio Grande do Sul, from 2007 to 2019, were used. Statistical models such as chi-square and mutual information were used to select the most relevant attributes. The Random Forest classification model was used to classify cases of leptospirosis. The model accuracy was 0.6638. Screening for cases of leptospirosis is a complex problem that

requires the inclusion of attributes filled out correctly on notification forms. The inclusion of variables in model training can contribute to improving algorithm performance.

Keywords: early diagnosis; neglected diseases; artificial intelligence; one health

1. Introdução

A leptospirose é uma zoonose emergente de relevância para a saúde pública brasileira, apresentando um amplo aspecto clínico. Sua transmissão ocorre pelo contato direto ou indireto com a bactéria do gênero *Leptospira*, a qual possui mais de 20 espécies e 300 sorotipos já descritos, sendo a maioria patogênicos (Sun et al., 2020). Além disso, é uma doença negligenciada, ou seja, a carga real da doença provavelmente é maior do que a avaliada pelos sistemas de vigilância (Karpagam & Ganesh, 2020).

A sintomatologia da leptospirose é semelhante a outras doenças, como a dengue (Marteli et al., 2020). Essa semelhança sintomática pode resultar em um diagnóstico tardio, muitas vezes ocorrendo somente após a piora do estado clínico do paciente, o que, por vezes, pode contribuir para desfechos mais graves, incluindo o óbito (Karpagam & Ganesh, 2020; Galan et al., 2021). No Brasil, entre os anos 2001 a 2015, Santa Catarina, Paraná e Rio Grande do Sul, foram os estados que registraram a maior incidência acumulada de leptospirose (Silva et al., 2020). Em 2021, a maior incidência do país foi no Rio Grande do Sul, com 696 casos e 28 mortes (Brasil, 2021).

A leptospirose integra a Lista de Doenças de Notificação Compulsória, onde qualquer caso suspeito gera uma ficha de notificação. Essas informações são disponibilizadas no banco de dados do Sistema Nacional de Agravos de Notificação (SINAN), sendo possível realizar o download e realizar análises das informações (Brasil, 2021). A análise de bancos de dados envolve técnicas criteriosas, como a busca por dados, preparação e readequação de variáveis, avaliação da consistência, processamento e, finalmente, o treinamento de modelos e análise de resultados.

Desta forma, a busca por ferramentas que tornem este processo mais dinâmico é constante. A Inteligência Artificial (IA) é uma técnica com inúmeras aplicações e vem ganhando espaço na área da saúde nos últimos anos (Tateisi et al., 2021). Um dos ramos da IA é o Aprendizado de Máquina (AM) ou Machine Learning (ML), sendo uma das suas aplicações o treinamento de algoritmos com dados reais a fim de gerar modelos de classificação, detecção ou predição de um problema (Paixão et al., 2022). O aprendizado de máquina é uma combinação de técnicas matemáticas e estatísticas que se destaca pela facilidade de analisar grande volume de dados. Na área da saúde, sua utilização é cada vez mais frequente no auxílio

ao processo de diagnóstico, predição de riscos, e em estudos epidemiológicos (Fernandes & Chiavegatto Filho, 2019; Sanchez-Gendriz et al., 2022; Silva et al., 2020).

A implementação de medidas que possam melhorar o processo diagnóstico e, portanto, promover prevenção secundária da doença, são necessárias. Assim, o objetivo deste artigo é utilizar métodos de aprendizagem de máquina para realizar a seleção de atributos e a triagem de casos de leptospirose utilizando dados disponíveis nas fichas de notificação do Sistema de Agravos de Notificação (SINAN) do estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2019, e assim avaliar o desempenho de classificação do modelo.

2. Materiais e métodos

Trata-se de uma pesquisa quantitativa, realizada com dados secundários provenientes das fichas de notificação individual disponíveis no SINAN (SINAN, 2015), obtidas no site DataSUS. Foi realizado o download das fichas de notificação de leptospirose do estado do Rio Grande do Sul, no período de 2007 a 2019. A base de dados disponível para download é totalmente anonimizada, sem nenhum registro relativo à identificação do paciente, o que garante segurança aos pacientes. A análise de dados e aplicação das ferramentas de aprendizado de máquina foi utilizada a linguagem de programação Python (Versão 3.11) e as bibliotecas de código aberto Scikit-learn, Pandas, Numpy (Pedregosa et al., 2011; Harris et al., 2020; McKinney et al., 2010).

O desenvolvimento do estudo foi realizado nas seguintes etapas: (i) pré-processamento, (ii) processamento, (iii) e análise. A figura 1 mostra o fluxograma das etapas e após está a descrição de cada ponto.

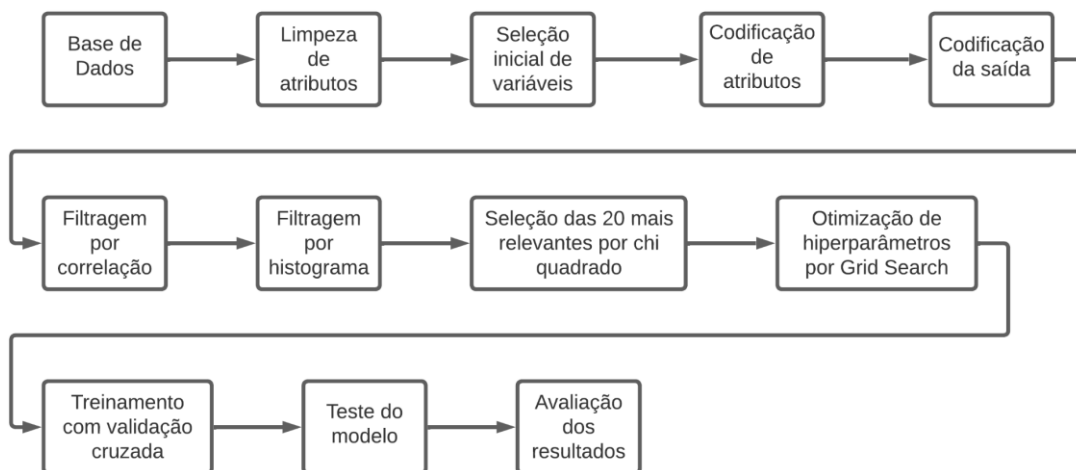


Figura 1: Fluxograma contendo os procedimentos realizados no trabalho.

2.1 Base de dados

A Ficha Individual de Notificação (FIN) de leptospirose possui 74 campos, dividida em oito seções que são: dados gerais, notificação individual, dados de residência, antecedentes epidemiológicos, dados clínicos, atendimento, dados de laboratório e conclusão. Na etapa (i) foi realizado o download dos dados disponíveis no DataSus (Brasil, 2022).

Após, os dados foram abertos no Excel, onde foi construído um banco de dados único com todos os registros baixados. A base de dados inicial, sem tratamento, possui 20.247 registros e 100 atributos, alguns campos da ficha geram mais de uma resposta, desta forma seus campos são duplicados. Os atributos sexo e raça, classificadas como texto (*string*) foram codificadas em numeral (*number*). No atributo de idade, conforme a mesma estava estipulada em anos e, sabendo que não havia pacientes com mais de 100 anos de idade, foi realizada uma padronização do tipo min-max, onde o mínimo é 1 (para zero anos de idade) e o máximo é 2 (100 anos de idade). A nova conformação das variáveis está disposta na tabela 1:

Tabela 1: Visualização das variáveis sexo, raça e idade, do banco de dados de leptospirose antes e após a reclassificação

Variável	Codificação original	Codificação Aprendizado de Máquina
Sexo	M – Masculino	1
	F – Feminino	2
Raça	Branca	1
	Preta	2
	Amarela	3
	Parda	4
	Indígena	5
Idade	idade = 0 anos	1
	idade ≥ 100 anos	2
	0 < idade < 100	1 < valor < 2

2.2 Pré Processamento

A limpeza do banco consistiu em excluir todos os casos confirmados ou descartados por critérios clínico-epidemiológicos, também foram removidos casos com dados em branco ou ignorados.

Após, foram realizadas duas etapas de filtragem, uma com base na correlação utilizando o coeficiente de correlação de Spearman, e outra utilizando histogramas. Estas técnicas foram empregadas para avaliar visualmente a relação entre as variáveis independentes com a variável dependente “Classificação final”.

A técnica do Qui quadrado foi utilizada para selecionar as variáveis mais relevantes. As variáveis escolhidas incluem informações sobre exposição prévia a situação de risco como contato anterior com: lama, criação de animais, plantação, córrego, roedores, armazenamento de grãos, terreno baldio; sintomas clínicos como febre, mialgia, cefaleia, prostração, congestão conjuntival, dor na panturrilha, vômito, diarreia, icterícia e alteração renal; além de idade e classificação final.

Finalizando a etapa de pré-processamento, o banco foi dividido em treino e teste, com 4730 e 4299 casos, respectivamente.

2.3 Processamento

Seguido ao pré-processamento, deu-se início ao treinamento dos modelos. Primeiramente, foi realizada a otimização dos hiperparâmetros pelo algoritmo Grid Search, uma técnica que realiza uma busca exaustiva para encontrar os melhores hiperparâmetros. Hiperparâmetros são parâmetros que não são otimizados durante o treinamento do algoritmo de aprendizagem de máquina, os quais, portanto, devem ser inseridos pelo usuário na fase de projeto. Logo, o uso de um algoritmo de busca visa encontrar os hiperparâmetros que melhor ajustam o modelo.

Foram realizados experimentos com algoritmos disponíveis na biblioteca Scikit-learn, tais como: Árvore de decisão, Naive Bayes, Floresta aleatória, Redes neurais e Máquinas de Vetor de Suporte. Todos esses algoritmos pertencem à categoria de aprendizado supervisionado, uma vez que o desfecho dos casos estava previamente atribuído no banco de dados. Vale destacar que esses modelos são eficientes nas tarefas de classificação, sendo capazes de lidar com dados binários.

Árvore de decisão é um modelo de classificação que calcula o ganho de informação das variáveis e seleciona aquelas que fornecem mais informações para a tomada de decisão

(Raschka, 2015). O Naive Bayes baseia-se no Teorema de Bayes, calculando a probabilidade de um atributo pertencer a uma das classes disponíveis. Assim, o algoritmo recebe o atributo não classificado e retorna sua classificação mais provável (Gerón, 2022). A Floresta aleatória constrói árvores de forma aleatória, realizando uma combinação de árvores de decisão simples, cuja classificação final se dá por votação das árvores projetadas (Raschka, 2015). O modelo Multilayer Perceptron é uma rede neural com uma ou mais camadas ocultas com um número indeterminado de neurônios. A camada oculta possui esse nome porque não é possível prever a saída desejada nas camadas intermediárias (Gerón, 2022). O Support Vector Machine (SVM) pode ser usado tanto em tarefas de classificação como de regressão. Sua ação consiste em encontrar um hiperplano - cuja margem de separação entre as classes seja máxima entre duas classes (Vapnik, 1998).

Os modelos foram treinados utilizando 80% da classe minoritária e utilizou-se a técnica de validação cruzada, K-fold, com 10 folds, para avaliar os modelos (Yavari Nejad & Varathan, 2021). Após o treinamento foram calculados os valores das métricas de referência, para selecionar o melhor modelo.

2.4 Análise

Na etapa de análise, as métricas utilizadas para a avaliação de desempenho dos modelos foram a acurácia, F1-score e a AUC utilizada para representar de forma gráfica o desempenho dos modelos. Como o objetivo do estudo é propor um método de triagem, é importante avaliar os resultados da sensibilidade, para que casos positivos não sejam descartados. Para realizar o cálculo das métricas foi utilizado os dados da matriz de confusão, conforme descritos abaixo.

Matriz de confusão:

	Leptospirose	Descartado
Leptospirose	VP	FP
Descartado	FN	VN

onde:

VP = verdadeiros positivos

FP = falso positivo

FN = falso negativo

VN = verdadeiro negativo

1- Acurácia - É a métrica que mede o desempenho geral do modelo. É a proporção de casos verdadeiros entre o número geral de casos examinados.

$$\text{Acurácia} = \frac{\text{Número de exemplos classificados corretamente}}{\text{Total de casos}}$$

2- F1-score – Combina as métricas de precisão e sensibilidade

$$\text{F1-score} = 2 * \text{VP} / \text{VP} + \text{FP}$$

O estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética da Faculdade de Medicina da Universidade Federal de Pelotas, CAAE 46714421.0.0000, obedecendo a todos os princípios éticos e legislação vigente para pesquisas envolvendo seres humanos. Dessa forma, os dados dos pacientes foram mantidos em sigilo e utilizados apenas para fins de pesquisa.

3. Resultados

Durante os anos de 2007 a 2019, o Rio Grande do Sul notificou 20.247 casos de leptospirose. Destes, 6.162 (30.4%) foram confirmadas, 12.340 (60.9%) foram descartados e em 1.745 (8.6%) fichas o campo estava em branco ou preenchido incorretamente. Dos casos confirmados, 1.341 (6.6%) foram confirmados através de critérios clínico epidemiológico, 5.415 (90%) por critério laboratorial e em 99 (1.6%) casos o campo estava em branco.

As variáveis ocupação e doença ligada ao trabalho podem estar diretamente ligadas ao desfecho do caso, porém não foram incluídas, pois a informação estava ausente em 37% (2.307) e 20,72% (1.100) das notificações, respectivamente. A Tabela 2 mostra a relação de variáveis referentes a antecedentes epidemiológicos e sua disposição no banco de dados. Observa-se o desbalanceamento dos dados, e o grande número de informações ignoradas como nas variáveis caso anterior em humanos ou animais.

Tabela 2: Distribuição de casos de leptospirose com relação a antecedentes epidemiológicos no período de 2007 a 2019 no estado do Rio Grande do Sul, Brasil

Exposição ao risco	Sim	%	Não	%	Ignorado	%
Contato com lama	1904	34,33	3407	61,44	234	4,22
Criação de animais	2658	47,93	2652	47,82	235	4,23
Caixa d'água	447	8,06	4826	87,03	272	4,90
Contato com fossa	697	12,56	4580	82,59	268	4,83
Sinais de roedores	3760	67,80	1535	27,68	250	4,50

Plantação	2078	37,47	3208	57,85	259	4,67
Córrego/ rio	2204	39,74	3107	56,03	234	4,22
Contato com roedores	1691	30,49	3550	64,02	304	5,48
Armazenamento de grãos	1533	27,64	3733	67,32	279	5,03
Terreno baldio	1514	27,30	3751	67,64	280	5,04
Lixo/entulho	1492	26,90	3781	68,18	272	4,90
Caso anterior em humanos	330	5,95	3428	61,82	1787	32,22
Caso anterior em animais	44	0,79	3535	63,75	1966	35,45

O valor das métricas obtidas durante a etapa de treinamento dos modelos está detalhado na tabela 3. Após o treinamento, a capacidade de classificação dos modelos foi testada com a inclusão de novos dados, e os resultados do teste são apresentados na tabela 4. Observa-se que o modelo Multilayer Perceptron obteve os melhores resultados nas métricas de acurácia e F1-score. No entanto, é importante destacar que o modelo Random Forest atingiu a melhor classificação na métrica AUC.

Tabela 3: Resultado das métricas de avaliação na etapa de treino da triagem de casos de leptospirose

Model	Accuracy (ACC)	IC (95%) ACC	F1-Score	IC (95%) F1	AUC*	IC (95%) AUC
Random Forest	0.6638	+ - 0.0174	0.6647	+ - 0.0148	0.7216	+ - 0.0157
MLP**	0.6592	+ - 0.0222	0.6682	+ - 0.0220	0.7152	+ - 0.0227
Decision Tree	0.6315	+ - 0.0196	0.6336	+ - 0.0345	0.6609	+ - 0.0161
SVM***	0.6613	+ - 0.0160	0.6577	+ - 0.0176	0.7117	+ - 0.156
Naive Bayes	0.6463	+ - 0.0204	0.6403	+ - 0.0220	0.6955	+ - 0.0184

* AUC: Area under the curve; ** MLP: Multilayer Perceptron; ***SVM: Vetor Suporte Machine

Tabela 4: Resultado das métricas de avaliação na etapa de teste da triagem de casos de leptospirose

Model	Accuracy (ACC)	F1-Score	AUC*
Random Forest	0.6555	0.7641	0.7164
MLP**	0.6988	0.8035	0.7066
Decision Tree	0.6534	0.7682	0.6538
SVM***	0.6508	0.7619	0.7057
Naive Bayes	0.6267	0.7408	0.6877

* AUC: Area under the curve; ** MLP: Multilayer Perceptron; ***SVM: Vetor Suporte Machine

A curva ROC, ilustrada na Figura 2, mostra o desempenho dos modelos. Embora exista a sobreposição de linhas em alguns pontos, é possível identificar que a linha azul (Random Forest) se sobressai em determinados momentos. Além disso, é possível identificar pontos em que as linhas laranja (MLP) e vermelha (SVM) se destacam. Notavelmente, os modelos de Naive Bayes e Decision Tree, representados pelas linhas roxa e verde, respectivamente, aparecem abaixo das demais, indicando que esses modelos apresentaram as piores métricas de classificação.

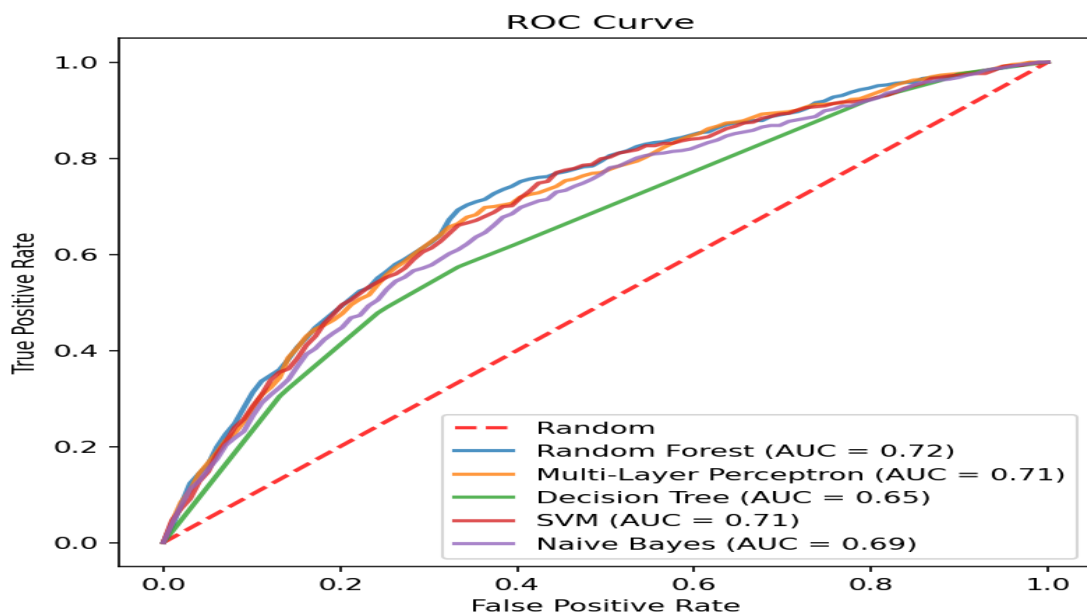


Figura 2: Desempenho dos classificadores utilizados para a triagem de casos de leptospirose através da curva ROC.

4. Discussão

A inteligência artificial é uma ferramenta que auxilia na análise de dados, pois é possível fazer sua combinação com técnicas estatísticas e assim transformar dados em informações detalhadas, possíveis de serem usadas em diversos tipos de análises, resultando no melhor entendimento para a identificação de problemas e tomada de decisões (Labonde, 2016).

A ficha de notificação possui campos que realizam a identificação do paciente (sexo, idade, escolaridade, ocupação), informações sobre exposição a fatores de risco, sinais clínicos, possível área e ambiente de infecção. A coleta dessas informações de forma correta e completa é de extrema importância pois são características que, se informadas, podem auxiliar a tomada de decisão pelo profissional médico e colaborar para a elaboração de ferramentas de triagem (Fernández et al., 2016). Porém, trabalhar com esses dados é um desafio, uma vez que essas informações podem ser preenchidas sem um critério apropriado, serem ignoradas, ou passarem despercebidas durante a análise clínica.

Esse cenário conduz a uma elevada complexidade em realizar a triagem de casos de leptospirose através do aprendizado de máquina, se levado em consideração somente os dados clínicos, onde a avaliação da presença ou não de determinado atributo clínico. Além dos registros possuírem elevada complexidade, há uma grande parte de dados que são ignorados, onde não há resposta sobre a presença ou não de um determinado sintoma. Não obstante, os registros de contatos anteriores, como contato com pessoas infectadas ou animais, possuem baixa completude, o que aumenta a complexidade do problema e reforça a necessidade de uma maior eficiência no preenchimento dos registros.

Esse mesmo problema é observado no preenchimento de informações relacionadas à atividade profissional, como nos campos “ocupação” e “doença ligada ao trabalho”. Embora comumente ignoradas, essas informações são relevantes para a triagem de pacientes com suspeita de leptospirose, pois há uma parcela da população que contrai a doença devido a atividades exercidas no campo de trabalho (Marques et al., 2020; Oliveira et al., 2022; Rodrigues, 2018).

Os registros incompletos e as subnotificações dos casos provocam entraves ao se trabalhar com dados secundários. A ausência destes dados impossibilita a construção de modelos mais robustos, tanto de inteligência artificial quanto de outras técnicas, além de dificultar a identificação de padrões da doença, prejudicando ações de saúde voltadas para um melhor delineamento das formas de prevenção, controle e tratamento do agravo (Lara et al.,

2019; Martins & Spink, 2020). Dispor de dados estruturados contribui para refinar a capacidade classificatória do modelo.

Embora possua uma incidência elevada e seja um agravo de notificação no Brasil, a leptospirose ainda é negligenciada e há subnotificação de casos, seja por falta de procura médica, busca ativa destes pacientes ou de diagnóstico, contribuindo para o aumento da taxa de letalidade. Esse impacto subestimado na saúde pública é preocupante, pois se estima que o número de óbitos por leptospirose seja três vezes maior do que o da dengue (Martins & Spink, 2020).

A leptospirose é uma doença com sintomatologia inicial semelhante a outras doenças febris agudas, como a dengue, o que torna seu diagnóstico complexo (Brasil, 2014; Martins & Spink, 2020). Atualmente, existem três métodos disponíveis: Reação em Cadeia da Polimerase (PCR), testes rápidos de Elisa e Microaglutinação (MAT), este último considerado o padrão ouro pela OMS (Brasil, 2014). O teste de Elisa é geralmente a opção preferencial devido a sua rapidez e baixo custo. No entanto, o resultado deve ser confirmado com o teste de MAT. Já o MAT apesar de fornecer um diagnóstico preciso sua aplicação é limitada por requerer uma infraestrutura laboratorial e manutenção dos sorotipos, inviabilizando sua aplicação em áreas remotas (Ramos et al., 2021).

Os serviços de saúde carecem de ferramentas de fácil implementação e que auxiliam na tomada de decisão, tanto de médicos quanto de gestores. A implementação de um sistema de triagem de doenças, que seja realizado em conjunto com uma técnica de Elisa poderia contribuir significativamente com os serviços de saúde, principalmente em municípios afastados de centros urbanos, onde há falta de recursos médicos e laboratoriais, dificultando o diagnóstico deste agravo (Fernández et al., 2016).

Construir um banco de dados estruturado, sem a presença de dados ausentes, permite um melhor entendimento do agravo, proporciona maior confiança nas análises utilizadas além de aumentar a acurácia dos modelos de aprendizado de máquina (Salim et al., 2021). Diante disso, é necessário a realização de capacitações e a sensibilização dos profissionais da saúde para a relevância do preenchimento completo da ficha (Xavier et al., 2023). Assim, irá melhorar não só possíveis falhas de identificação dos indivíduos, mas também nas informações que podem ser relevantes para o desfecho, como é o caso, por exemplo, dos campos “atividade profissional” e “doença ligada ao trabalho”, que em geral são ignoradas, mas sua informação é relevante para pacientes com suspeita de leptospirose, visto que existe uma parcela de pessoas que se infectam a partir de atividades exercidas no campo de trabalho (Marques et al., 2020; Oliveira et al., 2022; Rodrigues, 2018).

O desbalanceamento dos dados e o grande número de informações ausentes em algumas variáveis foram fatores limitantes para a correta classificação dos modelos, o que pode ter dificultado o desempenho do modelo. Apesar disso, essas limitações foram essenciais para elaborar estratégias de melhorias para o modelo e, indicam uma direção para o desenvolvimento de trabalhos futuros. A seleção de novas variáveis, capacitação de profissionais para o preenchimento correto das fichas e utilização de outros modelos, pode ser uma forma de melhorar a acurácia dos classificadores.

Os serviços de saúde carecem de metodologias que auxiliam a tomada de decisão, porém para que isso seja reparado em sua totalidade, é necessário a sensibilização e capacitação dos profissionais para a completude das informações presentes nas fichas de notificação já que a perda de dados influi de forma negativa na análise dos agravos pois há informações subestimadas que podem dificultar o processo de diagnóstico de doenças. Assim como um maior esforço no reconhecimento da doença pelas autoridades sanitárias como um grave problema de saúde pública, tendo em vista que a leptospirose possui dupla negligência, a qual causa uma invisibilidade programática, levando a exposição ao risco pela doença por pessoas vulneráveis.

A leptospirose é um desafio para a saúde pública devido a sua sintomatologia, que se assemelha a outras doenças. Portanto, é necessário desenvolver ferramentas e testes eficazes para facilitar o diagnóstico precoce da doença. Este estudo testou alguns modelos de aprendizado de máquina e os resultados demonstraram que o Random Forest apresentou a melhor performance no modelo de classificação. No entanto, é necessário reconhecer que a complexidade dos dados pode ter sido um fator limitante para atingir um desempenho melhor. Associar outras variáveis pode ser uma maneira de contribuir para melhorar o desempenho dos classificadores.

Financiamento

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Referências

Brasil. Ministério da Saúde. Boletim Epidemiológico das Doenças Negligenciadas. Brasília, DF, 34 p., 2021. Disponível em: https://www.gov.br/saude/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins/epidemiologicos/especiais/2021/boletim_especial_doencas_negligenciadas.pdf/view

Brasil. Ministério da Saúde. DATASUS. Tabnet. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2022. Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>. Acesso em: 3 ago. 2022

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. Leptospirose: diagnóstico e manejo clínico/ Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. – Brasília: Ministério da Saúde, 2014. 44 p. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/saude-de-a-a-z/l/leptospirose/publicacoes/leptospirose-diagnostico-e-manejo-clinico-2014.pdf/view>

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Sistema Nacional de Agravos de Notificação (SINAN). Brasília, DF: MS, 2021. Disponível em: http://www.saude.gov.br/sinan_net.

de Vasconcelos Silveira, F. R., & Moreira, L. Y. M. R. (2020). Utilização de algoritmos de aprendizagem de máquina na predição de arboviroses transmitidas pelo *Aedes aegypti*. *Conexões-Ciência e Tecnologia*, 14(1), 64-71. doi: <https://doi.org/10.21439/conexoes.v14i1.1824>

Fernandes, F. T., & Chiavegatto Filho, A. D. P. (2019). Perspectivas do uso de mineração de dados e aprendizado de máquina em saúde e segurança no trabalho. *Revista Brasileira de Saúde Ocupacional*, 44. doi: <https://doi.org/10.1590/2317-6369000019418>

Fernández, E., Smieja, M., Walter, S. D., Loeb, M. (2016). A predictive model to differentiate dengue from other febrile illness. *BMC infectious diseases*, 16(1), 1-7. doi: <https://doi.org/10.1186/s12879-016-2024-y>

Galan, D. I., Roess, A. A., Pereira, S. V. C., Schneider, M. C. (2021). Epidemiology of human leptospirosis in urban and rural areas of Brazil, 2000–2015. *PloS one*, 16(3), e0247763. doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0247763>

Géron, A. (2022). Hands-on machine learning with Scikit-Learn. *Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*, 1.

Harris, C. R., Millman, K. J., Van Der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., ... & Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), 357-362. doi: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>

Karpagam, K. B., & Ganesh, B. (2020). Leptospirosis: a neglected tropical zoonotic infection of public health importance - an updated review. *European Journal of Clinical Microbiology & Infectious Diseases*, 39(5), 835-846. doi: <https://doi.org/10.1007/s10096-019-03797-4>

Labonde, J. (2016). Aplicação de algoritmos de mineração de dados para classificação molecular de *Leptospira spp.* Tese, Universidade Federal de Pelotas.

Lara, J. M., Von Zuben, A., Costa, J. V., Donalísio, M. R., & Francisco, P. M. S. B. (2019). Leptospirose no município de Campinas, São Paulo, Brasil: 2007 a 2014. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, 22. doi: <https://doi.org/10.1590/1980-549720190016>

Marques, C. A., Siqueira, M. M. D., & Portugal, F. B. (2020). Avaliação da não completude das notificações compulsórias de dengue registradas por município de pequeno porte no Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 891-900. doi: <https://doi.org/10.1590/1413-81232020253.16162018>

Martins, M. H. D. M., & Spink, M. J. P. (2020). A leptospirose humana como doença duplamente negligenciada no Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 919-928. doi:10.1590/1413-81232020253.16442018

McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in python. In Proceedings of the 9th Python in Science Conference, Vol. 445, No. 1, pp. 51-56.

Oliveira, V., dos Santos, A. F., & Campos, H. (2022). Leptospirose: um estudo epidemiológico dos casos notificados no Brasil entre os anos de 2015 e 2019 Leptospirosis: an epidemiological study of notified cases in Brazil between the years 2015 and 2019. *Brazilian Journal of Health Review*, 5(2), 5964-5979. doi: 10.34119/bjhrv5n2-173

Paixão, G. M. D. M., Santos, B. C., Araujo, R. M. D., Ribeiro, M. H., Moraes, J. L. D., & Ribeiro, A. L. (2022). Machine Learning na Medicina: Revisão e Aplicabilidade. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, 118, 95-102. doi: <https://doi.org/10.36660/abc.20200596>

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., ... & Duchesnay, É. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *JMLR* 12, pp. 2825-2830, 2011. Disponível em: <https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf>

Ramos, T. M. V., Balassiano, I. T., Silva, T. D. S. M., & Nogueira, J. M. D. R. (2021). Leptospirose: Características da enfermidade em humanos e principais técnicas de diagnóstico laboratorial. *Rev. bras. anal. clin.*, 211-218. doi: 10.21877/2448-3877.202102110

Raschka, S. (2015). *Python machine learning*. Packt publishing ltd.

Rodrigues, C. M. (2018). Entre o discurso oficial e a negligência da vigilância da leptospirose no Brasil. *Revista de Medicina e Saúde de Brasília*, 6(3). Disponível em: <https://portalrevistas.ucb.br/index.php/rmsbr/article/view/8822>

Salim, N. A. M., Wah, Y. B., Reeves, C., Smith, M., Yaacob, W. F. W., Mudin, R. N., ... & Haque, U. (2021). Prediction of dengue outbreak in Selangor Malaysia using machine learning techniques. *Scientific reports*, 11(1), 939. doi: 10.1038/s41598-020-79193-2

Sanchez-Gendriz, I., de Souza, G. F., de Andrade, I. G., Neto, A. D. D., de Medeiros Tavares, A., Barros, D. M., ... & de Medeiros Valentim, R. A. (2022). Data-driven computational intelligence applied to dengue outbreak forecasting: a case study at the scale of the city of Natal, RN-Brazil. *Scientific reports*, 12(1), 6550. Doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10512-5>

Silva, A. E. P., Neto, F. C., & de Souza Conceição, G. M. (2020). Leptospirosis and its spatial and temporal relations with natural disasters in six municipalities of Santa Catarina, Brazil, from 2000 to 2016. *Geospatial Health*, 15(2). doi: 10.4081/gh.2020.903

Silva, N. D. S., Alves, J. M. B., Silva, E. M. D., & Lima, R. R. (2020). Avaliação da Relação Entre a Climatologia, as Condições Sanitárias (Lixo) e a Ocorrência de Arboviroses (Dengue e Chikungunya) em Quixadá-CE no Período Entre 2016 e 2019. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 35, 485-492. doi: <https://doi.org/10.1590/0102-77863530014>

SINAN. Sistema de Informação de Agravos de Notificação. 2015. Disponível em: http://portalsinan.saude.gov.br/images/documentos/Agravos/Dengue/DIC_DADOS_ONLINE.pdf. Acesso em: 17 abr. 2019.

Sun, A. H., Liu, X. X., & Yan, J. (2020). Leptospirosis is an invasive infectious and systemic inflammatory disease. *Biomedical journal*, 43(1), 24-31. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bj.2019.12.002>

Tateisi, N. Y., Moraes, G. C., dos Santos Aguiar, L., Mendonça, M., Palácios, R. H. C., Godoy, W. F., ... & Breganon, R. (2021). Inteligência artificial aplicada na robótica. *Brazilian Journal of Development*, 7(3), 26730-26741. doi: <https://doi.org/10.34117/bjdv7n3-396>

Vapnik, V., & Vapnik, V. (1998). *Statistical learning theory* Wiley. New York, 1(624), 2.

Xavier, D. R., Albuquerque, M. P. D., Sousa-Carmo, S. V. T. D., & Pinter, A. (2023). Evaluation of completeness and timeliness of data in the National Information System for Notifiable Diseases for spotted fever in the state of São Paulo, Brazil, 2007-2017. *Epidemiologia e serviços de saúde*, 32, e2022416. doi: <https://doi.org/10.1590/S2237-96222023000200011>

Yavari Nejad, F., & Varathan, K. D. (2021). Identification of significant climatic risk factors and machine learning models in dengue outbreak prediction. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21(1), 1-12. doi: <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01493-y>

3.5 Artigo 5

Análise espacial e temporal do número de ovos de *Aedes aegypti* e casos de dengue em Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

BOHM, Bianca Conrad¹; SOARES, Alessandra Talaska¹; HAGE, Ravena dos Santos¹; MORAIS, Maria Helena Franco²; CUNHA, Maria da Consolação Magalhães³; CAIAFFA, Waleska Teixeira³; BRUHN, Fábio Raphael Pascotti⁴

Será submetido à revista Acta Tropica

Análise espacial e temporal do número de ovos de *Aedes aegypti* e casos de dengue em Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

BOHM, Bianca Conrad¹; SOARES, Alessandra Talaska¹; HAGE, Ravena dos Santos¹; MORAIS, Maria Helena Franco²; CUNHA, Maria da Consolação Magalhães³; CAIAFFA, Waleska Teixeira³; BRUHN, Fábio Raphael Pascotti⁴

¹Programa de Pós-Graduação em Veterinária - Universidade Federal de Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul

²Secretaria Municipal de Saúde de Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

³Observatório de saúde Urbana de Belo Horizonte (OSUBH), Minas Gerais, Brasil

⁴Laboratório de Epidemiologia Veterinária, Faculdade de Veterinária, Universidade Federal de Pelotas, Capão do Leão, Rio Grande do Sul

Resumo

A dengue é uma arbovirose transmitida pelos mosquitos do gênero *Aedes*. O objetivo deste estudo é avaliar a distribuição espacial e a tendência temporal de casos e ovos de dengue nos nove distritos de Belo Horizonte no período de 2011 a 2018. Os dados utilizados foram coletados pela vigilância em saúde do município de Belo Horizonte e disponibilizados em dois bancos de dados, um com o número de ovos coletados nas armadilhas (ovitrampas) e o outro com o número de casos confirmados de dengue. A análise de Scan foi utilizada para avaliar as áreas de risco para a ocorrência de casos e aumento no número de ovos. A análise de tendência temporal foi utilizada nos dois bancos para investigar o padrão temporal das duas variáveis em estudo. Verificou-se que os distritos Barreiro, Norte e Nordeste apresentaram o maior risco para ocorrência de casos e aumento no número de ovos. Já o distrito Centro-Sul, de casos e ovos. Estes resultados demonstram que, apesar do número de casos diminuir a partir de 2016, o número de ovos continuou crescendo.

Palavras-chave: arboviroses; análise de Scan; doença infecciosa reemergente; epidemiologia; políticas públicas

Abstract

Dengue is an arbovirus transmitted by mosquitoes of the *Aedes* genus. The aim of this study is to assess the spatial distribution and temporal trend of dengue cases and eggs in the nine districts of Belo Horizonte from 2011 to 2018. Data were collected by the surveillance of the municipality of Belo Horizonte and made available in two databases, one containing the number of eggs collected in ovitraps and the other with the number of confirmed cases. Scan analysis was employed to assess risk areas for the occurrence of cases and an increase in the number of eggs. Temporal trend analysis was applied to investigate the temporal pattern of the two variables under study in both databases. It was found that the districts Barreiro, Norte, and Nordeste presented the highest risk for the occurrence of cases and an increase in the number of eggs. In contrast, the Centro-Sul district showed a decrease in both cases and eggs. These results demonstrate that, despite the decrease in the number of cases starting in 2016, the number of eggs continued to grow.

Keywords: arboviruses; Scan analysis; reemerging infectious disease; epidemiology; public health policies

1. Introdução

A dengue é uma arbovirose reemergente transmitida pelos mosquitos do gênero *Aedes*. Estima-se que anualmente no mundo existam cerca de 3,9 bilhões de pessoas em risco de infecção (Salim et al., 2021), o que resulta em 500 mil hospitalizações e 20 mil mortes (Khan et al., 2023). Os casos de dengue nos anos 2000 eram de 505.430, em 2010 passaram para mais de 2,4 milhões e em 2019 chegaram a 5,2 milhões (Khan et al., 2022).

Nas últimas três décadas, o Brasil foi responsável por notificar 55% do total de casos ocorridos nas Américas (Tanner et al., 2008). Em 2024, o país notificou até a 4 semana epidemiológica (SE), 243.720 casos prováveis de dengue, sendo o coeficiente de incidência de 120 casos/100 mil habitantes. Comparando com o mesmo período do ano de 2023, obteve-se um aumento de 273% de casos prováveis (Brasil, 2024).

O *Aedes Aegypti* é o vetor responsável pela transmissão da dengue no Brasil e encontra no clima tropical condições ideais para sua reprodução (Batista et al., 2021). Seu comportamento antropofílico, além de condições climáticas favoráveis, saneamento básico precário e problemas sociais são fatores que contribuem para a disseminação do vetor. Na literatura há uma gama de estudos relacionando os casos de dengue com variáveis socioeconômicas, ambientais e climáticas utilizando diversas técnicas para realizar a previsão de dengue (Schultes et al., 2021; Sanchez-Gendriz et al., 2022), e que são extremamente relevantes para que os sistemas de vigilância possam entender a relação entre esses fatores e organizar ações de prevenção (Patil & Pandya, 2021).

Uma maneira de identificar a presença do vetor é utilizando as Ovitampas, armadilhas usadas pelo sistema de vigilância para a contagem de ovos, que são utilizadas para estimar a densidade de adultos. É uma ferramenta de fácil aplicação, econômica de baixo custo e de grande auxílio, pois através da contagem de ovos é possível estimar a densidade do vetor e sua distribuição em uma área geográfica (Schultes et al., 2021; Sanchez-Gendriz et al., 2022). Monitorar o ciclo do vetor é uma forma de conhecer a dinâmica populacional dos vetores em uma região geográfica

específica. Isso permite planejar e elaborar de forma mais ajustada políticas públicas de saúde e, portanto, melhorar a qualidade de vida da população (Barreto et al., 2020).

O objetivo deste estudo é avaliar a distribuição espacial e a tendência temporal de casos e ovos de dengue nos nove distritos de Belo Horizonte no período de 2011 a 2018.

2. Material e Métodos

Este trabalho é uma parceria entre a Universidade Federal de Pelotas e a Secretaria Municipal de Saúde de Belo Horizonte (SMSA/BH) e o Observatório de Saúde Urbana de Belo Horizonte (OSUBH) da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).

2.1 Área de estudo

O município de Belo Horizonte é o sexto mais populoso do Brasil. É a capital do estado de Minas Gerais, localizada no sudeste do Brasil, entre a latitude de 19°49'01" S e longitude de 43°57'21" W. Sua população estimada para 2022 é de 2.315.560 habitantes, possui uma área de 331,4 km², com densidade populacional de 6.988,18 habitantes/km² (IBGE, 2023). Seu clima é tropical com temperatura média anual em torno de 21°C e pluviosidade acima de 1.300 mm anuais (IMET, 2022). Grande parte da população (97,6%) da cidade é alfabetizada. O produto interno bruto per capita, segundo dados estatísticos de 2017, foi de R \$35.245,02 e 96,2% do município possui esgotamento sanitário adequado (IBGE, 2010).

O território municipal é dividido em nove regiões administrativas, que, por sua vez, são subdivididas em 152 áreas de abrangência atribuídas aos centros de saúde, compostas por conjuntos de setores censitários contíguos, permitindo assim que as equipes locais de saúde tenham informações sobre a população residente no local (Belo Horizonte, 2013).

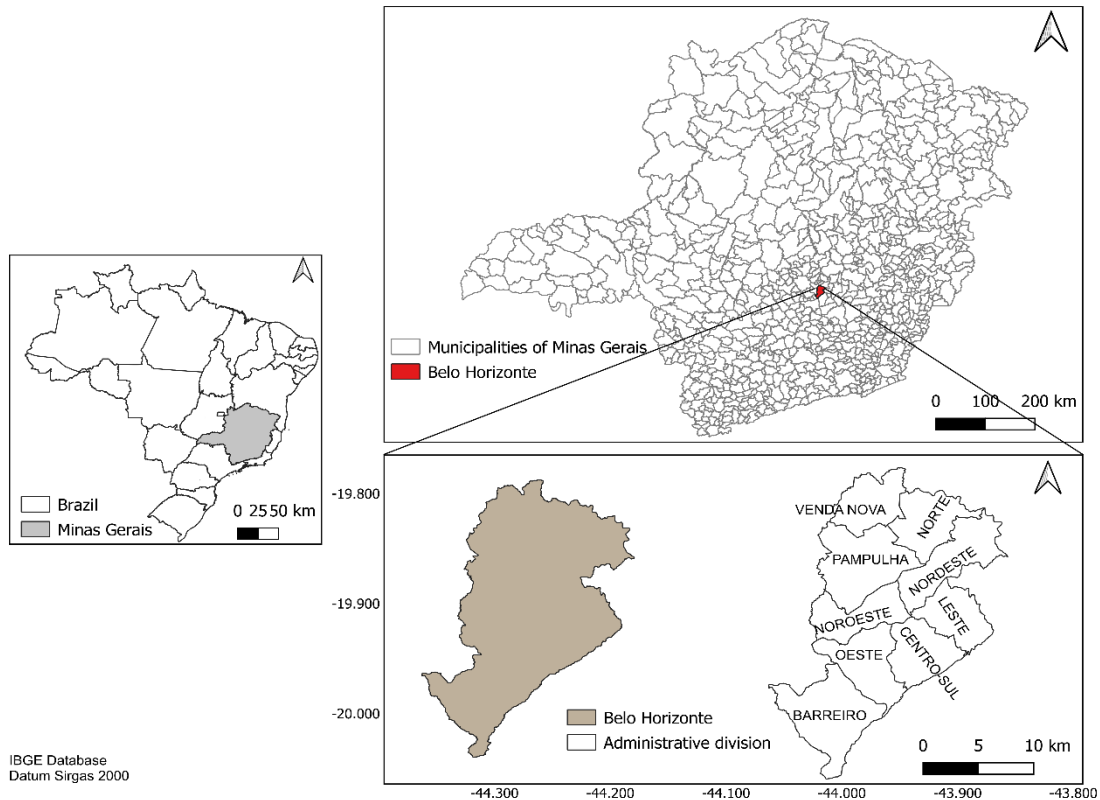


Figura 1: Localização do município de Belo Horizonte com sua divisão administrativa.

2.2 Dados

Para a condução das análises foram utilizados dois conjuntos de dados provenientes da Secretaria Municipal de Saúde de Belo Horizonte. O primeiro banco continha casos de dengue no município notificados por meio de sistema de vigilância passiva de 2011 a 2018 por área de abrangência. Todos os casos confirmados laboratorialmente ou diagnosticados clinicamente foram considerados para análise, conforme descrito em Campos et al., 2019.

O segundo conjunto de dados é composto por contagens quinzenais de ovos de aproximadamente 1.700 ovitrampas de 2011 a 2018, distribuídas por área de abrangência. Os pontos de distribuição das ovitrampas não mudaram ao longo do período do estudo. As ovitrampas são armadilhas para a deposição de ovos das fêmeas do vetor e são instaladas no exterior dos edifícios. Consistem numa pá de madeira parcialmente submersa em infusão de feno (*Panicum maximum*) (Pessanha et al., 2014). Essas armadilhas são instaladas durante sete dias a cada duas semanas em

um padrão alternado, com instalação durante semanas ímpares em quatro regiões e durante semanas pares nas cinco regiões restantes. A instalação de armadilhas é rotineiramente suspensa por duas semanas no final do ano e durante o carnaval, que ocorre em fevereiro. As armadilhas são colocadas para cobrir um raio de 200 m, o alcance aproximado de voo de um *Ae. aegypti* em área urbana (Freitas, 2009). e a distância média entre as armadilhas foi consistente durante todo o período de estudo. Em áreas verdes, como parques e cemitérios, não há instalação de ovitrampas.

2.3 Análises estatísticas

A partir dos dados de dengue de 2011 a 2018, foram calculadas as taxas de incidência (TI) (por 100 mil habitantes) utilizando a projeção populacional do IBGE para cada ano de interesse (IBGE, 2021). As análises espaço-temporais foram realizadas para identificar padrões geográficos e temporais da dengue nos nove distritos de Belo Horizonte. As tendências das taxas de incidência foram analisadas por modelos Joinpoint, enquanto a distribuição espaço-temporal foi analisada por modelos SatScan.

2.3.1 Análise espaço temporal

A técnica de Scan ou análise de cluster de varredura espaço-tempo foi realizada para avaliar a presença de agrupamentos espaço-temporais para casos de dengue e número de ovos. Para a realização dos testes foram inseridas no software as informações referentes a cada distrito sanitário: 1) número de casos, 2) ano de infecção, 3) população no local de estudo e 4) código de cada distrito. O período de estudo foi dividido em duas séries, a primeira de 2011 a 2014 e a segunda de 2015 a 2018.

Para a identificação dos clusters espaço temporais e para realizar a estatística de varredura foi utilizado o modelo discreto de Poisson (Kulldorff, 2022) com as seguintes configurações: período de estudo dividido em duas séries: 2011-2014; 2015-2018, clusters com altas e baixas taxas de risco, clusters de tamanho máximo igual a 10% da população exposta, séries circulares, 999

repetições e a precisão do tempo foi padronizada em 1 ano (Kulldorff, 2022; Melchior et al., 2017). Este modelo considera o espaço e o tempo em que os casos ocorreram (Abrams & Kleinman, 2007; Kulldorff, 2022; Melchior et al., 2017). O teste de significância dos clusters identificados baseou-se na comparação de uma distribuição nula obtida por simulação de Monte Carlo. Para comparar diferentes áreas entre si, o programa apresenta o risco relativo (RR) e a razão de verossimilhança de cada cluster, que representa a relação entre o risco de ocorrência da lesão dentro do cluster e aqueles fora dele (Kulldorff, 2022). software SaTScan TM 9.4.4 (Kulldorff, 2022).

2.3.2 Joinpoint

A análise da tendência linear segmentada da taxa de incidência foi realizada utilizando o modelo de regressão joinpoint (Santos et al., 2022). A análise começou com o ponto de junção “0”, que representa uma linha reta sem pontos de inflexão. Verificamos então se um ou mais pontos de junção (até três em nossa análise) no modelo eram significativos. (Kim et al., 2000; Martins-Melo et al., 2016). Assim, as tendências temporais segmentadas das taxas anuais ajustadas de incidência de dengue em Belo Horizonte, foram calculadas por meio deste modelo (Kim et al., 2000).

As análises de Joinpoint são baseadas no cálculo das variações percentuais anuais (APCs), calculadas para cada segmento, e das variações percentuais anuais médias (AAPCs) para o período inteiro, com seus respectivos intervalos de confiança de 95% (IC. 95%). Para esta análise, cada ponto de junção indicará uma mudança estatisticamente significativa na inclinação testada usando o teste de permutação de Monte Carlo. As tendências foram consideradas estatisticamente significativas quando o APC apresentou um valor de $p < 0,05$. Os resultados foram interpretados da seguinte forma: APCs / AAPCs positivos e significativos foram considerados tendências crescentes, APCs / AAPCs negativos e significativos foram considerados tendências decrescentes; por outro lado, quando não houve significância, a tendência foi considerada estável (Arnold et al., 2016).

3. Resultados

No período de 2011 a 2018 Belo Horizonte registrou 261.086 mil casos de dengue, sendo epidêmicos os anos de 2013 e 2016 com 93.394 e 145.046 mil casos, respectivamente. O menor número de casos foi registrado no distrito Centro-Sul, com 14.284 casos confirmados e os distritos Nordeste e Norte apresentaram os maiores registros com 36.993 e 36.978 casos confirmados no período, respectivamente. Neste período, 323.161 mil ovos foram capturados pelas ovitrampas, com uma média anual de 40.300 ovos. A figura 2A mostra a distribuição das taxas de incidência por distrito sanitário durante o período de estudo. Observa-se que em 2013 o distrito do Norte apresentou as maiores taxas, já em 2016 a maior incidência foi registrada no distrito Leste. A figura 2B mostra o número de ovos coletados em cada distrito sanitário por ano, observa-se que o número de ovos coletados foi constante em todos os distritos durante o período. O distrito Centro-Sul obteve os menores números de ovos coletados, 22.409 ovos e o distrito Nordeste apresentou os maiores números de ovos, 48.745 ovos coletados no período.

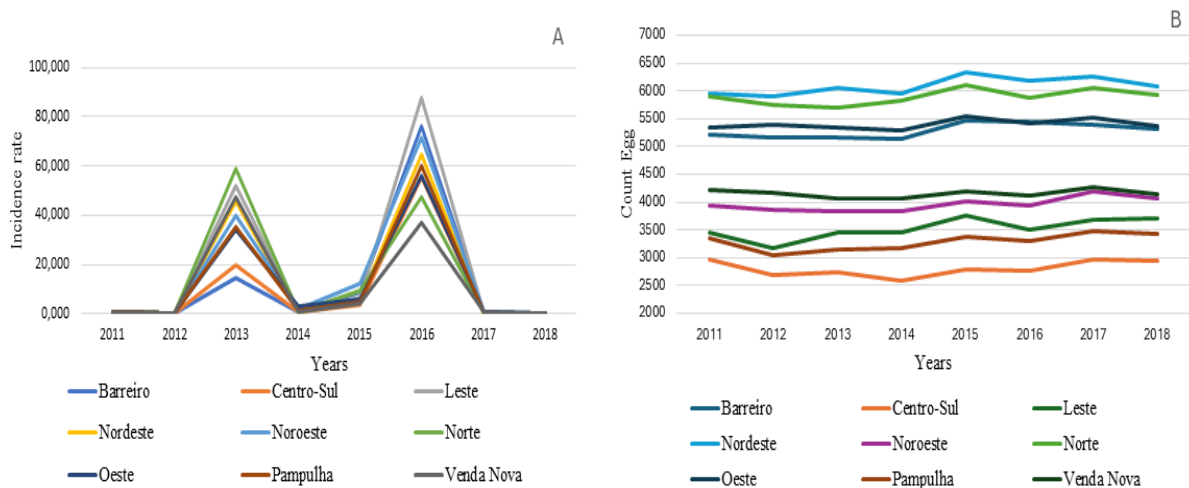


Figura 2: Taxa de incidência de casos de dengue x 1.000 (A) e número de ovos coletados nas ovitrampas (B) em cada um dos nove distritos sanitários de Belo Horizonte, no período de 2011 a 2018.

A análise de Scan identificou quatro clusters de alto risco para casos de dengue no período de 2011 a 2014. O cluster 1 abrange o distrito norte e parte do nordeste, o cluster 2 envolve Venda

Nova e Pampulha, o cluster 3 abrange o distrito Leste, e o cluster 4 compreende o distrito noroeste. Já para o período de 2015 a 2018, foram identificados cinco clusters de alto risco. O cluster 1 foi identificado nos distritos leste e nordeste, o cluster 2 no distrito do Barreiro, o cluster 3 na Pampulha, o cluster 4 abrange três distritos (Oeste, Centro-Sul e Noroeste), e o cluster 5 nos distritos do Norte e Noroeste.

A avaliação das áreas de risco para o número de ovos revelou a presença de diversos clusters espalhados por Belo Horizonte. No período de 2011 a 2014, foram identificados dez clusters de risco distribuídos pelo município. Alguns destes clusters encontram-se próximos aos clusters de casos. O cluster 1 abrange os distritos Venda Nova e Pampulha, o clusters 3 se localiza no distrito do Barreiro, os clusters 6 e 16 estão no distrito Norte, o cluster 10 encontra-se no distrito Nordeste, o cluster 12 compreende o distrito Oeste e o cluster 13 abrange uma pequena porção do distrito Centro-Sul e o pequeno cluster 17 se localiza no distrito da Pampulha.

No período de 2015 a 2018 a análise de Scan também identificou vários clusters de risco para o número de ovos em Belo Horizonte. Desta vez, o tamanho dos clusters foi menor, mas continuaram próximos aos clusters de casos identificados no mesmo período. O cluster 1 permanece no mesmo local do período anterior, nos distritos da Pampulha e parte da Venda Nova. O cluster 2 localiza-se no distrito do Barreiro, os clusters 4 e 7 estão no distrito Nordeste e os clusters 6 e 16 persistem no mesmo local da análise anterior, no distrito Norte, os clusters 8 e 11 estão no distrito Noroeste, os clusters 17 e 24 localizam-se no distrito Norte. O distrito Nordeste possui dois clusters pequenos, 8 e 11, o cluster 13 fica no Oeste e os clusters 19 e 27 no distrito Centro-Sul. A figura 3 mostra a distribuição dos clusters de risco para casos e ovos no município de Belo Horizonte.

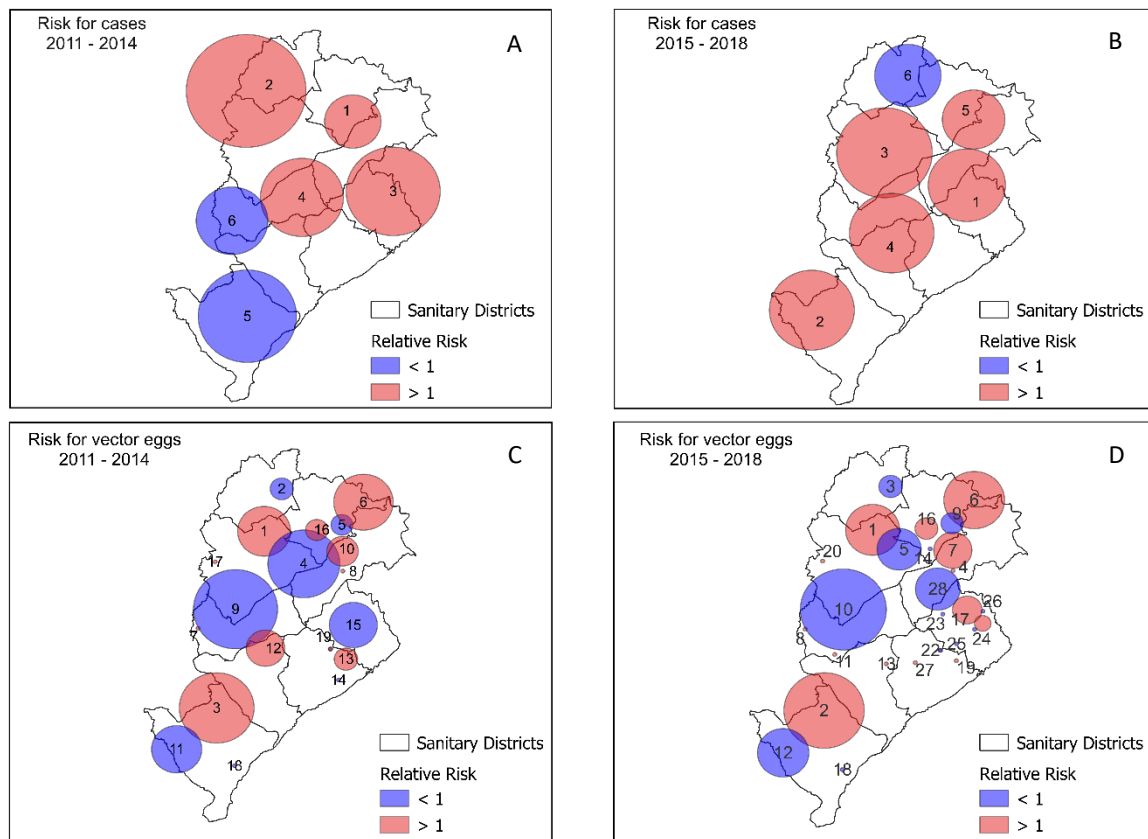


Figura 3: Área de risco para casos de dengue no período de 2011 a 2014 (A) e 2015 a 2018 (B) e número de ovos de *Aedes aegypti* por distrito sanitário no período de 2011 a 2014 (C) e 2015 a 2018 (D) em Belo Horizonte.

A técnica de JoinPoint foi utilizada para avaliar a evolução temporal dos casos de dengue nos nove distritos de Belo Horizonte. A figura 4 mostra o distrito Oeste (G) com uma tendência estável para a ocorrência de casos, enquanto o distrito Centro-Sul (B) apresenta uma tendência decrescente. Os demais distritos, Barreiro (A), Leste (C), Nordeste (D) Norte (F) apresentaram um padrão de crescimento na incidência do número de casos até o ano de 2016 e após uma queda significativa nos anos de 2017 e 2018. O distrito Venda Nova (I) segue o mesmo padrão na tendência de casos observado anteriormente, aumento até 2016 e queda nos anos seguintes, enquanto o distrito Pampulha (H) mostra estabilidade. Já o distrito do Noroeste apresentou um padrão diferente dos demais, apresentando uma queda no número de casos até 2015 e após uma tendência significativa de aumento. Ao realizar a análise para todo o município, observa-se que o padrão é semelhante a maioria dos distritos, com um aumento no número de casos até 2016 e, posteriormente, uma queda acentuada.

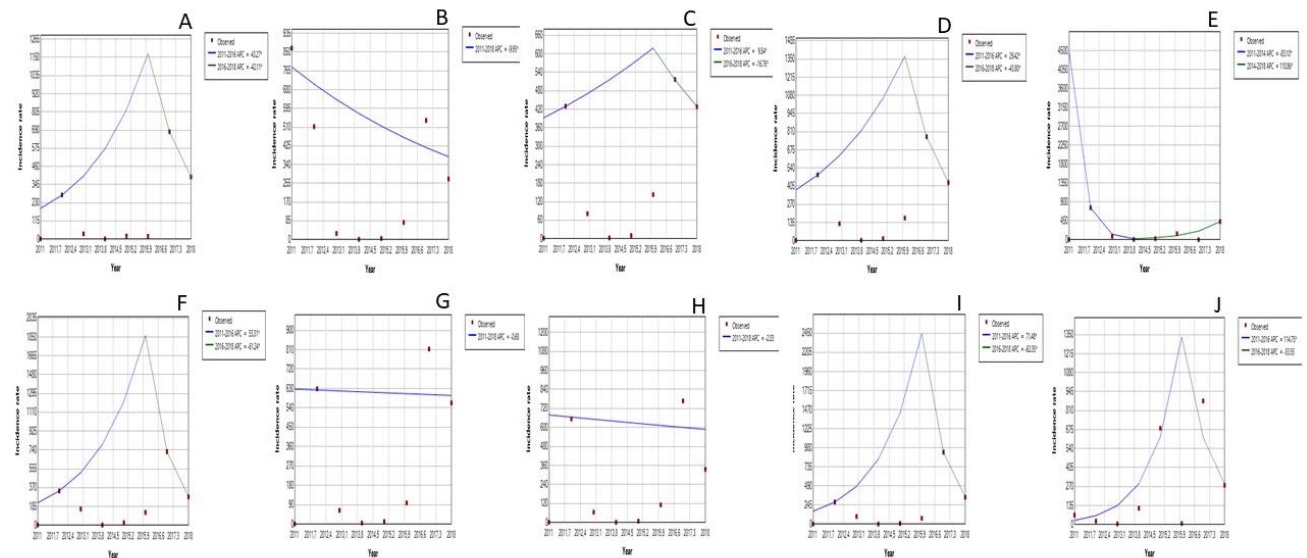


Figura 4: Análise de JoinPoint avaliando a tendência de casos de dengue nos distritos de Belo Horizonte: A-Barreiro, B- Centro-Sul, C- Leste, D-Nordeste, E-Noroeste, F-Norte, G- Oeste, H- Pampulha, I- Venda Nova e análise geral para todo o município de Belo Horizonte (J), no período de 2011 a 2018.

A análise de JoinPoint também foi realizada para avaliar a tendência temporal do número de ovos. A figura 5 destaca que os distritos Barreiro (A), Leste (C) e Norte (F), Oeste (G), evidenciam uma tendência crescente no número de ovos. No distrito Centro-Sul (B) observa-se uma pequena diminuição e o distrito Nordeste (D) apresenta um crescimento até o final de 2015 e após uma queda significativa. Observa-se que o distrito Venda Nova (I) apresentou uma leve diminuição no número de ovos. No distrito da Pampulha (H) a tendência é de crescimento ao longo de todo o período e o distrito Noroeste (E) apresenta uma redução no número de ovos até 2015 e após uma acentuada tendência de crescimento. Ao avaliar a tendência temporal da série para o município de Belo Horizonte, observa-se inicialmente uma queda até o início de 2013 e após uma tendência acentuada de crescimento.

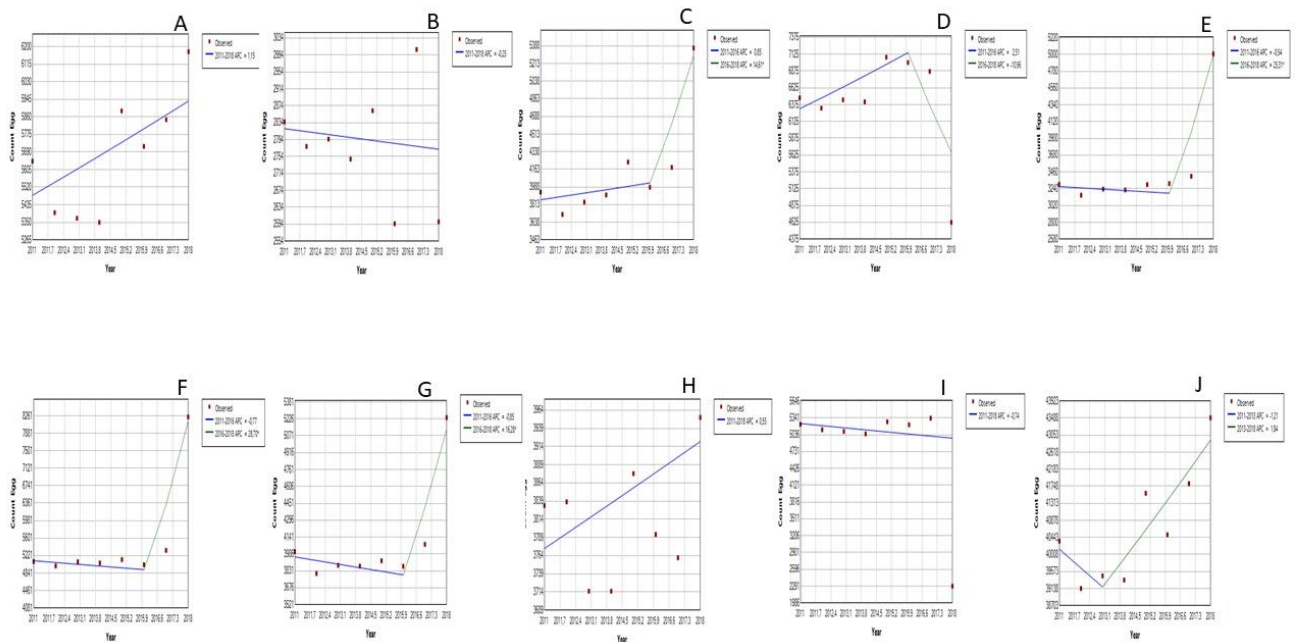


Figura 5: Análise de JoinPoint avaliando o padrão de tendência do número de ovos coletados nas ovitrampas nos distritos: A-Barreiro, B- Centro-Sul, C- Leste, D-Nordeste, E-Noroeste, F-Norte, G- Oeste, H-Pampulha, I- Venda Nova, e análise geral para todo o município de Belo Horizonte (J), no período de 2011 a 2018.

4. Discussão

Este estudo demonstrou a evolução da distribuição geográfica e a complexidade da ocorrência da dengue em Belo Horizonte, durante oito anos de estudo. Os resultados mostraram que durante o período ocorreram dois anos epidêmicos, sendo eles em 2013 e 2016. Essa avaliação histórica do agravo no município evidencia um padrão temporal para períodos epidêmicos, cujo episódio se repetiu num intervalo de 3 anos (Secretaria de estado de Saúde, 2024).

A análise de Scan mostrou que existem clusters de risco para casos e ovos próximos, principalmente nos distritos do Barreiro, Pampulha, Venda Nova, Norte e Nordeste, o que pode contribuir para a disseminação da doença. O distrito Centro-Sul apresentou apenas alguns clusters de baixo risco para a presença de ovos nos dois períodos, o tamanho dos clusters foi semelhante e continuaram próximos aos clusters de casos identificados no período anterior.

A região Centro-Sul é a região com o maior poder aquisitivo de Belo Horizonte e com o menor índice de vulnerabilidade social (IVS) (Secretaria de estado de saúde, 2018). Em geral, esses locais possuem uma melhor infraestrutura, não disponibilizando locais de água parada para a

deposição de ovos, o que pode favorecer a baixa disseminação do vetor. De acordo Pessanha et al., (2010), residir em edificações horizontais e em setores censitários com IVS de elevado risco implica em maiores taxas de soroprevalência para dengue. A diversidade espacial na incidência de dengue pode ser explicada por diversos fatores, como evidenciado por Queiroz, et al., (2020). Os moradores dessa região demonstraram diferentes probabilidades de contrair a doença em comparação com aqueles de outras regiões. Isso pode ser atribuído, em grande parte, à prevalência da dengue em populações economicamente desfavorecidas que habitam áreas precárias, caracterizadas pela escassez de recursos (Campos et al., 2019).

A ocorrência predominante da dengue em populações de baixa renda em condições socioeconômicas precárias não apenas afeta negativamente os índices socioeconômicos, mas também amplifica os custos associados aos cuidados com a saúde (Bastos & Vieira, 2019). Investigações detalhadas das incidências locais e das características ambientais durante as epidemias são cruciais para que os gestores públicos identifiquem os pontos críticos que demandam ação prioritária (Morandeira et al., 2019). Esse entendimento mais profundo permite a implementação de estratégias direcionadas e eficazes para controlar e prevenir a propagação da dengue, mitigando assim os impactos sociais e econômicos associados à doença (Morandeira et al., 2019).

Na avaliação de tendência temporal foi observado que com exceção do distrito Centro-sul, o qual mostra uma tendência decrescente ao longo dos anos, a maior parte dos distritos apresentaram uma tendência de crescimento no número de casos até 2016 e após uma queda abrupta. A região Centro-Sul da cidade concentra o maior número de conjuntos habitacionais, situação semelhante à descrita por Chuang et al. (2018) e é constituída por bairros de melhor infraestrutura urbana e moradores de melhor condição econômica, sendo o distrito com o menor índice de vulnerabilidade (Lopes & Pereira, 2022). Já os distritos do Norte, Barreiro e Nordeste apresentam os maiores índices de vulnerabilidade, o que pode explicar a alta taxa de incidência nestes locais. Em geral, são localidades com aglomerados subnormais, com problemas sociais e econômicos. Esses fatores

contribuem para que o vetor encontre reservatórios de água e possa depositar seus ovos (Bohm et al., 2023).

Ao avaliar a tendência temporal do número de ovos percebe-se que diferente do número de casos que caiu após 2016 o número de ovos se manteve em uma tendência crescente até 2018, com exceção dos distritos Centro-Sul, Nordeste e Venda Nova, os quais mostram uma tendência decrescente. Esse resultado indica a necessidade constante de monitoramento do vetor, pois mesmo ocorrendo a diminuição no número de casos o vetor continua se reproduzindo. O controle vetorial é uma maneira de reduzir a carga da doença (Schultes et al., 2020; Herath et al., 2024).

Um estudo conduzido por Barreto et al., (2020) no Timor Leste constatou que a maior positividade de ovos nas ovitrampas estava associada a locais com crescimento populacional desordenado e desequilíbrio na urbanização. O mesmo estudo chegou à conclusão de que as áreas com uma maior incidência de oviposição correspondiam àquelas com o maior número de casos. Essa constatação reforça a correlação entre a presença de ovos do mosquito vetor e a incidência de casos, ressaltando a importância de monitorar e intervir nas áreas com altas taxas de oviposição como parte das estratégias de controle e prevenção da transmissão de doenças, como a dengue.

A associação direta entre oviposição e casos destacada pelo estudo mostra a relevância de abordagens integradas para lidar eficazmente com a proliferação do mosquito e a propagação de doenças relacionadas. Observa-se que apesar da dengue ser transmitida por um vetor antropofílico, a carga da doença é maior em populações vulneráveis. A incidência e distribuição espacial da dengue está relacionada a determinantes sociais, como pobreza, falta de saneamento básico, dentre outros, comumente presentes nos ambientes brasileiros (Drumond et al., 2020). A questão é que essas condições ocorrem de maneira desigual entre as diferentes regiões do Brasil e até mesmo dentro dos municípios, é o que se observa em Belo Horizonte onde a distribuição da dengue ocorre de maneira heterogênea entre os diferentes distritos.

Identificar as áreas de maior risco para casos de dengue, como feito neste estudo, permite evidenciar as áreas de vulnerabilidade à dengue e a outras doenças que compartilham os mesmos determinantes causais. Assim, essencialmente este estudo contribui para a promoção da equidade, ao permitir que mais recursos e atenção, em níveis nacional e regional, sejam alocados para esses territórios e populações mais vulneráveis. Utilizar análises espaciais é uma maneira da vigilância conhecer as áreas com mais ocorrência de casos e maior número de ovos coletados e assim direcionar as estratégias de controle para cada área afetada, otimizando o trabalho das equipes.

As limitações deste estudo incluem trabalhar com dados secundários, podendo ocorrer subnotificações. Outro limitante é a falta de dados desagregados, a maior parte dos dados é disponibilizada a nível municipal, como variáveis climáticas. Sabe-se que o clima varia dentro de um município e possuir essas informações a nível distrital, por exemplo, poderia colaborar para estabelecer a relação entre número de ovos e variáveis climáticas. Estudos futuros avaliando a relação de dados climáticos, ambientais e socioeconômicos a nível distrital ou por área de abrangência podem contribuir significativamente para a avaliação da relação de número de ovos e/ou casos de dengue e delimitar as principais áreas de risco.

Conclusão

Esse estudo elucidou áreas onde há maior risco de disseminação do vetor, bem como de casos de dengue. A utilização de ovitrampas é uma boa estratégia de monitoramento do vetor, investigações através de ovitrampas são cruciais para estabelecer e prever padrões de disseminação do *Ae. aegypti* de forma precoce e, assim, desenvolver ações de prevenção.

Financiamento:

Este trabalho foi apoiado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Referências

- Abrams, A. M., & Kleinman, K. P. (2007). A SaTScan™ macro accessory for cartography (SMAC) package implemented with SAS® software. *International journal of health geographics*, 6(1), 1-8. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-6-6>
- Arnold, M., Sierra, M. S., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. (2016). Global patterns and trends in colorectal cancer incidence and mortality. *Gut*, gutjnl-2015. <https://doi.org/10.1136/gutjnl2015-310912>
- Barreto, E., Resende, M. C., Eiras, A. E., & Demarco Júnior, P. C. (2020). Evaluation of the baited ovitrap with natural attractant for monitoring *Aedes* spp. in Dili, capital of East Timor. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 665-672. <https://doi.org/10.1590/1413-81232020252.12512018>
- Bastos, P. R. H. O., & Vieira, R.S. Impacto Econômico do Tratamento de Pacientes com Dengue no Brasil: uma Revisão Sistemática. *Ensaio e Ciência C Biológicas Agrárias e da Saúde*, [S. l.], v. 24, n. 5-esp., p. 678–683, 2021. DOI: 10.17921/1415-6938.2020v24n5-esp.p678-683.
- Batista, E. D. de A., & Araújo, W. C. de.; Lira, R. V.; Batista, L. I. de A. Predicting dengue cases through Machine Learning and Deep Learning: a systematic review. *Research, Society and Development*, [S. l.], v. 10, n. 11, p. e33101119347, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i11.19347. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/19347>. Acesso em: 8 fev. 2024.
- Belo Horizonte. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. (2013). Índice de Vulnerabilidade da Saúde, 2012. *SecrMunic Saúde*. 1–15. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. Áreas de abrangência dos centros de saúde [Internet]. 2018 [acesso em 9 de abr 2022]. <https://prefeitura.pbh.gov.br/saude/informacoes/atencao-a-saude/atencao-primaria/centro-de-saude>
- Bohm, B. C., Morais, M. H. F., Cunha, M. D. C. M., Bruhn, N. C. P., Caiaffa, W. T., & Bruhn, F. R. P. (2023). Determining the relationship between dengue and vulnerability in a Brazilian city: a spatial modeling analysis. *Pathogens and Global Health*, 1-11. <https://doi.org/10.1080/20477724.2023.2247273>
- Brasil. (2024). Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente. Informe Semanal nº 07 - Arboviroses Urbanas - SE 4 | 31 de janeiro de 2024. Disponível em: https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/saude-de-a-a-z/a/arboviroses/informe-semanal/informe_semanal_sna_se01_se04_2024_31-01-2024.pdf/view. Acesso em 08 fev 2024.
- Campos, N. B. D., Morais, M. H. F., Ceolin, A. P. R., Cunha, M. D. C. M., Nicolino, R. R., Schultes, O. L., ... & Caiaffa, W. T. (2021). Twenty-two years of dengue fever (1996-2017): an epidemiological study in a Brazilian city. *International journal of environmental health research*, 31(3), 315-324. 10.1080/09603123.2019.1656801
- Chuang, T. W., Ng, K. C., Nguyen, T. L., & Chaves, L. F. (2018). Epidemiological Characteristics and Space-Time Analysis of the 2015 Dengue Outbreak in the Metropolitan Region of Tainan City, Taiwan. *International journal of environmental research and public health*, 15(3), 396. <https://doi.org/10.3390/ijerph15030396>

Drumond, B., Ângelo, J., Xavier, D. R., Catão, R., Gurgel, H., & Barcellos, C. (2020). Dengue spatiotemporal dynamics in the Federal District, Brazil: Occurrence and permanence of epidemics. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 1641-1652. <https://doi.org/10.1590/1413-81232020255.32952019>

Freitas, R., M., Oliveira, R.L. Presumida dispersão irrestrita do *Aedes aegypti* na cidade do Rio de Janeiro, Brasil. *Rev Saúde Pública*. 2009; 43: 8 – 12.

Herath, J. M. K., De Silva, W. P. P., Weeraratne, T. C., & Karunaratne, S. P. (2024). Efficacy of the insect growth regulator novaluron in the control of dengue vector mosquitoes *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. *Scientific Reports*, 14(1), 1988. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52384-x>

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia E Estatística. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9103-estimativas-de-populacao.html>. Acesso: 07 de nov 2022.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Cidades e Estados. (2023). Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/mg/belo-horizonte.html>>. Acesso: 24 nov 2023

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Estimativa. 2010** Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/>>. Acesso: 10 mar 2022

IMET. Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>>. Acesso: 02 jan 2020

Khan, M. B., Yang, Z. S., Lin, C. Y., Hsu, M. C., Urbina, A. N., Assavalapsakul, W., ... & Wang, S. F. (2023). Dengue overview: An updated systemic review. *Journal of Infection and Public Health*. <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2023.08.001>

Khan, S., Akbar, S. M. F., Yahiro, T., Mahtab, M. A., Kimitsuki, K., Hashimoto, T., & Nishizono, A. (2022). Dengue infections during COVID-19 period: reflection of reality or elusive data due to effect of pandemic. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(17), 10768. <https://doi.org/10.3390/ijerph191710768>

Kim, H. J., Fay, M. P., Feuer, E. J., & Midthune, D. N. (2000). Permutation tests for joinpoint regression with applications to cancer rates. *Statistics in medicine*, 19(3), 335-351. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0258\(20000215\)19:3<335::AID-SIM336>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0258(20000215)19:3<335::AID-SIM336>3.0.CO;2-Z)

Kulldorff, Martin. "SaTScan™ user guide." (2022).

Lopes, P. C. B., & Pereira, L. A. G. (2022). Análise espacial do índice de vulnerabilidade social nas novas divisões regionais do Estado de Minas Gerais-Brasil. *Ateliê Geográfico*, 16(3), 173-191. [10.5216/ag.v16i3.73627](https://doi.org/10.5216/ag.v16i3.73627)

Martins-Melo, F. R., Ramos Jr, A. N., Alencar, C. H., & Heukelbach, J. (2016). Trends and spatial patterns of mortality related to neglected tropical diseases in Brazil. *Parasite epidemiology and control*, 1(2), 56-65. <https://doi.org/10.1016/j.parepi.2016.03.002>

Melchior, L. A. K., Brilhante, A. F., & Chiaravalloti-Neto, F. (2017). Spatial and temporal distribution of American cutaneous leishmaniasis in Acre state, Brazil. *Infectious diseases of poverty*, 6, 1-9.

Morandeira, N. S., Castesana, P. S., Cardo, M. V., Salomone, V. N., Vadell, M. V., & Rubio, A. (2019). An interdisciplinary approach to assess human health risk in an urban environment: A case study in temperate Argentina. *Heliyon*, 5(10).

Patil, S., & Pandya, S. (2021). Forecasting Dengue Hotspots Associated With Variation in Meteorological Parameters Using Regression and Time Series **Models**. *Frontiers in public health*, 9, 798034. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.798034>

Pessanha JEM, Caiaffa WT, Kroon EG, Proietti FA. Dengue em três distritos sanitários de Belo Horizonte, Brasil: inquérito soropidemiológico de base populacional, 2006 a 2007. *Rev Panam Salud Publica*. 2010;27(4):252–8.

Pessanha, J. E. M., Brandão, S. T., Almeida, M. C. M., Cunha, M. D. C. M., Sonoda, I. V., Bessa, A. M., & Nascimento, J. C. (2014). Ovitrap surveillance as dengue epidemic predictor. *Journal of Health & Biological Sciences*, 2(2), 51-56. <https://doi.org/10.12662/2317-3076jhbs.v2i2.54.p51-56.2014>

Queiroz, J. T. M. D., Silva, P. N., & Heller, L. (2020). Novos pressupostos para o saneamento no controle de arboviroses no Brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, 36, e00223719. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00223719>

Salim, N., Wah, Y. B., Reeves, C., Smith, M., Yaacob, W., Mudin, R. N., Dapari, R., Sapri, N., & Haque, U. (2021). Prediction of dengue outbreak in Selangor Malaysia using machine learning techniques. *Scientific reports*, 11(1), 939. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-79193-2>

Sanchez-Gendriz, I., de Souza, G.F., de Andrade, I.G.M. *et al.* Data-driven computational intelligence applied to dengue outbreak forecasting: a case study at the scale of the city of Natal, RN-Brazil. *Sci Rep* 12, 6550 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10512-5>

Santos, V. S. O., Santos, J. I. O., Bispo, P. H. S., Oliveira, J. M. S., dos Santos, B. M., de Sá Camarço, M. F., ... & Batista, J. F. C. (2022). Tendência temporal dos casos de dengue no Brasil e suas regiões no período de 2001 a 2020. *Research, Society and Development*, 11(8), e53011831403-e53011831403. <https://doi.org/10.33448/rsd-v11i8.31403>

Schultes, O.L., Morais, M.H.F., Cunha, M.d.C.M., Sobral, A. and Caiaffa, W.T. (2020), Spatial analysis of dengue incidence and *Aedes aegypti* ovitrap surveillance in Belo Horizonte, Brazil. *Trop Med Int Health*, 26: 237-255. <https://doi.org/10.1111/tmi.13521>

Secretaria de estado de Saúde. 2018. Índice de vulnerabilidade Social (IVS-BH). Disponível em: <https://prefeitura.pbh.gov.br/estatisticas-e-indicadores/indice-de-vulnerabilidade-da-saude>. Acesso: 06 mar 2021

Secretaria de estado de Saúde. 2024. Disponível em: <https://www.saude.mg.gov.br/component/gmg/story/19314-minas-gerais-se-prepara-para-enfrentar-segundo-ano-epidemico-para-dengue-e-chikungunya>. Acesso: 06 fev 2024.

Tanner L, Schreiber M, Low JGH, Ong A, Tolfvenstam T, Lai YL, et al. (2008) Decision Tree Algorithms Predict the Diagnosis and Outcome of Dengue Fever in the Early Phase of Illness. *PLoS Negl Trop Dis* 2(3): e196. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0000196>

4 Considerações Finais

Doenças tropicais negligenciadas estão em expansão global e no território brasileiro não é exceção. Essas enfermidades acarretam inúmeros encargos sociais e financeiros, demandando vigilância atenta e o emprego de ferramentas que fortaleçam o trabalho de monitoramento, contribuindo para políticas de saúde assertivas.

Os resultados obtidos destacam a associação da dengue a áreas de vulnerabilidade, além de apontar um perfil de risco para casos e óbitos. Também se verificou que o aprendizado de máquina é uma ferramenta com potencial a ser incorporado no serviço de atendimento médico, auxiliando a tomada de decisão. É uma técnica que pode contribuir tanto em anos epidêmicos, onde há a superlotação do serviço de saúde, quando em áreas remotas, onde o acesso ao serviço de saúde é limitado.

Outro ponto relevante identificado é que, embora o número de casos de dengue possa diminuir em alguns anos, o aumento persistente do número de ovos do vetor ressalta a necessidade de vigilância contínua. Essa informação demonstra a importância de estratégias eficazes para a redução desses vetores.

Os resultados encontrados na avaliação da leptospirose revelam uma significativa perda de dados, a qual influi de forma direta no conhecimento epidemiológico da doença e dificulta a elaboração de estratégias de controle e diagnóstico. A falta de sensibilização por parte dos gestores, a alta rotatividade e falta de capacitação dos profissionais de saúde são fatores que podem estar contribuindo para esse cenário. A leptospirose é uma doença complexa, assim, para a elaboração de ferramentas de triagem é necessário possuir dados concretos para a avaliação criteriosa de quais atributos auxiliam o algoritmo na sua tomada de decisão.

Esses estudos têm como missão de fornecer informações aos sistemas de vigilância, contribuindo para o processo de monitoramento de doenças e elaboração de políticas públicas mais eficazes no enfrentamento dessas enfermidades negligenciadas.

Referências

Abrams, A. M., & Kleinman, K. P. A SaTScan™ macro accessory for cartography (SMAC) package implemented with SAS® software. **International journal of health geographics**, 6(1), 1-8. 2007 <https://doi.org/10.1186/1476-072X-6-6>

Alemu T, Gutema H, Legesse S, Nigussie T, Yenew Y, Gashe K. Evaluation of public health surveillance system performance in Dangila district, Northwest Ethiopia: a concurrent embedded mixed quantitative/qualitative facility-based cross-sectional study. **BMC Public Health**, v.19, p.1-9, 2019

Almeida LS, Cota ALS, Rodrigues DF. Saneamento, Arboviroses e Determinantes Ambientais: impactos na saúde urbana. **Ciênc saúde coletiva** v.25, n.10 p.3857–68, 2020. Available from: <https://doi.org/10.1590/1413-812320202510.30712018>.

Amorim LDA, Silva TL, Faria HPD, Machado JMH, Dias EC. Vigilância em saúde do trabalhador na atenção básica: aprendizagens com as equipes de saúde da família de João Pessoa, Paraíba, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.22, p.3403-3413, 2017.

Andrioli DC, Busato MA, Lutinski JA. Distribuição espacial e temporal da dengue no Brasil, 1990 - 2017. **PLoSOne**. v.15 n.2, 2020.

Araújo VEM, Bezerra JMT, Amâncio FF, Passos VMA, Carneiro M. Aumento da carga de dengue no Brasil e unidades federadas, 2000 e 2015: análise do Global Burden of Disease Study 2015. **Revista Brasileira de Epidemiologia** v.20, p.205-216, 2017

Araújo, Edna Maria de, Costa, Maria da Conceição Nascimento, Hogan, Vijaya Krishna, Araújo, Tânia Maria de, Dias, Acácia Batista, & Oliveira, Lúcio Otávio Alves. A utilização da variável raça/cor em Saúde Pública: possibilidades e limites. **Interface - Comunicação, Saúde, Educação** v.13, n.31, p.383-394, 2009

ArcGIS: Software. Disponível em <http://www.esri.com/software/arcgis/index.html>>. Acessado em 10 de fevereiro de 2019

Arnold, M., Sierra, M. S., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. Global patterns and trends in colorectal cancer incidence and mortality. **Gut, gutjnl**-2016 <https://doi.org/10.1136/gutjnl2015-310912>

Assis VC, Amaral, MPH, Mendonça AE. Análise da qualidade das notificações de dengue informadas no sistema de informação de agravos de notificação, na epidemia de 2010, em uma cidade pólo da zona da mata do Estado de Minas Gerais. **Rev. APS**, v.17, n.4, p.429-437, 2015

Baquero OS, Santana LMR, Chiaravalloti-Neto F. Dengue forecasting in São Paulo city with generalized additive models, artificial neural networks and seasonal autoregressive integrated moving average models. **PLOS ONE** v.13, n.4, 2018. e0195065. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195065>

Barbosa JR, Barrado JCS, Zara ALSA, Siqueira Júnior JB. Avaliação da qualidade dos dados, valor preditivo positivo, oportunidade e representatividade do sistema de vigilância epidemiológica da dengue no Brasil, 2005 a 2009. **Epidemiol Serv Saude**. v.24 n.1 p:49-58, 2015.

Barreto, E., Resende, M. C., Eiras, A. E., & Demarco Júnior, P. C. (2020). Evaluation of the baited ovitrap with natural attractant for monitoring *Aedes* spp. in Dili, capital of East Timor. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 665-672. <https://doi.org/10.1590/1413-81232020252.12512018>

Bastos, P. R. H. O., & Vieira, R.S. Impacto Econômico do Tratamento de Pacientes com Dengue no Brasil: uma **Revisão Sistemática**. **Ensaios e Ciência C Biológicas Agrárias e da Saúde**, v. 24, n. 5, p. 678–683, 2021. DOI: 10.17921/1415-6938.2020v24n5-esp.p678-683.

Batista, E. D. de A., & Araújo, W. C. de.; Lira, R. V.; Batista, L. I. de A. Predicting dengue cases through Machine Learning and Deep Learning: a systematic review. **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 10, n. 11, p. e33101119347, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i11.19347. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/19347>. Acesso em: 8 fev. 2024.

Belo Horizonte. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. (2013). Índice de Vulnerabilidade da Saúde, 2012. SecrMunic Saúde. 1–15. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. Áreas de abrangência dos centros de saúde [Internet]. 2018 [acesso em 9 de abr 2022]. <https://prefeitura.pbh.gov.br/saude/informacoes/atencao-a-saude/atencao-primaria/centro-de-saude>

Belo VS, Bruhn FRP, Barbosa DS, Câmara DCP, Simões TC, Buzanovsky LP, et al. (2023) Temporal patterns, spatial risks, and characteristics of tegumentary leishmaniasis in Brazil in the first twenty years of the 21st Century. **PLoS Negl Trop** v.17, n.6, 2023. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011405>

Benacer D, Thong K. L, Min N. C, Verasahib KB, Galloway R L, Hartskeerl RA, Souris M, Zain SN. Epidemiology of human leptospirosis in Malaysia, 2004-2012. *Acta tropica* 2016; 157(1):162–168.

Beserra, Rafaella Santos et al. Modelagem com regressão logística para análise de concessão de crédito. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 7, p. e15211729761-e15211729761, 2022.

Bhatt S, Gething PW, Brady OJ, Messina JP, Farlow AW, Moyes CL, et al. The global distribution and burden of dengue. **Nature**. 2013 Apr;496(7446):504–7

Bohm, B. C., Morais, M. H. F., Cunha, M. D. C. M., Bruhn, N. C. P., Caiaffa, W. T., & Bruhn, F. R. P. Determining the relationship between dengue and vulnerability in a Brazilian city: a spatial modeling analysis. **Pathogens and Global Health**, p1-11, 2023. <https://doi.org/10.1080/20477724.2023.2247273>

Brady, OJ, Golding, N., Pigott, DM et al. Global temperature limitations in *Ae. aegypti* and *Ae. Persistance* and competence of *albopictus* for dengue virus transmission. **Parasites Vectors** v.7, n.338, 2014. <https://doi.org/10.1186/1756-3305-7-338>

Brasil. (2024). Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente. Informe Semanal nº 07 - **Arboviroses Urbanas - SE 4** | 31 de janeiro de 2024. Disponível em: https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/saude-de-a-a-z/a/arboviroses/informe-semanal/informe_semanal_sna_se01_se04_2024_31-01-2024.pdf/view. Acesso em 08 fev 2024.

Brasil. Ministério da Saúde (BR). Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância Epidemiológica. **Sistema de informação de agravos de notificação - Sinan: normas e rotinas** [Internet]. 2. ed. Brasília: Ministério da Saúde; 2007. 68 p. (Série A. Normas e Manuais Técnicos). Disponível em: http://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/07_0098_M.pdf Acesso em 22 nov 2023

Brasil. Ministério da Saúde. Biblioteca Virtual da Saúde. **OMS pede investimentos no combate a doenças tropicais negligenciadas**. Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/oms-pede-investimentos-no-combate-a-doencas-tropicais-negligenciadas> Acesso em: 19/04/2023.

Brasil. Ministério da Saúde. **Boletim Epidemiológico das Doenças Negligenciadas**. Brasília, DF, 34 p., 2021. Disponível em: https://www.gov.br/saude/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins/epidemiologicos/especiais/2021/boletim_especial_doencas_negligenciadas.pdf/view

Brasil. Ministério da Saúde. Boletim Epidemiológico. **Monitoramento dos casos de arboviroses até a semana epidemiológica 16 de 2022**. Vol. 53. Brasília.

Brasil. Ministério da Saúde. DATASUS. **Tabnet**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2022. Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>. Acesso em: 3 ago. 2022.

Brasil. Ministério da Saúde. **Monitoramento das arboviroses urbanas: semanas epidemiológicas 1 a 35 de 2023**. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins/epidemiologicos/edicoes/2023/boletim-epidemiologico-volume-54-no-13#:~:text=No%20per%C3%ADodo%20compreendido%20entre%20a,18.564%20de%20DSA%20e%20DG> Acesso: 10/01/2024

Brasil. Ministério da Saúde. **Monitoramento dos casos de arboviroses urbanas transmitidas pelo Aedes (dengue, chikunguya e zika), Semanas Epidemiológicas 01 a 52**. Boletim Epidemiológico. Brasília. v.51, 2020.

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente. Notificação Compulsória. **Lista Nacional de Notificação Compulsória de Doenças, Agravos e Eventos de Saúde Pública**. 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/svsa/notificacao-compulsoria/lista-nacional-de-notificacao-compulsoria-de-doencas-agravos-e-eventos-de-saude-publica>. Acesso em: 10/01/2024.

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. **Dengue : diagnóstico e manejo clínico : adulto e criança** [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. – 5. ed. – Brasília: Ministério da Saúde, 2016. 58 p.: il.

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. **Leptospirose: diagnóstico e manejo clínico** / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. – Brasília: Ministério da Saúde, 2014. 44 p. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/saude-de-a-a-z/l/leptospirose/publicacoes/leptospirose-diagnostico-e-manejo-clinico-2014.pdf/view>

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Departamento de Articulação Estratégica de Vigilância em Saúde**. Guia de Vigilância em Saúde [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Articulação Estratégica de Vigilância em Saúde. 2022, – 5. ed. rev. e atual. – Brasília: Ministério da Saúde.

Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Sistema Nacional de Agravos de Notificação (SINAN)**. Brasília, DF: MS, 2021. Disponível em: http://www.saude.gov.br/sinan_net.

Brasil. Ministério da Saúde. **Sistemas de Informação**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2021. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/svsa/vigilancia-de-doencas-cronicas-nao-transmissiveis/sistemas-de-informacao-em-saude> . Acesso em: 20 nov. 2022.

Brasil. Sistema de informação de agravos de notificação (SINAN). **Leptospirose**. 2018. Disponível em: <https://portalsinan.saude.gov.br/leptospirose>. Acesso em 28 12 2023.

Brito, M., Almeida, A. C. C. D., Cavalcante, F., & Mise, Y. F. Completude das notificações dos acidentes por animais peçonhentos no Sistema de Informação de Agravos de Notificação: estudo descritivo, Brasil, 2007-2019. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v.32, 2023. e2022666.

Brito, S. P. D. S., Lima, M. D. S., Ferreira, A. F., & Ramos Jr, A. N. Hospitalizações por doenças tropicais negligenciadas no Piauí, Nordeste do Brasil: custos, tendências temporais e padrões espaciais, 2001-2018. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 38, p. e00281021, 2022.

Bruhn FRP, Morais MHF, Cardoso DL, Bruhn NCP, Ferreira F, Rocha CMM. Spatial and temporal relationships between human and canine visceral leishmaniasis in Belo Horizonte, Minas Gerais, 2006–2013. **Parasites Vectors**, 2018 <https://doi.org/10.1186/s13071-018-2877>

Byrne AB, Gutierrez GF, Bruno A, Córdoba MT, Bono MM, Polack FP, Talarico LB, Quipildor MO. Age-associated differences in clinical manifestations and laboratory

parameters during a dengue virus type 4 outbreak in Argentina. **J Med Virol.** v.90, n.2, p.197-203, 2018 doi: 10.1002/jmv.24952. Epub 2017 Oct 20. PMID: 28941278.

Caicedo, D. M. et al. Desarrollo de algoritmos clínicos para el diagnóstico del dengue en Colombia. **Biomédica**, v. 39, n. 1, p. 170-185, 2019.

Camargo, A. P.; Duarte, J. C. Avaliando a Utilização do Aprendizado de Máquina em um Sistema de Apoio à Predição de Diagnósticos Médicos. In: **Anais Estendidos do XV Simpósio Brasileiro de Sistemas Colaborativos**. SBC. p. 81-86, 2019

Campos NBD, Morais MHF, Ceolin APR, Cunha MdaCM, Nicolino RR, Schultes OL, Friche AAdeL, Caiaffa WT. Twenty-Two years of dengue fever (1996-2017): na epidemiological study in a Brazilian city, **International Journal of Environmental Health** 2019 Research,DOI: 10.1080/09603123.2019.1656801

Campos, N. B. D., Morais, M. H. F., Ceolin, A. P. R., Cunha, M. D. C. M., Nicolino, R. R., Schultes, O. L., ... & Caiaffa, W. T. Twenty-two years of dengue fever (1996-2017): an epidemiological study in a Brazilian city. *International journal of environmental health research*, v.31, n.3, p.315-324, 2021. 10.1080/09603123.2019.1656801

Carvalho, Sílvia; Magalhaes, Mônica de Avelar Figueiredo Mafra; Medronho, Roberto de Andrade. Análise da distribuição espacial dos casos de dengue na cidade do Rio de Janeiro, 2011 e 2012. **Rev. Saúde Pública**, São Paulo, v. 51, 79, 2017.

Casanovas-Massana A, Pedra GG, Wunder Jr EA, Diggle PJ, Begon M, Ko AI. Quantification of *Leptospira interrogans* survival in soil and water microcosms. **Applied and environmental microbiology**, v.84, n.13, p.e00507-18, 2019.

Castro R, Nuncio S, Vieira ML. 2014. Treponema, Borrelia e Leptospira, p. 444–466. **Em Microbiologia Médica** - Volume 1. LIDEL - Edições Técnicas, Lda., Lisboa.

Cavalli, F.S., Seben, J.T., Busato, M.A., Lutinski, J.A., Andrioli DC. Controle do Vetor *Aedes Aegypti* e Manejo dos Pacientes com Dengue. **Revista de pesquisa, cuidado é fundamental**, v.11, n.5, p.1333-39, 2019. <https://doi.org/10.9789/2175-5361.2019.v11i5.1333-1339>

Celestino LC, Leal LA, Lopes OCA, Henriques SH. Riscos psicossociais relacionados ao trabalho do enfermeiro da Saúde da Família e estratégias de gerenciamento. **Revista da Escola de Enfermagem da USP** v.54, 2020.

Chuang, T. W., Ng, K. C., Nguyen, T. L., & Chaves, L. F. Epidemiological Characteristics and Space-Time Analysis of the 2015 Dengue Outbreak in the Metropolitan Region of Tainan City, Taiwan. **International journal of environmental research and public health**, v.15, n.3, p.396, 2018. <https://doi.org/10.3390/ijerph15030396>

Chuc S, Hurtado-Díaz M, Schilman A, Riojas-Rodríguez H, Rangel H & González-Fernández MI. Condiciones locales de vulnerabilidades asociadas con dengue em comunidades de Morelos. **salud pública de méxico**, v.55, p.170-178, 2013.

Coelho Neto GC, Chioro A. Afinal, quantos Sistemas de Informação em Saúde de base nacional existem no Brasil? **Cad Saúde Pública** [Internet]. v.37, n.7, p. e00182119, 2021. Available from: <https://doi.org/10.1590/0102-311X00182119>

Conceição, GMDS, Saldiva PHN, & Singer JDM. Modelos MLG e MAG para análise da associação entre poluição atmosférica e marcadores de morbi-mortalidade: uma introdução baseada em dados da cidade de São Paulo. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v.4, n.3, p.206-219, 2001.

Cordeiro A, Berlato MA, Alves RCM. Trend of the Seasonal Water Index of Rio Grande do Sul State and its Relationship with El Niño and La Niña. **Anuário do Instituto de Geociências—UFRJ**, v.41, n.3, p.216–26, 2018.

Cunha MDCM, Ju Y, Morais MHF, Dronova I, Ribeiro SP, Bruhn FRP, Lima LL, Sales DM, Schultes OL, Rodriguez DA, Caiaffa WT. Disentangling associations between vegetation greenness and dengue in a Latin American city: Findings and challenges. **Landsc Urban Plan**. 2021.

Cunha MDCM, Bohm, B.C, Morais, M. H. F., Dias Campos, N. B., Schultes, O. L., Pereira Campos Bruhn, N., Caiaffa, W. T. Temporal trends of dengue cases and deaths from 2007 to 2020 in Belo Horizonte, Brazil. **International Journal of Environmental Health Research**, p.1-16, 2023.

DATASUS. tabnet.datasus.gov.br/tabnet/tabnet.htm. Disponível em: <<http://www.datasus.gov.br>>. Acesso em mai. 2022.

Davi, C. et al., Severe Dengue Prognosis Using Human Genome Data and Machine Learning. in **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, vol. 66, no. 10, pp. 2861-2868, 2019. doi: 10.1109/TBME.2019.2897285.

De Mattos Almeida, M. C., Caiaffa, W. T., Assunção, R. M., & Proietti, F. A. Spatial vulnerability to dengue in a Brazilian urban área during a 7-year surveillance. **Journal of urban health: Bulletin of the New York Academy of Medicine**, v.84, n.3, p.334–345, 2007. <https://doi.org/10.1007/s11524-006-9154-2>

De Paulo, P. H. A., Stevanato, K. P., Christinell, H. C. B., Westphal, G., Costa, M. A. R., & da Silva Alexandrino, W. G. Desenvolvimento De Ferramenta Para A Triagem De Dengue E COVID-19 Na Atenção Primária À Saúde. **Revista Enfermagem Atual In Derme**, v.96, n.40, 2022.

De Sousa TCM, Amancio F, Hacon SS, Barcellos C. Doenças sensíveis ao clima no Brasil e no mundo: revisão sistemática [Climate-sensitive diseases in Brazil and the world: systematic review Enfermedades sensibles al clima en Brasil y el mundo: revisión sistemática]. **Rev Panam Salud Publica**. 2018

De Vasconcelos Silveira, F. R., & Moreira, L. Y. M. R. Utilização de algoritmos de aprendizagem de máquina na predição de arboviroses transmitidas pelo *Aedes aegypti*. **Conexões-Ciência e Tecnologia**, v. 14, n.1, p.64-71, 2020. doi: <https://doi.org/10.21439/conexoes.v14i1.1824>

De Vasconcelos Silveira, F. R., & Moreira, L. Y. M. R. Utilização De algoritmos De Aprendizagem De Máquina Na Predição De Arboviroses Transmitidas Pelo *Aedes Aegypti*. **Conexões-Ciência e Tecnologia**, v.14, n.1, p.64-71, 2020.

Dias, D.M.; Martinez, C.B.; Libanio, M. Avaliação do impacto da variação da renda no consumo domiciliar de água. **Eng. Sanit. Ambient**, v.15, n.2, p.155- 166, 2010.

Donateli CP, Avelar PS, Einloft ABDN, Cotta RMM, Costa GDD. Avaliação da Vigilância em Saúde na Zona da Mata Mineira, Brasil: das normas à prática. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.22, p.3439-3455, 2017.

Drumond, B., Ângelo, J., Xavier, D. R., Catão, R., Gurgel, H., & Barcellos, C. Dengue spatiotemporal dynamics in the Federal District, Brazil: Occurrence and permanence of epidemics. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.25, p.1641-1652, 2020.

<https://doi.org/10.1590/1413-81232020255.32952019>

Enslin, Andrew W.; Lima Neto, Antonio S.; Castro, Marcia C. Infestation measured by *Aedes aegypti* larval surveys as an indication of future dengue epidemics: an evaluation for Brazil. **Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 114, n. 7, p. 506-512, 2020.

Escócio C, Genovez ME, Castro V, Piatti R M, Gabriel FHL, Chiebao DP, et al. Influência das condições ambientais na transmissão da leptospirose entre criações de ovinos e bovinos da região de Sorocaba, SP. **Arquivos do Instituto Biológico**, v.77, p.371-379, 2020.

Favan, J. R., dos Santos Coscolin, R. B., Jim, A. S., Gomes, R. L., & de Souza Passos, J. R. Modelos computacionais e estatísticos para a predição da severidade da mancha foliar causada por *Xanthomonas* spp. em clone híbrido de *Eucalyptus grandis* x *Eucalyptus urophylla*. **Tekhne e Logos**, v. 11, n.2, p.50-65, 2020.

Fernandes, F. T., & Chiavegatto Filho, A. D. P. Perspectivas do uso de mineração de dados e aprendizado de máquina em saúde e segurança no trabalho. **Revista Brasileira de Saúde Ocupacional**, v.44, 2019. doi: <https://doi.org/10.1590/2317-6369000019418>

Fernández, E., Smieja, M., Walter, S. D., Loeb, M. (2016). A predictive model to differentiate dengue from other febrile illness. **BMC infectious diseases**, v.16, n.1, p.1-7, 2016. doi: <https://doi.org/10.1186/s12879-016-2024-y>

Ferreira AC, Chiaravalloti Neto F, Mondini A. Dengue em Araraquara, estado de São Paulo: epidemiologia, clima e infestação por *Aedes aegypti*. **Rev. Saúde Pública**, v. 52, n.18, 2018.

Ferreira, Ana Cláudia Barbosa Honório; Ferreira, Danton Diego; Barbosa, Bruno Henrique Groenner; Aline de Oliveira, Uiara; Aparecida Padua, Estefânia; Oliveira Chiarini, Felipe; Baena de Moraes Lopes, Maria Helena. Neural network-based method to stratify people at risk for developing diabetic foot: A support system for health professionals. **PLoS One**, v. 18, p. e0288466, 2023.

Figueiredo, Cláudia Maria de Mourão, Ana Clara, Oliveira, Marluce Aparecida A. de, Alves, Willian Rosa, Ooteman, Márcia Costa, Chamone, ChequerBuffe, & Koury, Matilde Cota. Leptospirose humana no município de Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil: uma abordagem geográfica. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v.34, n.4, p.331-338, 2001.

Fiocruz. **Dengue**. [Acessado em 10 de dez 2019] Disponível em <<http://www.cpqrr.fiocruz.br/pg/dengue/>. >

Flauzino, RF, Souza-Santos R, Barcellos C, Gracie R, Magalhães MAFM, Oliveira RM. Heterogeneidade espacial da dengue em estudos locais, Niterói, RJ. Ver **Saúde Pública**. v.43, n.6, p.1035-43, 2009.

Fotheringham, Alexander & Brunson, Chris & Charlton, Martin. **Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships**. John Wiley & Sons. 13. 2002.

Freitas, R., M, Oliveira, R.L. Presumida dispersão irrestrita do *Aedes aegypti* na cidade do Rio de Janeiro, Brasil. **Rev Saúde Pública**.: v.43, p. 8 – 12, 2009.

Friche AAdeL, Dias MAdeS, Reis PBdos, Dias CS, Caiaffa WT. BH-Viva Project Urban upgrading and its impact on health: A “quasi-experimental” mixed-methods study protocol for the BH-Viva Project. **Cadernos De Saude Publica**. v.31, p. 51–64, 2015. doi: 10.1590/0102-311X00079715.

Galan DI, Roess AA, Pereira SVC, Schneider MC. Epidemiology of human leptospirosis in urban and rural areas of Brazil, 2000–2015. **Plos One**. v.16, n.3, p. e0247763, 2021.

Garcia KKS, Miranda CB, Sousa FNF. Procedimentos para vinculação de dados da saúde: aplicações na vigilância em saúde. **Epidemiol Serv Saúde** [Internet]. v.31, n.3, p.e20211272, 2022. <https://doi.org/10.1590/S2237-96222022000300004>.

Geospatial Analysis and Computation (LucAnselin)
<http://www.geodacenter.asu.edu/software>

Géron, A. (2022). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems, 1. Gómez RE, Kim J, Hong K, Jang JY, Kisiju T, Kim S, Chun BC. Association between Climate Factors and Dengue Fever in Asuncion, Paraguay: A Generalized Additive Model. **Int J Environ Res Public Health**. v.19, n.19 p.12192, 2022.

Goto, Dora Yoko Nozaki et al. Avaliação da oportunidade de notificação da dengue no Estado do Paraná. **Acta Paulista de Enfermagem** [online]. v. 29, n. 3, 2016

Guo, Congcong et al. Global epidemiology of dengue outbreaks in 1990–2015: a systematic review and meta-analysis. **Frontiers in cellular and infection microbiology**, v. 7, p. 317, 2017.

Han, M. K. J.; Pei, J. **Data mining: Concepts and techniques**. 3. ed. Waltham, USA: Morgan Kaufmann, 2011.

Harris, C. R., Millman, K. J., Van Der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., Oliphant, T. E. Array programming with NumPy. **Nature**, v.585, n.7825, p.357-362, 2020. doi: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>

Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J. et al. Array programming with NumPy. **Nature**. v.585, p.357–362, 2020. Doi: 10.1038/s41586-020-2649-2.

Harris, E., Videia, E., PÃ©rez, L., Sandoval, E., TÃ©llez, Y., PÃ©rez, M. L., Cuadra, R., Rocha, J., Idiaquez, W., Alonso, R. E., Delgado, M. A., Campo, L. A., Acevedo, F., Gonzalez, A., Amador, J. J., & Balmaseda, A. (2000). Clinical, epidemiologic, and virologic features of dengue in the 1998 epidemic in Nicaragua., **The American journal of tropical medicine and hygiene** , v.63, n.1, p.5-11, 2022.

Hashimoto VY, Garcia JL, Spohr KAH, da Silva FG, Alves LA, de Freitas J C. Prevalência de anticorpos contra *Leptospira* spp. em bovinos, caninos, equinos, ovinos e suínos do município de Jaguapitã, estado do Paraná, Brasil. **Arquivos do Instituto Biológico**, v.77, p.521-524, 2020.

Hastie T, Tibshirani R. **Generalized additive models**. London: Chapman & Hall, 1990

Haykin, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. Bookman Editora, 2001

Herath, J. M. K., De Silva, W. P. P., Weeraratne, T. C., & Karunaratne, S. P. (2024). Efficacy of the insect growth regulator novaluron in the control of dengue vector mosquitoes *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. *Scientific Reports*, v.14, n.1, 1988. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52384-x>

Hosavanna, R. R., Kareko, B. W., Brady, A. C., Booty, B. L., Nix, C. D., Lyski, Z. L., Curlin, M. D., & Messer, W. B. Clinical Symptoms of Dengue Infection among Patients from a Non-Endemic Area and Potential for a Predictive Model: A Multiple Logistic Regression Analysis and Decision Tree. **The American journal of tropical medicine and hygiene**, v.104, n.1, p.121–129, 2021. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.20-0192>

Houweling, Tanja AJ et al. Desigualdades socioeconômicas em doenças tropicais negligenciadas: uma revisão sistemática. **PLoS doenças tropicais negligenciadas**, v. 5, p. e0004546, 2016. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10512-5>

Huang, S. W., Tsai, H. P., Hung, S. J., Ko, W. C., & Wang, J. R.. Assessing the risk of dengue severity using demographic information and laboratory test results with machine learning. **PLoS neglected tropical diseases**, v.14, n.12, p. e0008960, 2020. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008960>

Hung TM, Clapham HE, Bettis AA, et al. The Estimates of the Health and Economic Burden of Dengue in Vietnam. **Trends in Parasitology**. v.34, n.10, p.904-918, 2018. DOI: 10.1016 / j.pt.2018.07.007

Hunter, J. D. Matplotlib: A 2D graphics environment. **Computing in Science & Engineering**, v.9, n.3, p.90--95, 2007. doi: 10.1109/MCSE.2007.55

IBGE- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Organização do território**. 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>. Acesso em: 30/08/2023

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Estimativa**. Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/>> Acesso: 10/01/2020

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia E Estatística. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9103-estimativas-de-populacao.html>. Acesso: 07 de nov 2022.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Cidades e Estados**. (2023). Disponível em: < <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/mg/belo-horizonte.html> >. Acesso: 24 nov 2023

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Estimativa**. 2010 Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/>>. Acesso: 10 mar 2022

IBGE. **Panorama do Censo Demográfico de 2022** [Internet]. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística; 2023. Disponível em: <https://censo2022.ibge.gov.br/panorama/> Acesso em: 28/12/2023.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Belo Horizonte. Cidades**, 2019. [Acesso em 11 de dez 2019] Disponível < <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/belo-horizonte/panorama> >

IMET. *Instituto Nacional de Meteorologia*. [Acesso em 02 jan 2020] Disponível em <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>>

IMET. Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>>. Acesso: 02 jan 2020

Ito, F., Meenakshi, & Singh, S. Comparação e análise de regressão logística, algoritmos de aprendizado de máquina Naïve Bayes e KNN para detecção de fraudes em cartões de crédito. **Jornal Internacional de Tecnologia da Informação**, 2020, doi:10.1007/s41870-020-00430-y

Izbicki, Rafael; Dos Santos, Tiago Mendonça. **Aprendizado de máquina: uma abordagem estatística**. 2020.

Jayawickreme, K. P. et al. A study on knowledge, attitudes and practices regarding dengue fever, its prevention and management among dengue patients presenting to a tertiary care hospital in Sri Lanka. **BMC infectious diseases**, v. 21, n. 1, p. 1-14, 2021.

Junior, Edson Amaro et al. Utilização de Inteligência Artificial em Saúde. 2020..

Junior, João Bosco Siqueira et al. Epidemiology and costs of dengue in Brazil: a systematic literature review. **International Journal of Infectious Diseases**, 2022.

Karpagam, K. B., & Ganesh, B. Leptospirosis: a neglected tropical zoonotic infection of public health importance - an updated review. **European Journal of Clinical**

Microbiology & Infectious Diseases, v.39 n.5, p.835-846, 2020. doi: <https://doi.org/10.1007/s10096-019-03797-4>

Khan, M. B., Yang, Z. S., Lin, C. Y., Hsu, M. C., Urbina, A. N., Assavalapsakul, W., ... & Wang, S. F. Dengue overview: An updated systemic review. **Journal of Infection and Public Health**. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2023.08.001>

Khan, S., Akbar, S. M. F., Yahiro, T., Mahtab, M. A., Kimitsuki, K., Hashimoto, T., & Nishizono, A. Dengue infections during COVID-19 period: reflection of reality or elusive data due to effect of pandemic. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v.19, n.17, p.10768, 2022. <https://doi.org/10.3390/ijerph191710768>

Khan, W., Rahman, A., Zaman, S., Kabir, M., Khan, R., Ali, W., Ahmad, S., Shabir, S., Jamil, S., & Ríos-Escalante, P. D. los. Knowledge, attitude and practices regarding dengue and its vector among medical practitioners in Malakand region, Pakistan. **Brazilian Journal of Biology**, 2023, <https://doi.org/10.1590/1519-6984.244966>

Khosavanna RR, Kareko BW, Brady AC, Booty BL, Nix CD, Lyski ZL, Curlin ME, Messer WB. Clinical Symptoms of Dengue Infection among Patients from a Non-Endemic Area and Potential for a Predictive Model: A Multiple Logistic Regression Analysis and Decision Tree. **Am J Trop Med Hyg**. v.104, n.1, p.121-129, 2021.

Kim, H. J., Fay, M. P., Feuer, E. J., & Midthune, D. N. (2000). Permutation tests for joinpoint regression with applications to cancer rates. *Statistics in medicine*, v.19, n.3, p.335-351, 2000.

Ko, Hui-Ying et al. Application of next-generation sequencing to reveal how evolutionary dynamics of viral population shape dengue epidemiology. **Frontiers in Microbiology**, v. 11, p. 1371, 2020.

Koh, Eun-Hee; Lee, Eunhee; Lee, Kang-Kun. Application of geographically weighted regression models to predict spatial characteristics of nitrate contamination: Implications for an effective groundwater management strategy. **Journal of Environmental Management**, v. 268, p. 110646, 2020 <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110646>.

Kok, B. H., Lim, H. T., Lim, C. P., Lai, N. S., Leow, C. Y., & Leow, C. H. Dengue virus infection—a review of pathogenesis, vaccines, diagnosis and therapy. **Virus research**, v.324, p.199018, 2023.

Krystosik A, Njoroge G, Odhiambo L, Forsyth JE, Mutuku F, LaBeaud AD. Resíduos sólidos fornecem locais de reprodução, tocas e alimentos para vetores de doenças biológicas e reservatórios zoonóticos urbanos: um apelo à ação para pesquisas baseadas em soluções. **Frente Saúde Pública**. v.7, n.405, 2020.

Kulldorff, Martin. "SaTScanTM user guide." 2022.

Labonde, J. (2016). Aplicação de algoritmos de mineração de dados para classificação molecular de *Leptospira spp.* Tese, Universidade Federal de Pelotas.

Lara JM, Donalisio MR, Von Zuben A, Angerami R, Francisco PMSB. Avaliação do sistema de vigilância epidemiológica da leptospirose em Campinas, São Paulo, 2007 a 2014. **Cad saúde colet** v.29, n.2, p.201–8, 2021. Available from: <https://doi.org/10.1590/1414-462X202129020474>

Lara, J. M., Von Zuben, A., Costa, J. V., Donalisio, M. R., & Francisco, P. M. S. B. Leptospirose no município de Campinas, São Paulo, Brasil: 2007 a 2014. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v.22, 2019. doi: <https://doi.org/10.1590/1980-549720190016>

Leandro GCW, Cicchelerio LM, Procopiuk M, Correa F de OB, Santos PCF dos, Lopes AR, et al. Temporal and spatial analysis of municipal dengue cases in Paraná and social and environmental indicators, 2012 to 2021: ecological study. **Rev bras epidemiol** [Internet]. v.25, p. e220039, 2022. Available from: <https://doi.org/10.1590/1980-549720220039>

Lippi CA, Stewart-Ibarra AM, Muñoz ÁG, et al. A ecologia social e espacial da presença e do ônus da dengue durante um surto em Guayaquil, Equador, 2012. **Int J Environ Res Health Public**. v.15, n.4, p.827, 2018.

Lopes, P. C. B., & Pereira, L. A. G. (2022). Análise espacial do índice de vulnerabilidade social nas novas divisões regionais do Estado de Minas Gerais-Brasil. **Ateliê Geográfico**, v.16, n.3, p.173-191, 2022.

Lu, Hongfang; MA, Xin. Modelos híbridos de aprendizado de máquina baseados em árvore de decisão para previsão de qualidade da água em curto prazo. **Chemosphere**, v. 249, pág. 126169, 2020.

Ludermir, T. B. Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina: estado atual e tendências. **Estudos Avançados**, v.35, n.101,p.85–94, 2021. <https://doi.org/10.1590/s0103-4014.2021.35101.007>

Ludwig EFSB, Fracasso NV, Faggion RPA, Silva SVM, Silva LGC, Haddad MCFL. COVID-19 Pandemic: health professionals' perception about the assistance mentioned in television media. **Rev Bras Enferm** [Internet]. v.74, p.e20201258, 2021. <https://doi.org/10.1590/0034-7167-2020-1258>.

Luna EJ de A, Campos SR de SL da C. O desenvolvimento de vacinas contra as doenças tropicais negligenciadas. **Cad Saúde Pública** [Internet].v.36, p.e00215720, 2020. Available from: <https://doi.org/10.1590/0102-311X00215720>

M. Tiefelsdorf. Modelling Spatial Processes: The Identification and Analysis Of Spatial Relationships in Regression Residuals by Means of Moran's I Springer, Berlin Heidelberg 2000

MacCormack-GellesB, Lima Neto AS, Sousa GS, et al. Características epidemiológicas e determinantes da transmissão da dengue durante anos epidêmicos e não epidêmicos em Fortaleza, Brasil: 2011-2015. **PLoS Negl Trop Dis**. v.12, n.12, p. e0006990, 2018.

Macedo JB, Macedo DB, Ferreira AF, Macedo GB, Bortoleto CS, dos Santos L, et al. Análise espacial e determinantes sociais na vigilância das doenças negligenciadas. **Research, Society and Development**, v.9, n.1, 2020.

Marques CA, Siqueira MMD, Portugal FB. Avaliação da não completude das notificações compulsórias de dengue registradas por município de pequeno porte no Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.25, p.891-900, 2020.

Marques, C. A., Siqueira, M. M. D., & Portugal, F. B. . Avaliação da não completude das notificações compulsórias de dengue registradas por município de pequeno porte no Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.25, p.891-900, 2020. doi: <https://doi.org/10.1590/1413-81232020253.16162018>

Marteli AN, Genro LV, Diamant D, Guasselli LA. Análise espacial da leptospirose no Brasil. **Saúde debate** [Internet]. v.44, n.126, p.805–17, 2020

Martins MH da M, Spink MJP. A leptospirose humana como doença duplamente negligenciada no Brasil. **Ciênc saúde coletiva** [Internet]. v.25, n.3, p.919–28, 2020. Available from: <https://doi.org/10.1590/1413-81232020253.16442018>

Martins MHM, Spink MJP. A leptospirose humana como doença duplamente negligenciada no Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.25, n.3, p.919–928, 2020.

Martins-Melo, F. R., Carneiro, M., Ramos Jr, A. N., Heukelbach, J., Ribeiro, A. L. P., & Werneck, G. L. The burden of neglected tropical diseases in Brazil, 1990-2016: a subnational analysis from the Global Burden of Disease Study 2016. **PLoS neglected tropical diseases**, v.12, n.6, p. e0006559, 2018.

Martins-Melo, F. R., Ramos Jr, A. N., Alencar, C. H., & Heukelbach, J. Trends and spatial patterns of mortality related to neglected tropical diseases in Brazil. *Parasite epidemiology and control*, v.1, n.2, p.56-65, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.parepi.2016.03.002>

Mata RN, Oliveira Júnior A, Ramalho WM. Sistema de Informação de Vigilância da Qualidade da Água para Consumo Humano (Sisagua): avaliação da completude dos dados sobre cobertura de abastecimento, 2014-2020. **Epidemiol Serv Saúde** [Internet]. 2022;31(3):e20211095. <https://doi.org/10.1590/S2237-96222022000300003>.

Matta, L., Barbosa, M. M. & Morales- Plaza, C. D. Caracterización clínica de pacientes que consultaron por dengue en un hospital de terceiro nivel en Cali, Colombia. **Biomédica**, v.36, n.1, p.133- 39, 2016. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v36i1.2627>.

Mccullagh, P, Nelder, JA. **Generalized linear models**. Routledge, 1984.

McKinney, W. Data structures for statistical computing in python. In Proceedings of the 9th Python in Science Conference, v. 445, No. 1, p. 51-56, 2010

McKinney, Wes. "Estruturas de dados para computação estatística em python." *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*. v.445. n.1, 2010.

Meirelles MQB, Lopes AKB, Lima KC. Vigilância epidemiológica de HIV/Aids em gestantes: uma avaliação acerca da qualidade da informação disponível. **Revista Panamericana de Salud Pública**, v.40, n.6, p.427-434, 2016.

Melchior, L. A. K., Brilhante, A. F., & Chiaravalloti-Neto, F. Spatial and temporal distribution of American cutaneous leishmaniasis in Acre state, Brazil. **Infectious diseases of poverty**, v.6, p.1-9, 2017.

Mendes M. D.; Santiago, T. C.; Freire A. dos S.; Mayara, N. de L. L.; Alberto S. da C. C. Uma Ferramenta De Triagem E Orientação Nutricional Remota Durante A Pandemia De COVID-19. **Revista Extensão**, v.5,n.4, p.78-81, 2022.

Mesquita, Marilise Oliveira et al . Percepções ambientais e fatores associados à ocorrência de anticorpos anti-Leptospira sp. em cães de um reassentamento urbano no município de Porto Alegre, estado do Rio Grande do Sul, Brasil. **Rev Pan-Amaz Saude**, v. 8, n. 1, p. 23-27, 2017.

Messina, JP, Brady, OJ, Golding, N. *et al.* A distribuição global atual e futura e a população em risco de dengue. **Nat Microbiol** v.4, p.1508-1515, 2019.
<https://doi.org/10.1038/s41564-019-0476-8>

Miashiro AF, Vasconcellos SA, Morais ZMD, Souza GOD, Leal Filho JM, Figueiredo ADO, et al. Prevalência de leptospirose em rebanhos bovinos no Pantanal de Mato Grosso do Sul. **Pesquisa Veterinária Brasileira**, v.38, p.41-47, 2018.

Mitchell, Andy. **The ESRI Guide to GIS Analysis**, Volume 2 ESRI Press, 2005

Moraes GH, Duarte EC. Análise da concordância dos dados de mortalidade por dengue em dois sistemas nacionais de informação em saúde, Brasil, 2000-2005. **Cadernos de Saúde Pública** v.25, n.11, p.2354-2364, 2009.

Morandeira, N. S., Castesana, P. S., Cardo, M. V., Salomone, V. N., Vadell, M. V., & Rubio, A.. An interdisciplinary approach to assess human health risk in an urban environment: A case study in temperate Argentina. **Heliyon**, v.5, n.10, 2019.

Moreira, L. B., & Namen, A. A. Sistema preditivo para a doença de Alzheimer na triagem clínica. **Journal of Health Informatics**, v.8, n.3, 2016.

Morelli, A. V. R.; Silva, L. Análise epidemiológica: algoritmos de aprendizado de máquina para classificação de doenças. 2019.

Nascimento LBdo, Siqueira CM, Coelho GE, Siqueira Júnior JB. Dengue em gestantes: caracterização dos casos no Brasil, 2007-2015. **Epidemiologia e Serviços de Saúde** v.26 n.3, p.433-442, 2017.

Nunes PCG, Daumas RP, Sánchez-Arcila JC, Nogueira RMR, Horta MAP, & Dos Santos FB. (2019). 30 years of fatal dengue cases in Brazil: a review. **BMC public health**, v. 19 n.1 p.1-11, 2019.

Nunes, PCG, Daumas, RP, Sánchez-Arcila, JC *et al.* 30 anos de casos fatais de dengue no Brasil: uma revisão. **BMC Saúde Pública** v.19, n.329, 2019.
<https://doi.org/10.1186/s12889-019-6641-4>

Nunes, Priscila Conrado Guerra et al. 30 years of fatal dengue cases in Brazil: a review. **BMC public health**, v. 19, n. 1, p. 1-11, 2019.

Oliveira, V., dos Santos, A. F., & Campos, H. Leptospirose: um estudo epidemiológico dos casos notificados no Brasil entre os anos de 2015 e 2019. *Leptospirosis: an epidemiological study of notified cases in Brazil between the years 2015 and 2019. **Brazilian Journal of Health Review***, v.5, n.2, p.5964-5979, 2022. doi: 10.34119/bjhrv5n2-173

ONU News – **Américas tiveram mais de 3 milhões de casos de dengue em 2019 – 17 fevereiro 2020** <https://news.un.org/pt/story/2020/02/1704221>

OPAS. **Casos de dengue nas Américas chegam a 1,6 milhão, o que destaca a necessidade do controle de mosquitos durante a pandemia.** Disponível em: <https://www.paho.org/pt/noticias/23-6-2020-casos-dengue-nas-americas-chegam-16-milhao-que-destaca-necessidade-do-controle>. Acesso em: 12 de abril de 2022.

Organização Mundial Da Saúde. **À medida que os casos de dengue aumentam globalmente, o controle de vetores e o envolvimento da comunidade são fundamentais para evitar a disseminação da doença.** 2023. Disponível em: <https://www.paho.org/pt/noticias/3-8-2023-medida-que-os-casos-dengue-aumentam-globalmente-controle-vetores-e-envolvimento> Acesso em: 19/12/2023

Organização Mundial Da Saúde. **Avanços para superar o impacto global de doenças tropicais negligenciadas.** Primeiro relatório da OMS sobre doenças tropicais negligenciadas. 2012.

Organização Saúde Pan-Americana / Organização Mundial da Saúde. Atualização epidemiológica: **Dengue na Região das Américas.** 28 de março de 2023. Washington, D.C. OPAS/OMS. 2023

PAHO. Folha informativa – **Dengue e dengue grave.** Disponível em: https://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5963:folha-informativa-dengue-e-dengue-grave&Itemid=812 Acesso 29/12/2020.

Paixão ES, Costa M da CN, Rodrigues LC, Rasella D, Cardim LL, Brasileiro AC, et al. Trends and factors associated with dengue mortality and fatality in Brazil. **Rev Soc Bras Med Trop** [Internet]. v.48, n.4 p.399–405, 2015.

Paixão, G. M. D. M., Santos, B. C., Araujo, R. M. D., Ribeiro, M. H., Moraes, J. L. D., & Ribeiro, A. L. Machine Learning na Medicina: Revisão e Aplicabilidade. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 118, p.95-102, 2022. doi: <https://doi.org/10.36660/abc.20200596>

Pan, Y., Xu, W. & Ran, Q. An incremental approach to feature selection using the weighted dominance-based neighborhood rough sets. **Int. J. Mach. Learn. & Cyber.**, v.14, p.1217–1233, 2023. <https://doi.org/10.1007/s13042-022-01695-4>

Patil, S., & Pandya, S. Forecasting Dengue Hotspots Associated With Variation in Meteorological Parameters Using Regression and Time Series **Models. Frontiers in public health**, v.9, p.798034, 2021. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.798034>

Pedregosa et al., Scikit-learn: Machine Learning in Python, JMLR. 2011, pp. 2825-2830.

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., ... & Duchesnay, É. Scikit-learn: **Machine Learning in Python**, JMLR v.12, p. 2825-2830, 2011. Disponível em: <https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a>

Pereira da Silva AA, Franquelino AR, Teodoro PE, Montanari R, Faria GA, Ribeiro da Silva CH, Bortoloto da Silva D, Júnior WAR, Muchalak F, Cruz Souza KM, Prudencio da Silva MH, Teodoro LPR. The fewer, the better fare: Can the loss of vegetation in the Cerrado drive the increase in dengue fever cases infection? **PLoS One**. v.17, n.1, p.e0262473, 2022.

Pessanha JEM, Caiaffa WT, Kroon EG, Proietti FA. Dengue em três distritos sanitários de Belo Horizonte, Brasil: inquérito soropidemiológico de base populacional, 2006 a 2007. *Rev Panam Salud Publica*. v.27, n.4, p.252–8, 2010.

Pessanha, J. E. M., Brandão, S. T., Almeida, M. C. M., Cunha, M. D. C. M., Sonoda, I. V., Bessa, A. M., & Nascimento, J. C. Ovitrap surveillance as dengue epidemic predictor. *Journal of Health & Biological Sciences*, v.2, n.2, p.51-56, 2014. <https://doi.org/10.12662/2317-3076jhbs.v2i2.54.p51-56.2014>

Philip, N., Ahmed, K. Leptospirosis in Malaysia: current status, insights, and future prospects. **J Physiol Anthropol** v.42, n.30, 2023. <https://doi.org/10.1186/s40101-023-00347-y>

Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. 2013. Índice de Vulnerabilidade da Saúde, 2012. Secr. Munic. Saúde. 1–15. Prefeitura de Belo Horizonte - PBH. Áreas de abrangência dos centros de saúde [Internet]. [accessed 2021 Jul 9]. <https://prefeitura.pbh.gov.br/saude/informacoes/atencao-a-saude/atencao-primaria/centro-de-saude>

Primo, P. E.; Caldas, W. L.; Almeida, G. S.; Brasil, L. P.; Cavalcante, C. H.; Madeiro, J. P.; Pedrosa, R. C. Auxílio ao Diagnóstico para Predição de Morte Súbita em Pacientes Chagásicos a Partir de Dados Clínicos: uma Abordagem baseada em Aprendizagem de Máquina. In *Anais do XXI Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde*, p. 335-345, 2021.

QGIS.org, 2022. QGIS Geographic Information System. QGIS Association. <http://www.qgis.org>

Queiroz, J. T. M. D., Silva, P. N., & Heller, L. Novos pressupostos para o saneamento no controle de arboviroses no Brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, v.36, p.e00223719, 2020. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00223719>

Ramos, T. M. V., Balassiano, I. T., Silva, T. D. S. M., & Nogueira, J. M. D. R. Leptospirose: Características da enfermidade em humanos e principais técnicas de diagnóstico laboratorial. **Rev. bras. anal. clin**, p.211-218, 2021. doi: 10.21877/2448-3877.202102110

Raschka S, Mirjalili V. Python machine learning: machine learning and deep learning with python, scikit-learn, and tensorflow. 2nd Ed. Birmingham: Packt Publishing; 2017.

Raschka, S. (2015). *Python machine learning*. Packt publishing Ltd.
Rivera LA, Li Y, Savage RD, Crowcroft NS, Bolotin S, Rosella LC, et al. Evaluation of the ability of standardized supports to improve public health response to syndromic surveillance for respiratory diseases in Canada. **BMC public health**, v.17, p.1-12, 2017.

Rocha, M. S., Bartholomay, P., Cavalcante, M. V., Medeiros, F. C. de ., Codenotti, S. B., Pelissari, D. M., Andrade, K. B., Silva, G. D. M. da ., Arakaki-Sanchez, D., & Pinheiro, R. S. Sistema de Informação de Agravos de Notificação (Sinan): principais características da notificação e da análise de dados relacionada à tuberculose. **Epidemiologia E Serviços De Saúde**, v.29, n.1, p.e2019017, 2020.
<https://doi.org/10.5123/S1679-49742020000100009>

Rodrigues, C. M. Entre o discurso oficial e a negligência da vigilância da leptospirose no Brasil. **Revista de Medicina e Saúde de Brasília**, v.6, n.3, 2018. Disponível em:
<https://portalrevistas.ucb.br/index.php/rmsbr/article/view/8822>

Rojas DP, Barrera-Fuentes GA, Pavia-Ruz N, Salgado-Rodriguez M, Che-Mendoza A, Manrique-Saide P, Vazquez-Prokopec GM, Halloran ME, Longini IM, Gomez-Dantes H. Epidemiology of dengue and other arboviruses in a cohort of school children and their families in Yucatan, Mexico: Baseline and first year follow-up. **PLoS Negl Trop Dis**. v.21, n.12, p.e0006847, 2018.

Romero DE, Cunha CB. Avaliação da qualidade das variáveis sócio-econômicas e demográficas dos óbitos de crianças menores de um ano registrados no Sistema de Informações sobre Mortalidade do Brasil (1996/2001). **Cadernos de Saúde Pública**, v. 22, p. 673-681, 2006.

Roy, Sudipta Kumar; BHATTACHARJEE, Soumen. Dengue virus: epidemiology, biology, and disease aetiology. **Canadian journal of microbiology**, v. 67, n. 10, p. 687-702, 2021.

Saito, C. K. et al. Sorologia e Avaliação Clínica: Correlação no Diagnóstico da Dengue. **Cuidarte Enferm Catanduva**, v. 11, n. 1, p. 72–77, 2017.

Salim, N. A. M., Wah, Y. B., Reeves, C., Smith, M., Yaacob, W. F. W., Mudin, R. N., & Haque, U. Prediction of dengue outbreak in Selangor Malaysia using machine learning techniques. **Scientific reports**, v.11, n.1, p.939, 2021. doi: 10.1038/s41598-020-79193-2

Salim, N., Wah, Y. B., Reeves, C., Smith, M., Yaacob, W., Mudin, R. N., Dapari, R., Sapri, N., & Haque, U. Prediction of dengue outbreak in Selangor Malaysia using machine learning techniques. **Scientific reports**, v.11, n.1, 2021.
<https://doi.org/10.1038s41598-020-791932>

San Martín JL, Brathwaite O, Zambrano B, Solórzano JO, Bouckenooghe A, Dayan GH., and Guzmán MG. The Epidemiology of Dengue in the Americas Over the Last Three Decades: A Worrisome Reality. **Am J Trop Med Hyg**, v.82, n.128, 2010.

Sanchez-Gendriz, I., de Souza, GF, de Andrade, IGM *et al.* Inteligência computacional baseada em dados aplicada à previsão de surtos de dengue: um estudo de caso na escala da cidade de Natal, RN-Brasil. **Sci Rep** v.12 , p.6550, 2022. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10512-5>

Santos, H. G. D.; Nascimento, C. F. D.; Izbicki, R.; Duarte, Y. A. D. O.; Chiavegatto Filho, P.; Dias, A. Machine learning para análises preditivas em saúde: exemplo de aplicação para prever óbito em idosos de São Paulo, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v.35, p. e00050818, 2019.

Santos, V. S. O., Santos, J. I. O., Bispo, P. H. S., Oliveira, J. M. S., dos Santos, B. M., de Sá Camarço, M. F., ... & Batista, J. F. C. Tendência temporal dos casos de dengue no Brasil e suas regiões no período de 2001 a 2020. **Research, Society and Development**, v.11, n.8, p.e53011831403-e53011831403, 2022. <https://doi.org/10.33448/rsd-v11i8.31403>

Scandar SAS, Vieira P, Cardoso Junior RP, Silva RA, Papa M, Sallum MAM Dengue em São José do Rio Preto, Estado de São Paulo, Brasil, 1990 a 2005: fatores entomológicos, ambientais e socioeconômicos. **Bol Epidemiol Paul.**, v.7, n.81, p.4-16, 2010.

Schneider MC, Leonel DG, Hamrick PN, Caldas EP, Velásquez RT, Mendigaña Paez FA. Leptospirosis in Latin America: exploring the first set of regional data. **Rev Panam Salud Publica**, v.41, p.e81, 2017.

Schneider MC, Najera P, Pereira MM, Machado G, Dos Anjos CD, Rodrigues RO, et al. Leptospirosis in Rio Grande do Sul, Brazil: An Ecosystem Approach in the Animal-Human Interface. **PLoS Negl Trop Dis**. v.9, n.11, p.e0004095, 2015. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0004095>.

Schultes, O. L., Morais, M. H. F., Cunha, M. D. C. M., Sobral, A., & Caiaffa, W. T. Spatial analysis of dengue incidence and *Aedes aegypti* ovitrap surveillance in Belo Horizonte, Brazil. **Tropical Medicine & International Health**, v.26, n.2, p.237-255, 2021.

Scussiato LA, Peres AM, Tominaga LBL, dos Santos Galvão KD, de Lima D. C. Fatores que acarretam insatisfação no trabalho do enfermeiro no contexto hospitalar privado. **REME-Revista Mineira de Enfermagem**, v.23, n.1, 2019.

Secretaria de estado de Saúde. 2018. Índice de vulnerabilidade Social (IVS-BH). Disponível em: <https://prefeitura.pbh.gov.br/estatisticas-e-indicadores/indice-de-vulnerabilidade-da-saude>. Acesso: 06 mar 2021

Secretaria de estado de Saúde. 2024. Disponível em: <https://www.saude.mg.gov.br/component/gmg /story/19314-minas-gerais-se>

prepara-para-enfrentar-segundo-ano-epidemico-para-dengue-e-chikungunya>.
Acesso: 06 fev 2024.

SHETTY, Nandini P.; SHETTY, Prakash S. Epidemiology of Disease in the Tropics. **Manson's Tropical Diseases**, p. 19, 2009.

Silva A.E.P., Latorre M. do R.D. de O., Chiaravalloti Neto F., Conceição G.M. de S. Tendência temporal da leptospirose e sua associação com variáveis climáticas e ambientais em Santa Catarina, Brasil. **Ciênc saúde coletiva** [Internet]. v.27 n.3, p.849–60, 2022.

Silva N.R. Fatores determinantes da carga de trabalho em uma unidade básica de saúde. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 16, p. 3393-3402, 2011.

Silva, A. E. P., Neto, F. C., & de Souza Conceição, G. M. Leptospirosis and its spatial and temporal relations with natural disasters in six municipalities of Santa Catarina, Brazil, from 2000 to 2016. **Geospatial Health**, v. 15, n.2, 2020. doi: 10.4081/gh.2020.903

Silva, N. D. S., Alves, J. M. B., Silva, E. M. D., & Lima, R. R. Avaliação da Relação Entre a Climatologia, as Condições Sanitárias (Lixo) e a Ocorrência de Arboviroses (Dengue e Chikungunya) em Quixadá-CE no Período Entre 2016 e 2019. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.35, p.485-492, 2020. doi: <https://doi.org/10.1590/0102-77863530014>

SINAN. **Sistema de Informação de Agravos de Notificação. 2015**. Disponível em: <http://portalsinan.saude.gov.br/images/documentos/Agravos/Dengue/DIC_DADOS_ONLINE.pdf> Acesso em: 17 abr. 2021

Siqueira P.C, Maciel E.L.N., Catão R. de C., Brioschi A.P., Silva T.C.C. da, Prado T.N. do. Completude das fichas de notificação de febre amarela no estado do Espírito Santo, 2017. **Epidemiol Serv Saúde** [Internet]. v.29, n.3, p.e2019402, 2020. Available from: <https://doi.org/10.5123/S1679-49742020000300014>

Sousa F.D.C.A., Soares H.V.A, Lemos L.E.A.S, Reis D.M, da Silva W.C, de Sousa Rodrigues L.A. Perfil epidemiológico de doenças negligenciadas de notificação compulsória no Brasil com análise dos investimentos governamentais nessa área. **Research, Society and Development**, v.9, n.1, 2020. e62911610-e62911610.

Stanaway J.D, Shepard D.S, Undurraga E.A, Halasa Y.A, Coffeng L.E, Brady O.J, Hay S.I, Bedi N, Bensenor I.M, Castañeda-Orjuela C.A, Chuang T.W, Gibney K.B., Memish Z.A., Rafay A, Ukwaja K.N, Yonemoto N, Murray C.J.L. The global burden of dengue: an analysis from the Global Burden of Disease Study 2013. **Lancet infect dis**. v.16 n.6 p:712-72, 2016.

Sun, A. H., Liu, X. X., & Yan, J. Leptospirosis is an invasive infectious and systemic inflammatory disease. **Biomedical journal**, v.43, n.1, p.24-31, 2020.

Sykes J.E., Reagan K.L., Nally J.E., Galloway R.L., Haake, D.A.. Role of diagnostics in epidemiology, management, surveillance, and control of leptospirosis. **Pathogens**, v.11, n.4, p.395, 2022.

Tanner L, Schreiber M, Low J.G.H., Ong A., Tolfvenstam T., Lai Y.L., et al. Decision Tree Algorithms Predict the Diagnosis and Outcome of Dengue Fever in the Early Phase of Illness. **PLoS Negl Trop Dis** v.2, n.3, 2008

Tanner, L., Schreiber, M., Low, J. G., Ong, A., Tolfvenstam, T., Lai, Y. L., Ng, L. C., Leo, Y. S., Thi Puong, L., Vasudevan, S. G. Simmons, C. P., Hibberd, M. L., & Ooi, E. E. Decision tree algorithms predict the diagnosis and outcome of dengue fever in the early phase of illness. **PLoS neglected tropical diseases**, v.2, n.3, 2008. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0000196>

Tateisi, N. Y., Moraes, G. C., dos Santos Aguiar, L., Mendonça, M., Palácios, R. H. C., Godoy, W. F. & Breganon, R. Inteligência artificial aplicada na robótica. **Brazilian Journal of Development**, v.7, n.3, p.26730-26741, 2021. doi: <https://doi.org/10.34117/bjdv7n3-396>

Tavares, D. Saúde e desigualdades sociais: um tema revisitado a partir de uma investigação empírica. **Revista Brasileira de Pesquisa em Saúde** v.21, n.2, p.8-16, 2019.

Teich V, Arinell R, Farhan L. *Aedes aegypti* and society: the economic burden of arboviruses in Brazil. **J. bras. econ. Saúde** v. 9 n.3 p: 267-276, 2017.

Teles AJ, Bohm BC, Silva SCM, Bruhn NCP, Bruhn FRP. Spatial and temporal dynamics of leptospirosis in South Brazil: A forecasting and nonlinear regression analysis. **PLoS Negl Trop Dis** v.17, n.4, 2023. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011239>.

Teles, A.J., Bohm, B.C., Silva, S.C.M. et al. Socio-geographical factors and vulnerability to leptospirosis in South Brazil. **BMC Public Health** v.23, n.1311, 2023. <https://doi.org/10.1186/s12889-023-16094-9>

Tu, Z. Xia. Examining spatially varying relationships between land use and water quality using geographically weighted regression I: model design and evaluation **Sci. Total Environ.**, b.407, p.358-378, 2008.

Vapnik, V., & Vapnik, V. (1998). *Statistical learning theory* Wiley. New York, 1(624), 2.

Vásquez, P., Loría, A., Sanchez, F., & Barboza, L. A. Climate-driven statistical models as effective predictors of local dengue incidence in Costa Rica: A generalized additive model and random forest approach. **Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones**, v.27, n.1, p.1-21, 2020.

Viana, Dione Viero; Ignotti, Eliane. A ocorrência da dengue e variações meteorológicas no Brasil: revisão sistemática. **Rev. bras. epidemiol.**, São Paulo, v. 16, n. 2, p. 240-256, 2013.

Warnes CM, Santacruz-Sanmartín E, Bustos Carrillo F, Vélez ID. Surveillance and Epidemiology of Dengue in Medellín, Colombia from 2009 to 2017. **Am J Trop Med Hyg.** v.104, n.5 p.1719-1728, 2021.

WHO - World Health Organization. **Human Leptospirosis: Guidance for Diagnosis, Surveillance and Control**, World Health Organization, Malta, 2003.

World Health Organization. **Dengue and severe dengue** [Internet]. World Health Organization. 2020 [cited 2020 Dez 15]. Available from: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe-dengue>

Xavier, D. R., Albuquerque, M. P. D., Sousa-Carmo, S. V. T. D., & Pinter, A. Evaluation of completeness and timeliness of data in the National Information System for Notifiable Diseases for spotted fever in the state of São Paulo, Brazil, 2007-2017. **Epidemiologia e serviços de saúde**, v.32, p.e2022416, 2023. doi: <https://doi.org/10.1590/S2237-96222023000200011>

Xiaorong Yang, Mikkel B M Quam, Tongchao Zhang, Shaowei Sang, Global burden for dengue and the evolving pattern in the past 30 years, **Journal of Travel Medicine**, v.28, n.8, 2021, <https://doi.org/10.1093/jtm/taab146>

Yavari Nejad, F., & Varathan, K. D. Identification of significant climatic risk factors and machine learning models in dengue outbreak prediction. **BMC Medical Informatics and Decision Making**, v.21, n.1, p.1-12, 2021. doi: <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01493-y>

Yavari Nejad, F., Varathan, K.D. Identification of significant climatic risk factors and machine learning models in dengue outbreak prediction. **BMC Med Inform Decis** 2021. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01493-y>

Yushi Lin, Kailu Fang, Yang Zheng, Hong-liang Wang, Jie Wu, Carga global e tendências de doenças tropicais negligenciadas de 1990 a 2019, **Journal of Travel Medicine**, v.29, 2022.

Zhao N, Charland K, Carabali M, Nsoesie EO, Maheu-Giroux M, Rees E, Yuan M, Garcia Balaguera C, Jaramillo Ramirez G, Zinszer K. Machine learning and dengue forecasting: Comparing random forests and artificial neural networks for predicting dengue burden at national and sub-national scales in Colombia. **PLoS Negl Trop** v. 14, v.9, p. e0008056, 2023.

Zhao, N., Charland, K., Carabali, M., Nsoesie, E. O., Maheu-Giroux, M., Rees, E., Yuan, M., Garcia Balaguera, C., Jaramillo Ramirez, G., & Zinszer, K. Machine learning and dengue forecasting: Comparing random forests and artificial neural networks for predicting dengue burden at national and sub-national scales in Colombia. **PLoS neglected tropical diseases**, v. 14, n.9, p.e0008056, 2020. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008056>

Zhong J, Wang J, Peng W, Zhang Z, Li M. A feature selection method for prediction essential protein. **Tsinghua Sci Technol**, v.20, n.5, p.491–499, 2015.

Zida S., Ouédraogo H.G., Compaoré T.R., Sagna T., Soubeiga S.T., Banhoro B.Y., et al. Leptospirosis seroprevalence and risk factors among slaughterhouse workers in Burkina Faso. **IJID Regions**, 2023

Anexos

Anexo A – Liberação do Comitê de ética humano para uso de dados da Vigilância de Belo Horizonte

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Relação espacial e temporal da presença de ovos de *Aedes aegypti* e ocorrência de dengue em Belo Horizonte, Minas Gerais, 2011-2018

Pesquisador: FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN

Área Temática:

Versão: 1

CAAE: 35798920.8.0000.5317

Instituição Proponente: Faculdade de Veterinária da Universidade Federal de Pelotas

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 4.186.386

Apresentação do Projeto:

A dengue, causada por um arbovírus da família *Flaviviridae* e do gênero *Flavivírus*, tem sido motivo de grande preocupação em saúde pública em todo o mundo. Trata-se de uma doença transmitida por vetor (DTV), sendo que no Brasil o principal é o mosquito hematófago *A. aegypti*. Esse vetor, presente na maior parte dos centros urbanos do país, também tem capacidade de transmitir outras arboviroses de relevância em saúde pública, como o vírus da chikungunya (família *Togaviridae*, gênero *Alphavirus*), zika (família *Flaviviridae*, gênero *Flavivírus*) e febre amarela (família *Flaviviridae*, gênero *Flavivírus*) (GOERTZ et. al., 2017). Recentemente, a pesquisa em saúde pública tem atuado no sentido de melhor compreender a cadeia epidemiológica das infecções pelos arbovírus, no sentido de quantificar seu impacto sobre a saúde humana e animal, além de elucidar seus determinantes ambientais e sociais (BOECKMANN e JOYNER, 2014). Apesar disso,

as dificuldades em transferir parte desse conhecimento para a prática tem sido um desafio a ser enfrentado pelos gestores em políticas públicas, com efeito na ocorrência de epidemias causadas por arbovírus transmitidos por *A.aegypti* nos últimos anos no país. De fato, o que se observa é que a saúde das pessoas, animais e seus ambientes estão conectadas, o que evidencia a importância da estratégia de saúde única na prevenção e controle de enfermidades. Doenças transmitidas por vetores são exemplos disso: além de serem sérios problemas de saúde pública em todo o mundo, são de difícil resolução, na medida em que dependem de esforços em conjunto, muitas vezes econômica e socialmente caros, além de multifatoriais.

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-000

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone:

(53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cep.famed@gmail.com

Página 01 de 04

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.186.386

Será realizado um estudo ecológico por meio da análise de dados secundários relacionados ao controle de *A.aegypti* e da dengue em Belo Horizonte, Minas Gerais. Serão avaliadas as informações referentes às taxas de incidência e mortalidade da dengue e dos resultados das armadilhas para ovos de *A. aegypti* (variáveis dependentes), considerando-se as ações de controle realizadas, clima, relevo, vegetação, aspectos socioeconômicos, de saneamento, indicadores de oferta a saúde e de investimentos públicos no controle da dengue nas áreas de abrangência dos centros de saúde (variáveis independentes) entre de 2011 e 2018.

Objetivo da Pesquisa:

Objetivo Primário:

Caracterizar a relação espacial e temporal da incidência de ovos de *A. aegypti* e da dengue e destas com seus determinantes sociais e ambientais em Belo Horizonte, Minas Gerais entre 2011 e 2018.

Objetivos Secundários:

- Investigar a existência de conglomerados espaciais e temporais na incidência de ovos de *A. aegypti* nas ovitrampas em Belo Horizonte entre 2011 e 2018.
- Investigar a existência de relação temporal e espacial entre a incidência de ovos de *A. aegypti* nas ovitrampas e a incidência e mortalidade da dengue em Belo Horizonte entre 2011 e 2018.
- Avaliar a influência temporal e espacial do clima, relevo, vegetação, aspectos socioeconômicos e de saneamento sobre a incidência e mortalidade da dengue e de ovos de *A. aegypti* e nas ovitrampas entre 2011 e 2018.

- Mapear o risco para a ocorrência da dengue em Belo Horizonte, a partir da identificação de áreas com maior receptividade para a enfermidade, com base na ocorrência de seus determinantes ambientais e na presença de ovos de *A. aegypti* nas armadilhas no município ao longo dos anos.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Riscos:

Os riscos previstos na pesquisa estão relacionados à perda do sigilo das informações. Apesar disso, uma vez que este estudo utilizará dados secundários produzidos no contexto do sistema público de vigilância da dengue em Belo Horizonte, MG, cujo trabalho será feito apenas por membros vinculados ao projeto e, conseqüentemente, à Universidade Federal de Pelotas, os riscos são diminuídos, uma vez que os dados obtidos na pesquisa têm finalidade exclusivamente científica, sendo assegurada à privacidade dos participantes, bem como sua condição socioeconômica. Os participantes da pesquisa não serão identificados em nenhum momento, mesmo quando os resultados desta pesquisa forem divulgados em qualquer forma.

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-000

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cep.famed@gmail.com

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Benefícios:

Os benefícios advindos do estudo seriam: a contribuição para esclarecimento da efetividade do programa em Belo Horizonte; geração de novos conhecimentos para a programação das ações de prevenção e controle da dengue e *A. aegypti* no município e no país; formação de profissionais nas áreas de epidemiologia e saúde pública, controle de doenças e manuseio de bancos de dados. Desta forma, considera-se que há contribuição científica, tanto para o conhecimento inédito sobre relações entre a dengue, focos de *A. aegypti* e ações de controle; como também na proposição de métodos para o estudo espaço-temporal dessas relações. Isso contribuirá com o fomento de tecnologias que avancem para a melhoria da vigilância da dengue e outras arboviroses em que possam ser aplicadas.

A presente pesquisa buscará aplicar ferramentas de análises temporais e espaciais visando avaliar a relação entre casos de dengue e ovos de *A. aegypti* com seus determinantes ambientais ao longo dos anos, com objetivo de caracterizar as dificuldades no controle e assim aumentar sua efetividade. É importante ressaltar que serão analisados dados gerados na rotina do sistema de vigilância epidemiológica de *A. aegypti* e dengue no município. A análise de dados gerados na rotina da vigilância epidemiológica é fundamental para o entendimento das demandas e na busca por efeitos positivos na efetividade das medidas de controle propostas por meio da vigilância em saúde municipal. Além disso, a parceria firmada com a Secretaria de Saúde de Belo Horizonte, MG, será interessante para formação de profissionais que possam atuar na

análise de dados gerados na rotina do sistema de vigilância da raiva para melhor caracterizar as demandas e otimizar a prevenção primária da enfermidade.

Assim, pretende-se fornecer informações inerentes aos resultados obtidos no controle da dengue e *A. aegypti* pela vigilância

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Esse projeto será desenvolvido a partir de uma parceria entre a Faculdade de Veterinária da Universidade Federal de Pelotas e a Gerência de Controle de Zoonoses vinculada a Secretaria Municipal de Saúde de Belo Horizonte/MG (SMSA/BH).

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

OK

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

OK

Endereço: Av Duque de Caxias 250		
Bairro: Fragata	CEP: 96.030-000	
UF: RS	Município: PELOTAS	
Telefone: (53)3301-1801	Fax: (53)3221-3554	E-mail: cep.famed@gmail.com

Página 03 de 04

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.186.386

Considerações Finais a critério do CEP:

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMACOES_BASICAS_DO_PROJETO_1320146.pdf	28/07/2020 11:09:53		Aceito
Outros	Termo_de_Anuencia.pdf	28/07/2020 11:08:44	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito
Folha de Rosto	folha_derosto.pdf	21/07/2020 10:47:30	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	projetodengue.pdf	29/06/2020 10:42:33	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

PELOTAS, 31 de Julho de 2020

Assinado por:

Patricia Abrantes Duval
(Coordenador(a))

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-000

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone:

(53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cep.famed@gmail.com

Anexo B – Liberação do Comitê de ética humano para uso de dados secundários de leptospirose

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: LEPTOSPIROSE NO RIO GRANDE DO SUL: DETERMINANTES E DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL E TEMPORAL ENTRE 2010 E 2021

Pesquisador: FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 46714421.0.0000.5317

Instituição Proponente: Faculdade de Veterinária da Universidade Federal de Pelotas

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 4.757.278

Apresentação do Projeto:

A cadeia epidemiológica e os determinantes relacionados a produção animal, sociais e ambientais das zoonoses, como leptospirose, ainda são pouco elucidados em alguns municípios; além disso pouco se sabe o porquê das epidemias ocorrerem em alguns locais enquanto em outros elas não ocorrem ou ocorrem em menor frequência. Assim, essa pesquisa visa contribuir na elucidação dessas questões, e assim, contribuir para a prevenção e controle dessa enfermidade no Rio Grande do Sul. Além disso, ao delimitar áreas de risco para essa enfermidade, o projeto contribuirá com a prevenção e controle de outras doenças infecciosas, principalmente as chamadas doenças relacionadas ao saneamento ambiental inadequado (DRSAI), muitas delas zoonoses e/ou aquelas transmitidas por vetores, pois em geral essas doenças compartilham os mesmos

determinantes nas diferentes regiões. É importante destacar que essa compreensão é extremamente importante atualmente, quando se vê claramente os impactos das epidemias por doenças infecciosas, como aquela causada pela COVID-19, portanto, a importância de se prevenir e combater as epidemias antes que elas ocorram. Assim, são necessárias estratégias de pesquisa epidemiológica que abordem de forma integral a

leptospirose, de forma a diferenciar as regiões do estado em relação ao risco para as epidemias. Dessa forma, no presente projeto será analisado o risco de ocorrência da leptospirose no Rio Grande do Sul, a partir dos dados reais sobre a distribuição das enfermidades e seus

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Página 01 de 05

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.757.278

determinantes nos municípios, por meio de um estudo ecológico com abordagem de pesquisa em saúde única. Assim, este estudo combina abordagens quantitativas e qualitativas de pesquisa, a fim de alcançar os objetivos propostos. A estratégia de pesquisa de métodos mistos utilizada foi a explanatória sequencial, na qual, dados quantitativos são coletados e analisados em uma primeira etapa da pesquisa, seguida de coleta e análise de dados qualitativos desenvolvida sobre os resultados quantitativos iniciais. Na primeira etapa da pesquisa, dados secundários serão coletados do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), fornecidos pela Secretaria Nacional de Saneamento (SNS) do Ministério do Desenvolvimento Regional (MDR). A técnica de análise dos dados quantitativos a ser utilizada nesta etapa da pesquisa será a estatística temporal, espacial e análise fatorial. Na etapa seguinte será realizada coleta e análise de dados qualitativos a partir dos resultados quantitativos iniciais. O método de pesquisa utilizado nesta etapa será o estudo multi-casos, enquanto a técnica de análise dos dados será o grupo focal, ou seja, um grupo de discussão, de tamanho reduzido, cujo propósito será obter informações de caráter qualitativo em profundidade. As informações coletadas nesta etapa servirão como determinantes para a tomada de decisão em saúde, bem como para desenvolvimento de estratégias de prevenção e controle mais efetivas. A partir dos resultados da presente pesquisa, espera-se fortalecer os sistemas de vigilância, por meio do fornecimento de ferramentas para detecção precoce de epidemias por

leptospirose, bem como sistemas de monitoramento de surtos e epidemias de outras enfermidades, e assim, a partir da pesquisa baseada no conceito de saúde única e na multidisciplinariedade, espera-se que seja possível melhorar a efetividade da prevenção primária e secundária da leptospirose no Rio Grande do Sul.

Objetivo da Pesquisa:

Conforme pesquisador responsável:

Objetivo Primário:

Identificar os municípios em situação de vulnerabilidade para a leptospirose e, nesses identificar, descrever e analisar os saberes e práticas dos diferentes atores sociais que participam da gestão em saúde sobre a leptospirose e seu controle, a fim auxiliar num controle mais direcionado e eficaz da enfermidade no estado.

Objetivos Secundários:

- Investigar a existência de conglomerados espaciais e temporais para leptospirose no Rio Grande

Endereço: Av Duque de Caxias 250		CEP: 96.030-001
UF: RS	Município: PELOTAS	
Teléfono: (53)3301-1801	Fax: (53)3221-3554	E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.757.278

do Sul entre 2010 e 2021

- Caracterizar a relação temporal e espacial entre a incidência da leptospirose e determinantes relacionados a produção animal, ambientais e socioeconômicos, e diferenciar essas relações por região do estado.
- Prever o número de casos de leptospirose para os próximos anos, com base nas características epidemiológicas da enfermidade.
- Identificar os municípios com maior risco de epidemia e óbitos por leptospirose.
- Caracterizar o conhecimento, práticas e dificuldades de diferentes atores sociais (ACE, ACS e comunidade) sobre leptospirose e sua transmissão, e assim, avaliar entraves culturais e técnicos na execução eficaz do controle.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Conforme pesquisador responsável:

Riscos:

os principais riscos envolvem a perdas das informações, muitas delas pessoais, o que confere um caráter sigiloso as mesmas. Porém, consideramos que esses riscos são diminuídos nas medidas em que todos os dados serão coletados de forma presencial, por meio de mídia específica para isso, e todas as análises armazenadas e realizadas pela equipe técnica nos computadores da UFPEl, como forma de garantir o sigilo e mitigar os riscos envolvidos nesse tipo de pesquisa.

Benefícios:

Nossa expectativa é de que possamos desenvolver metodologias para análise epidemiológica que possam evidenciar os problemas de saneamento ambiental de forma regionalizada no Rio Grande do Sul, como forma de auxiliar, por meio de metodologias de análise qualitativas, os setores de vigilância na prevenção municipais a essas enfermidades. Além disso, consideramos que esses modelos analíticos podem ser alimentados com os dados de rotina gerados pelos setores públicos de vigilância municipal, de forma a refletir a realidade de cada região, considerando suas particularidades.

De forma complementar, a partir do presente projeto, pretende-se capacitar profissionalmente discentes de graduação e pós-graduação, envolvidos nas áreas de epidemiologia e saúde pública, por meio da orientação de discentes de doutorado, mestrado e iniciação científica. A divulgação dos resultados se dará por meio da publicação de artigos em periódicos científicos internacionais.

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Página 03 de 05

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.757.278

Além disso, espera-se fortalecer as linhas de pesquisa do grupo de epidemiologia, saúde e ambiente presente no extremo sul do Brasil e, principalmente, a parceria desse com outros órgãos públicos e de pesquisa do país, como forma de aplicar a saúde única a realidade e aos problemas enfrentados na rotina da vigilância em saúde.

Assim, reforça-se que esperamos conseguir, com a presente proposta:

- Identificar municípios de maior risco e, assim, fortalecer os sistemas de vigilância, por meio do fornecimento de informações ferramentas para detecção precoce de epidemias por zoonoses urbanas, bem como sistemas de monitoramento de surtos e epidemias de outras enfermidades
- Diagnosticar no espaço-tempo as epidemias pelas zoonoses que já ocorreram no rio Grande do Sul entre 2010 e 2021.
- Elucidar os determinantes causais das zoonoses no rio Grande do Sul, de forma a auxiliar na compreensão da complexa eco-epidemiologia dessas enfermidades, no intuito de melhor entender por que algumas epidemias ocorrem em determinados municípios e em outros não.
- A partir do estabelecimento de parcerias entre centros de pesquisa, como as universidades, e o poder público, executor dos programas de controle das enfermidades a partir dos preceitos da saúde única, espera-se que seja possível melhorar a efetividade da prevenção primária e secundária de zoonoses.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Projeto proveniente da Faculdade de Veterinária/UFPel

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Vide campo "Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações"

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

PENDÊNCIA 1. Esclarecer como serão realizados os grupos focais e quem serão os participantes. RESPOSTA DO PESQUISADOR RESPONSÁVEL: Em virtude de estarmos enfrentando uma pandemia e avaliando a atual situação, tanto do país, quanto dos estados e municípios, se optou por retirar do projeto esta etapa da pesquisa, visto que a metodologia previa encontros presenciais, o que não é o mais apropriado no momento, desta forma, será mantida apenas a metodologia referente a análise descritiva. (Projeto detalhado, páginas 9 - 15).

RESPOSTA DO CEP: Pendência atendida.

Endereço: Av Duque de Caxias 250		
Bairro: Fragata	CEP: 96.030-001	
UF: RS	Município: PELOTAS	
Telefone: (53)3301-1801	Fax: (53)3221-3554	E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Página 04 de 05

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.757.278

PENDÊNCIA 2. Anexar roteiro/planejamento de entrevista/grupos focais para ser avaliado.

RESPOSTA DO PESQUISADOR RESPONSÁVEL: Este item torna-se desnecessário, visto que, a etapa referente a metodologia qualitativa foi retirada do projeto, conforme explicado na pendência 1.

RESPOSTA DO CEP: Pendência atendida

Considerações Finais a critério do CEP:

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMACOES_BASICAS_DO_PROJETO_1712493.pdf	06/06/2021 19:36:41		Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	projeto_lepto.pdf	06/06/2021 19:35:41	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito
Outros	CARTARESPOSTA.pdf	06/06/2021 19:34:28	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito
Folha de Rosto	folhaDeRosto_lepto.pdf	07/05/2021 10:05:47	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

PELOTAS, 07 de Junho de 2021

Assinado por:

Patricia Abrantes Duval
(Coordenador(a))

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Anexo C – Liberação do Comitê de ética humano para uso de dados secundários de leptospirose

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: DISTRIBUIÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL E PREDIÇÃO DE EPIDEMIAS POR ARBOVIROSES URBANAS NO BRASIL POR MEIO DE MODELAGEM MATEMÁTICA E APRENDIZAGEM POR MÁQUINA

Pesquisador: FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 46019321.6.0000.5317

Instituição Proponente: Faculdade de Veterinária da Universidade Federal de Pelotas

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 4.794.725

Apresentação do Projeto:

Resumo:

A cadeia epidemiológica e os determinantes sociais das arboviroses, em especial a Zika e a Chikungunya, ainda são pouco elucidados no país; além disso pouco se sabe o porquê das epidemias ocorrerem em alguns locais enquanto em outros elas não ocorrem ou ocorrem em menor frequência. Assim, essa pesquisa visa contribuir na elucidação dessas questões, e assim, contribuir para a prevenção e controle dessas enfermidades. Além disso, ao delimitar áreas de risco para essas enfermidades, o projeto contribuirá com a prevenção e controle de outras doenças infecciosas, principalmente aquelas transmitidas por vetores, pois em geral essas doenças compartilham os mesmos determinantes nas diferentes regiões. É importante destacar que essa compreensão é extremamente importante atualmente, quando se vê claramente os impactos das epidemias por doenças infecciosas e, em face a atual pandemia por COVID-19,

portanto, a importância de se prever e combater as epidemias antes que elas ocorram. Assim, são necessárias estratégias de pesquisa epidemiológica que abordem de forma integral as doenças urbanas causadas por arbovírus, de forma a diferenciar as regiões do país em relação ao risco para as epidemias. Dessa forma, no presente projeto, por meio de técnicas de modelagem espaço-temporal, matemática e por aprendizado por máquina, buscar-se-á propor modelos de previsão de epidemias por arboviroses

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Página 01 de 06

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.794.725

nas diferentes regiões brasileiras, a partir dos dados reais sobre a distribuição das enfermidades e de seus determinantes. Os dados a serem coletados compreenderão indicadores de morbidade, ambientais e socioeconômicos dos anos de 2010 a 2021. O nível mínimo de agregação a ser usado no presente estudo é o município. Os bancos de dados serão coletados a partir de sistemas de informação relacionados à saúde pública e ambiental. Serão realizadas análises de hotspot espaço-temporal, regressão em séries temporais e modelagem matemática, a partir do cálculo do R0

regionalizado, para compreensão do padrão de propagação e os determinantes associados as epidemias pelas diferentes arboviroses no Brasil. Assim, a partir dessas informações, será aplicada a linguagem Python de aprendizado de máquina para prever o risco da ocorrência de epidemias nas diferentes regiões brasileiras. A partir dos resultados da presente pesquisa, espera-se fortalecer os sistemas de vigilância, por meio do fornecimento de ferramentas para detecção precoce de epidemias por arboviroses urbanas, bem como sistemas de monitoramento de surtos e epidemias de outras enfermidades, e assim, a partir da pesquisa baseada no conceito de saúde única e na multidisciplinaridade, espera-se que seja possível melhorar a efetividade da prevenção primária e secundária das arboviroses no país.

Metodologia Proposta:

Este trabalho multiprofissional é uma parceria da UFPel, representada pelos Grupos em epidemiologia, saúde e ambiente (executor da proposta), Grupo de dispersão de poluentes e engenharia nuclear com outras instituições de pesquisa, como a Universidade Federal de Belo Horizonte (UFMG) e o Observatório da saúde Urbana de Belo Horizonte (OSUBH/UFMH), tem como objetivo auxiliar os sistemas de vigilância em saúde na tomada de decisão de maneira mais direcionada e eficaz. Neste estudo serão caracterizadas as epidemias por arboviroses urbanas ocorridas no Brasil entre 2010 e 2021 de forma regionalizada e estudados seus determinantes socioeconômicos e ambientais, informações que serão usados para prever novas epidemias e assim classificar diferentes áreas do país em relação ao risco. No país, existem diferentes biomas, denominados Amazônia, Mata Atlântica, Caatinga, Cerrado, Pantanal e Pampa, com os climas quente, subseqüente, mesotérmico brando e mesotérmico mediano (IBGE, 2019b). Essas características climáticas e ambientais variadas são relevantes num estudo sobre as arboviroses, pois geram diferenças regionais

significativas na ocorrência do vetor *A. aegypti*. Assim, justifica-se estudar as arboviroses de forma regionalizada, a fim de identificar relações e

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Página 02 de 06

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.794.725

riscos de epidemias de maneira

diferenciada e, assim, estabelecer métodos de controle e prevenção de forma mais eficiente. As análises dos bancos de dados serão realizadas em computadores da UFPEL, sob guarda dos pesquisadores, de forma a manter sigilo e em segurança as informações. De forma nenhuma serão divulgadas informações individualizadas ou pessoais. Serão coletados indicadores sobre os anos de 2010 a 2021. O nível mínimo de agregação a ser usado no presente estudo é o município. Os bancos de dados serão coletados a partir de sistemas de informação relacionados à saúde pública e ambiental citados a seguir: morbidade das arboviroses e indicadores ambientais e socioeconômicos. Será realizado um estudo das arboviroses, sua distribuição e fatores associados, que serão usados para prever a ocorrência de epidemias nas diferentes regiões do país, usando análises de regressão em painel, usando dados distribuídos de forma longitudinal, SIG, modelagem matemática e aprendizado de máquina. Serão realizadas análises de hotspot espaço-temporal, regressão em séries temporais e modelagem matemática, a partir do cálculo do R0 regionalizado, para compreensão do padrão de propagação e os determinantes associados as epidemias por arbovírus no Brasil. Assim, a partir dessas informações, será aplicada a linguagem Python de aprendizado de máquina para prever o risco da ocorrência de epidemias nas diferentes regiões brasileiras. O fluxo de trabalho compreenderá sete etapas, incluindo a coleta, processamento de dados e aprendizado de máquina. Todos os dados serão inseridos no Excel (A); analisados por modelagem em séries temporais, para caracterizar distribuição das enfermidades no tempo, considerando seus componentes tendência e sazonalidade e avaliação das relações significativas entre os determinantes e a incidência das arboviroses ao longo dos anos.

Objetivo da Pesquisa:

Conforme o pesquisador responsável:

Objetivo Primário:

Propor modelos de previsão de epidemias por arboviroses nas diferentes regiões brasileiras, a partir dos dados reais sobre a distribuição das enfermidades e de seus determinantes.

Objetivos Secundários:

- Investigar a existência de conglomerados espaciais e temporais para cada arbovirose estudada no Brasil entre 2010 e 2021 entre as diferentes regiões brasileiras
- Caracterizar as epidemias pelas diferentes arboviroses que ocorreram no Brasil entre 2010 e 2021 por meio do cálculo do número de reprodução básico (R0) regionalizado

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Página 03 de 06

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.794.725

- Investigar a existência de relação temporal e espacial entre a incidência pelas diferentes arboviroses e determinantes ambientais e socioeconômicos no Brasil, e diferenciar essas relações por região do país
- Prever o número de casos das diferentes arboviroses urbanas para os próximos anos, com base nas características epidemiológicas das enfermidades, usando metodologias de modelagem matemática e aprendizagem por máquina.
- Prever e mapear a ocorrência de epidemias pelas arboviroses urbanas nas diferentes regiões do país para os próximos anos, a partir da elucidação dos determinantes causais epidemias, visando classificar essas áreas em relação ao risco.
- Retornar as informações obtidas para os setores de vigilância estaduais, a fim de colaborar com o fornecimento de informações e construção de uma ferramenta com potencial de auxiliar na redução na ocorrência de casos e óbitos por arboviroses, quando comparado as epidemias que já ocorreram no Brasil.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Conforme o pesquisador responsável:

Riscos:

Se trata de um trabalho de coleta de dados secundários armazenados em banco de dados, sem haver risco algum a saúde dos pesquisadores e populações participantes.

Benefícios:

O projeto em questão, trará informações de extrema importância para o entendimento da epidemiologia das enfermidades causadas por arboviroses em diversas regiões brasileiras, colaborando para estratégias que possam minimizar os fatores de risco a ocorrência de tais doenças em cada região participante.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Projeto proveniente da Faculdade de Veterinária/UFPel.

Trata-se de um trabalho epidemiológico de alta relevância, a partir da coleta de dados secundários de indicadores sobre a ocorrência de arboviroses em várias regiões do Brasil pelo período de 2010 a 2021, com o objetivo de auxiliar os sistemas de vigilância em saúde na tomada de decisão de maneira mais direcionada e eficaz.

O projeto propõe dispensa do TCLE, por se tratar de um projeto a ser desenvolvido a partir de

Endereço: Av Duque de Caxias 250			
Bairro: Fragata	CEP: 96.030-001		
UF: RS	Município: PELOTAS		
Telefone: (53)3301-1801	Fax: (53)3221-3554	E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br	

Página 04 de 06

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.794.725

análises estatísticas dos dados secundários relacionados a ocorrência de arboviroses urbanas no Brasil, num contexto do sistema de vigilância epidemiológica público desenvolvido no país. Não serão coletadas informações nem amostras individualizadas de qualquer tipo.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Vide campo “Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações”

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Com relação aos Termos de Apresentação Obrigatória, não foram apresentados documentos comprobatórios da anuência da Universidade Federal de Belo Horizonte (UFMG) e do Observatório da Saúde Urbana de Belo Horizonte (OSUBH/UFMH), com as devidas assinaturas dos responsáveis. É necessário apresentá-los para a aprovação do projeto.

RESPOSTA DO PESQUISADOR RESPONSÁVEL: A parceria com as instituições (UFMG e OSUBH) foi retirada da pesquisa, os membros continuam os mesmos na figura de professores e pesquisadores.

RESPOSTA DO CEP: Pendência atendida

Considerações Finais a critério do CEP:

OBSERVAÇÃO: Estudos envolvendo seres humanos devem considerar o contexto da pandemia pelo Novo Coronavírus e observar as determinações locais e/ou regionais das autoridades de saúde para avaliar a viabilidade de execução da pesquisa, independente do parecer favorável do CEP.

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_1667168.pdf	21/06/2021 11:04:08		Aceito
Outros	CARTARESPOSTA_arbo.pdf	21/06/2021 11:03:50	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	proposta_de_pesquisa_arboviroses_brasil.pdf	19/04/2021 17:17:22	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito
Folha de Rosto	folhaDeRosto_Arboviroses_urbanas_no_Brasil.pdf	16/04/2021 10:35:28	FABIO RAPHAEL PASCOTI BRUHN	Aceito

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

UFPEL - FACULDADE DE MEDICINA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
PELOTAS



Continuação do Parecer: 4.794.725

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

PELOTAS, 21 de Junho
de 2021

Assinado por:

Patricia Abrantes Duval
(Coordenador(a))

Endereço: Av Duque de Caxias 250

Bairro: Fragata

CEP: 96.030-001

UF: RS

Município: PELOTAS

Telefone: (53)3301-1801

Fax: (53)3221-3554

E-mail: cepfamed@ufpel.edu.br

Anexo D – Ficha de notificação de leptospirose do SINAN

SINAN		SISTEMA DE INFORMAÇÃO DE AGRAVOS DE NOTIFICAÇÃO		N°		
República Federativa do Brasil Ministério da Saúde		FICHA DE INVESTIGAÇÃO		LEPTOSPIROSE		
CASO SUSPEITO: Indivíduo com febre, cefaléia e mialgia, que apresente pelo menos um dos seguintes critérios: Critério 1- antecedentes epidemiológicos sugestivos nos 30 dias anteriores à data de início dos sintomas (exposição a situações de risco, vínculo epidemiológico com um caso confirmado por critério laboratorial ou residir/trabalhar em áreas de risco); Critério 2- pelo menos um dos seguintes sinais ou sintomas: sufusão conjuntival, sinais de insuficiência renal aguda, icterícia e/ou aumento de bilirrubinas e fenômeno hemorrágico.						
Dados Gerais	1	Tipo de Notificação		2 - Individual		
	2	Agravado/doença		LEPTOSPIROSE		
	3	Código (CID10)	Data da Notificação			
	4	UF	5	Município de Notificação	Código (IBGE)	
Notificação Individual	6	Unidade de Saúde (ou outra fonte notificadora)		Código		
	7	Data dos Primeiros Sintomas				
	8	Nome do Paciente		9	Data de Nascimento	
	10	(ou) Idade	11	Sexo M - Masculino <input type="checkbox"/> F - Feminino <input type="checkbox"/> I - Ignorado	12	Gestante
Dados de Residência	13	Raça/Cor				
	14	Escolaridade				
	15	Número do Cartão SUS		16	Nome da mãe	
	17	UF	18	Município de Residência	Código (IBGE)	
Dados Complementares do Caso	19	Distrito		20	Bairro	
	21	Logradouro (rua, avenida,...)			22	Número
	23	Complemento (apto., casa, ...)		24	Geo campo 1	
	25	Geo campo 2		26	Ponto de Referência	
	27	CEP				
	28	(DDD) Telefone	29	Zona	30	País (se residente fora do Brasil)
Antecedentes Epidemiológicos	31	Data da Investigação		32	Ocupação	
	33	Situação de Risco Ocorrida nos 30 dias que Antecederam os Primeiros Sintomas - Contato/ limpeza de:				
	<input type="checkbox"/> Água ou lama de enchente <input type="checkbox"/> Criação de animais <input type="checkbox"/> Caixa d'água <input type="checkbox"/> Fossa, caixa de gordura ou esgoto <input type="checkbox"/> Local com sinais de roedores <input type="checkbox"/> Plantio/ colheita (lavoura) <input type="checkbox"/> Rio, córrego, lagoa ou represa <input type="checkbox"/> Roedores diretamente <input type="checkbox"/> Armazenamento de grãos/ alimentos <input type="checkbox"/> Terreno baldio <input type="checkbox"/> Lixo/ entulho <input type="checkbox"/> Outras _____					
	34	Casos Anteriores de Leptospirose no Local Provável de Infecção nos últimos dois meses			1 - Sim 2 - Não 9 - Ignorado	
Dados Clínicos	35	Data de Atendimento		36	Sinais e Sintomas	
	<input type="checkbox"/> Febre <input type="checkbox"/> Mialgia <input type="checkbox"/> Cefaléia <input type="checkbox"/> Prostração <input type="checkbox"/> Congestão conjuntival <input type="checkbox"/> Dor na panturrilha <input type="checkbox"/> Vômito <input type="checkbox"/> Diarréia <input type="checkbox"/> Icterícia <input type="checkbox"/> Insuficiência renal <input type="checkbox"/> Alterações respiratórias <input type="checkbox"/> Alterações cardíacas <input type="checkbox"/> Hemorragia pulmonar <input type="checkbox"/> Outras hemorragias <input type="checkbox"/> Meningismo <input type="checkbox"/> Outros, quais? _____					
	37	Ocorreu Hospitalização		38	Data da Internação	
Atendimento	39	Data de Alta				
	40	UF	41	Município do Hospital	Código (IBGE)	
	42	Nome do Hospital		Código		

Sorologia IgM - Elisa

43 Data da Coleta - 1ª amostra 44 Resultado 1ª Amostra
 1 - Reagente 2 - Não Reagente
 3 - Inconclusivo 4 - Não realizado

45 Data da Coleta - 2ª amostra 46 Resultado 2ª Amostra
 1 - Reagente 2 - Não Reagente
 3 - Inconclusivo 4 - Não realizado

Microaglutinação

47 Data da Coleta - Micro 1ª amostra 48 Micro 1ª Amostra
 1º sorovar título 1:

49 Micro 1ª Amostra
 2º sorovar título 1:

50 Resultado MICRO-aglutinação 1ª Amostra
 1 - Reagente 2 - Não Reagente 3 - Não realizada 9 - Ignorado

51 Data da Coleta - Micro 2ª amostra 52 Micro 2ª Amostra
 1º sorovar título 1:

53 Micro 2ª Amostra
 2º sorovar título 1:

54 Resultado MICRO-aglutinação 2ª Amostra
 1 - Reagente 2 - Não Reagente 3 - Não realizada 9 - Ignorado

Isolamento

55 Data da Coleta 56 Resultado
 1 - Positivo 2 - Negativo 3 - Inconclusivo 4 - Não realizado

Imunohistoquímica

57 Data da Coleta 58 Resultado
 1 - Positivo 2 - Negativo 3 - Inconclusivo 4 - Não realizado

RT-PCR

59 Data da Coleta 60 Resultado
 1 - Positivo 2 - Negativo 3 - Inconclusivo 4 - Não realizado

Dados do Laboratório

61 Classificação Final 62 Critério de Confirmação ou Descarte
 1-Confirmado 2-Descartado 1-Clinico-Laboratorial 2-Clinico-Epidemiológico

Local Provável da Fonte de Infecção (no período de 30 dias)

63 O caso é autóctone do município de residência? 64 UF 65 País
 1-Sim 2-Não 3-Indeterminado

66 Município Código (IBGE) 67 Distrito 68 Bairro

Característica do Local Provável de Infecção

69 Área provável de Infecção 70 Ambiente da Infecção
 1 - Urbana 2 - Rural 3 - Peri-Urbana 9 - Ignorado 1 - Domiciliar 2 - Trabalho 3 - Lazer 4 - Outro 9 - Ignorado

71 Doença Relacionada ao Trabalho 72 Evolução do Caso
 1 - Sim 2 - Não 9 - Ignorado 1 - Cura 2 - Óbito por leptospirose 3 - Óbito por outras causas 9 - Ignorado

73 Data do Óbito 74 Data do Encerramento

Conclusão

Informações complementares e observações

Data e Endereço se esteve em Situação de Risco Ocorrida nos 30 dias que Antecederam os Primeiros Sintomas

Data	UF	Município	Endereço	Localidade

Observações:

Investigador Município/Unidade de Saúde Código da Unid. de Saúde

Nome Função Assinatura

Leptospirose Sinan NET SVS 02/02/2007

Anexo E – Ficha de notificação de dengue do SINAN

SINAN

República Federativa do Brasil
Ministério da Saúde

SISTEMA DE INFORMAÇÃO DE AGRAVOS DE NOTIFICAÇÃO

FICHA DE INVESTIGAÇÃO DENGUE E FEBRE DE CHIKUNGUNYA

Nº

Caso suspeito de dengue: pessoa que viva ou tenha viajado nos últimos 14 dias para área onde esteja ocorrendo transmissão de dengue ou tenha presença de *Ae. aegypti* que apresente febre, usualmente entre 2 e 7 dias, e apresente duas ou mais das seguintes manifestações: náuseas, vômitos, exantema, mialgias, cefaléia, dor retroorbital, petéquias ou prova do laço positiva e leucopenia.

Caso suspeito de Chikungunya: febre de início súbito e artralgia ou artrite intensa com início agudo, não explicado por outras condições, que resida ou tenha viajado para áreas endêmicas ou epidêmicas até 14 dias antes do início dos sintomas, ou que tenha vínculo epidemiológico com um caso importado confirmado.

Dados Gerais	1 Tipo de Notificação 2 - Individual	
	2 Agravo/doença 1- DENGUE 2- CHIKUNGUNYA <input type="checkbox"/>	3 Código (CID10) A 90 A 92
	4 UF	5 Município de Notificação
Notificação Individual	6 Unidade de Saúde (ou outra fonte notificadora)	7 Data dos Primeiros Sintomas
	8 Nome do Paciente	9 Data de Nascimento
	10 (ou) Idade 1 - Hora 2 - Dia 3 - Mês 4 - Ano	11 Sexo M - Masculino F - Feminino I - Ignorado
Dados de Residência	13 Raça/Cor 1-Branca 2-Preta 3-Amarela 4-Parda 5-Indígena 9- Ignorado	14 Escolaridade 0-Analfabeto 1-1ª a 4ª série Incompleta do EF (antigo primário ou 1º grau) 2-4ª série completa do EF (antigo primário ou 1º grau) 3-5ª a 8ª série Incompleta do EF (antigo ginásio ou 1º grau) 4-Ensino fundamental completo (antigo ginásio ou 1º grau) 5-Ensino médio Incompleto (antigo colegial ou 2º grau) 6-Ensino médio completo (antigo colegial ou 2º grau) 7-Educação superior Incompleta 8-Educação superior completa 9-Ignorado 10- Não se aplica
	15 Número do Cartão SUS	16 Nome da mãe
	17 UF	18 Município de Residência
	19 Distrito	20 Bairro
	21 Logradouro (rua, avenida,...)	22 Número
	23 Complemento (apto., casa, ...)	24 Geo campo 1
	25 Geo campo 2	26 Ponto de Referência
27 CEP	28 (DDD) Telefone	
29 Zona 1 - Urbana 2 - Rural 3 - Periurbana 9 - Ignorado	30 País (se residente fora do Brasil)	

Dados clínicos e laboratoriais

Dados clínicos	31 Data da Investigação	32 Ocupação
	33 Sinais clínicos 1-Sim 2- Não	
Dados laboratoriais	<input type="checkbox"/> Febre <input type="checkbox"/> Cefaleia <input type="checkbox"/> Vômito <input type="checkbox"/> Dor nas costas <input type="checkbox"/> Artrite <input type="checkbox"/> Petéquias <input type="checkbox"/> Prova do laço positiva <input type="checkbox"/> Mialgia <input type="checkbox"/> Exantema <input type="checkbox"/> Náuseas <input type="checkbox"/> Conjuntivite <input type="checkbox"/> Artralgia intensa <input type="checkbox"/> Leucopenia <input type="checkbox"/> Dor retroorbital	
	34 Doenças pré-existentis 1-Sim 2- Não	
Dados laboratoriais	35 Sorologia (IgM) Chikungunya	
	36 Data da Coleta da 1ª Amostra (S1)	37 Data da Coleta da 2ª Amostra (S2)
	38 Exame PRNT	
	39 Sorologia (IgM) Dengue	
	40 Data da Coleta	41 Resultado 1- Positivo 2- Negativo 3- Inconclusivo 4- Não realizado
	42 Exame NS1	
	43 Data da Coleta	44 Resultado 1- Positivo 2- Negativo 3- Inconclusivo 4- Não realizado
45 RT-PCR		
46 Data da Coleta	47 Resultado 1- Positivo 2- Negativo 3- Inconclusivo 4- Não realizado	
48 Sorotipo 1- DENV 1 2- DENV 2 3- DENV 3 4- DENV 4		
49 Histopatologia 1- Compatível 2-Incompatível 3- Inconclusivo 4- Não realizado		
50 Imunohistoquímica 1- Positivo 2- Negativo 3- Inconclusivo 4- Não realizado		

Hospitalização	50 Ocorreu Hospitalização? 1 - Sim 2 - Não 9 - Ignorado <input type="checkbox"/>	51 Data da Internação	52 UF	53 Município do Hospital	Código (IBGE)
	54 Nome do Hospital	Código	55 (DDD) Telefone		

Conclusão	Local Provável de Infecção (no período de 15 dias)					
	56 O caso é autóctone do município de residência? 1-Sim 2-Não 3-Indeterminado <input type="checkbox"/>	57 UF	58 País			
	59 Município	Código (IBGE)	60 Distrito	61 Bairro		
	62 Classificação 5- Descartado 10- Dengue 11- Dengue com Sinais de Alarme 12- Dengue Grave 13- Chikungunya	<input type="checkbox"/>	63 Critério de Confirmação/Descarte 1 - Laboratório 2 - Clínico-Epidemiológico 3-Em investigação	<input type="checkbox"/>	64 Apresentação clínica <input type="checkbox"/> 1- Aguda <input type="checkbox"/> 2- Crônica	
	65 Evolução do Caso 1-Cura 2- Óbito pelo agravamento 3- Óbito por outras causas 4-Óbito em investigação 9-Ignorado <input type="checkbox"/>	66 Data do Óbito	67 Data do Encerramento			

Preencher os sinais clínicos para Dengue com Sinais de Alarme e Dengue Grave

Dados Clínicos - Dengue com Sinais de Alarme e Dengue Grave	68 Dengue com sinais de alarme 1-Sim 2- Não	<input type="checkbox"/> Vômitos persistentes	<input type="checkbox"/> Aumento progressivo do hematócrito	69 Data de início dos sinais de alarme:
	<input type="checkbox"/> Hipotensão postural e/ou lipotímia	<input type="checkbox"/> Dor abdominal intensa e contínua	<input type="checkbox"/> Hepatomegalia >= 2cm	
	<input type="checkbox"/> Queda abrupta de plaquetas	<input type="checkbox"/> Letargia ou irritabilidade	<input type="checkbox"/> Acúmulo de líquidos	
	<input type="checkbox"/> Queda abrupta de plaquetas	<input type="checkbox"/> Sangramento de mucosa/outras hemorragias		
70 Dengue grave 1-Sim 2- Não	Extravasamento grave de plasma:		Sangramento grave:	
<input type="checkbox"/> Pulso débil ou indetectável	<input type="checkbox"/> Taquicardia	<input type="checkbox"/> Hematêmese	<input type="checkbox"/> Metrorragia volumosa	
<input type="checkbox"/> PA convergente <= 20 mmHg	<input type="checkbox"/> Extremidades frias	<input type="checkbox"/> Melena	<input type="checkbox"/> Sangramento do SNC	
<input type="checkbox"/> Tempo de enchimento capilar	<input type="checkbox"/> Hipotensão arterial em fase tardia	Comprometimento grave de órgãos:		
<input type="checkbox"/> Acúmulo de líquidos com insuficiência respiratória		<input type="checkbox"/> AST/ALT > 1.000	<input type="checkbox"/> Miocardite	<input type="checkbox"/> Alteração da consciência
71 Data de início dos sinais de gravidade:	<input type="checkbox"/> Outros órgãos, especificar:			

Informações complementares e observações

Observações Adicionais

Investigador	Município/Unidade de Saúde	Cód. da Unid. de Saúde	
	Nome	Função	Assinatura