

Ministério da Saúde

FIOCRUZ

Fundação Oswaldo Cruz



ESCOLA NACIONAL DE SAÚDE PÚBLICA
SERGIO AROUCA
ENSP

Jean Carlos dos Santos Barrado

**Análise espacial e temporal das epidemias de dengue em municípios da macrorregião
centro de Minas Gerais, 2002 a 2019**

Sete Lagoas

2021

Jean Carlos dos Santos Barrado

**Análise espacial e temporal das epidemias de dengue em municípios da macrorregião
centro de Minas Gerais, 2002 a 2019**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Epidemiologia em Saúde Pública, da Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, na Fundação Oswaldo Cruz, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Ciências. Área de concentração: Métodos quantitativos em Epidemiologia.

Orientador: Prof. Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz

Coorientador: Prof. Dr. Wagner de Souza Tassinari

Sete Lagoas

2021

Título do trabalho em inglês: Spatial and temporal analysis of dengue epidemics in municipalities in the central macro-region of Minas Gerais, 2002 to 2019.

Catálogo na fonte

Fundação Oswaldo Cruz

Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em Saúde

Biblioteca de Saúde Pública

B269a Barrado, Jean Carlos dos Santos.
Análise espacial e temporal das epidemias de dengue em municípios da macrorregião centro de Minas Gerais, 2002 a 2019 / Jean Carlos dos Santos Barrado . -- 2021.
247 f. : il. color. ; mapas. ; tab.

Orientador: Oswaldo Gonçalves Cruz
Coorientador: Wagner de Souza Tassinari

Tese (doutorado) – Fundação Oswaldo Cruz, Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, Rio de Janeiro, 2021.

1. Dengue - epidemiologia. 2. Sistema de Vigilância Epidemiológica. 3. Análises Exploratórias. 4. Estudos de Séries Temporais. 5. Análise Espacial. I. Título.

CDD – 23.ed. – 614.571098151

Jean Carlos dos Santos Barrado

**Análise espacial e temporal das epidemias de dengue em municípios da macrorregião
centro de Minas Gerais, 2002 a 2019**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Epidemiologia em Saúde Pública, da Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, na Fundação Oswaldo Cruz, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Ciências. Área de concentração: Métodos quantitativos em Epidemiologia.

Aprovada em: 07 de outubro de 2021.

Banca Examinadora

Prof.^a Dr.^a Valéria Saraceni
Secretaria Municipal de Saúde do Rio de Janeiro

Prof. Dr Henrique Leonardo Guerra
Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais

Prof.^a Dr.^a Claudia Torres Codeço
Fundação Oswaldo Cruz - Programa de Computação Científica

Prof. Dr. Reinaldo Souza dos Santos
Fundação Oswaldo Cruz - Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca

Prof. Dr. Wagner de Souza Tassinari (Coorientador)
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro - Instituto de Ciências Exatas

Prof. Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz (Orientador)
Fundação Oswaldo Cruz - Programa de Computação Científica

Sete Lagoas

2021

À minha esposa Nelcy e minha filha Ana Julia, minhas companheiras da tese, dia e noite. Aqueles com os quais aprendi a cuidar, minha mãe Nívea, meu pai Roberto e minha avó Geralda. Aquele que me ajudou em todos os passos, professor Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz. E àqueles que antes de mim, dedicaram suas vidas na defesa e construção do Sistema Único de Saúde Brasileiro, pois sem ele, creio que eu não teria essa oportunidade.

AGRADECIMENTOS

Muito obrigado a todos que direta e indiretamente me apoiaram de qualquer forma!

Foram muitos professores, fantásticos, a maioria que, com que pouquíssimos e limitados recursos me proporcionaram grande conhecimento. Esses em épocas bem piores, com os escassos recursos da escola pública, me ajudaram no processo de aprendizagem e me influenciaram no crescimento enquanto pessoa e cidadão.

Agradeço aos muitos amigos que sempre me incentivaram e me apoiaram nos estudos. Mesmo nas reuniões e acampamentos do escotismo, nos campeonatos e viagens diversas do handebol, os livros sempre me acompanharam desde muito cedo.

Aos meus familiares que tanto me apoiaram e me incentivaram nos estudos. Principalmente aqueles que em nossa humilde família venceram barreiras diversas em uma sociedade excludente, nos mostrando que poderíamos também chegar lá, utilizando a educação como o caminho: Willian, Roberto, Mariza, Marcinha, etc...

Aos meus pais, por sempre me mostrarem o caminho certo e me direcionar, mesmo na simplicidade de suas formações, souberam me mostrar que para tudo na vida temos uma ciência.

Aos colegas supervisores, monitores e treinandos do Programa de Treinamento em Epidemiologia Aplicada aos Serviços do SUS (EpiSUS) do Ministério da Saúde. Aos amigos da Epicasa.

Aos grandes mestres da Escola Nacional de Saúde Pública, agradeço a oportunidade que tive de poder ter contato e aprender com vocês, muitos de vocês influenciaram fortemente minha formação e conseqüentemente no que faço em minha vida profissional, no dia a dia das minhas práticas da vigilância epidemiológica e saúde pública em geral.

Ao professor Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz por ter me acolhido sempre da forma mais gentil e amigável possível, me proporcionando imenso aprendizado no campo das ciências da saúde. Sua visão da ciência aplicada a realidade de saúde pública facilita a convivência entre os métodos existentes e os métodos possíveis. Espero poder aplicar e reproduzir grande parte do que aprendi com você, e dessa forma fazer a diferença na saúde pública onde quer que eu esteja.

Ao professor Dr. Wagner de Souza Tassinari, sua forma sutil e objetiva de ensinar

facilitou o andamento do trabalho e por ter aceitado a coorientação do meu trabalho com tamanha boa vontade. Suas contribuições foram fundamentais para o direcionamento do trabalho.

Aos colegas trabalhadores de saúde, que desde os meus primeiros passos me ajudaram: na Unidade Básica de Saúde e Estratégia Saúde da Família em de Araçá, Jequitibá, Baldim, Pronto Socorro do HC-UFMG, Hemodiálise, e Terapia Intensiva do HNSG. Aqueles das Secretarias Municipais de saúde que trabalhei (Sete Lagoas, Araçá, Jequitibá e Baldim em MG e Rio de Janeiro-RJ) e Secretaria Estadual de Saúde de Minas Gerais, bem como todas as que visitei e fui muito bem recebido nas respostas as emergências de saúde pública. Quanto aos meus colegas do Ministério da Saúde e aos grandes colegas da linha de Métodos Quantitativos da ENSP-Fiocruz, foram muitas emoções quando o curso era a moda antiga...

Especialmente à minha esposa Nelcy e minha filha Ana Júlia, pela paciência e apoio nos períodos intensos da construção do trabalho e apoio nos estudos acadêmicos.

"O sertão é do tamanho do mundo, o sertão é dentro da gente."

Guimarães Rosa, Grande Sertão: Veredas 1956, pag. 59.

RESUMO

A dengue é a doença zoonótica de área urbana e periurbana mais prevalente nas áreas tropicais e subtropicais de todo mundo. Não há tratamento, as vacinas disponíveis ainda estão em aperfeiçoamento e a adesão às estratégias de controle e prevenção é baixa em todo o mundo. O objetivo do estudo foi utilizar técnicas estatísticas descritivas possibilitando ao sistema de vigilância entender o perfil da doença no tempo e espaço em uma região. Utilizamos dados públicos do período de 2002 a 2019, de 35 municípios da regional de saúde de Sete Lagoas/MG e Belo Horizonte/MG, pertencentes à Macrorregião Metropolitana de Minas Gerais. Nesse trabalho foram abordadas técnicas exploratórias de análise de séries temporais e análise espacial. Verificamos um aumento na frequência e magnitude das epidemias a partir de 2008, com epidemias mais importantes em 2013, 2016 e 2019. A duração nos anos de maior pico nos municípios de grande porte foi de 17,3 semanas, com 276 casos/semana, coeficiente de variação (CV) semanal de 371,4%. Nos de pequeno porte foram 1,5 casos/semana e em 83,9% das semanas não houve casos. As médias semanais de temperaturas mínimas no período epidêmico nos de grande porte foram de 19,7° e máximas de 28,9°, com 128,1mmH₂O de precipitação acumulada e média de 76% de umidade relativa do ar. Todos os municípios apresentaram séries não estacionárias em primeira ordem, a sazonalidade foi presente em todos de forma bem regular. Os testes para estacionariedade foram significativos em todas as séries. Verificamos em 11 dos 18 anos estudados autocorrelação espacial significativa da incidência de dengue. Os estimadores bayesianos locais (EBL) demonstraram mudanças importantes em vários anos. Em 2002 e 2007, 40% dos municípios mudaram de categoria de incidência, em 2018 foram 57% e tivemos em média 19% de mudanças com o uso do EBL. Em 2009 e 2013 tivemos o maior número de municípios em muito alto risco, com 74,3% e 85,7%. Concluímos que as séries temporais foram estacionárias em primeira e segunda ordem. A forte dependência serial e a quantidade de semanas sem casos mostram a importância de atuação oportuna da vigilância, uma vez que os primeiros casos são sucedidos favoravelmente por mais casos subsequentes. Houve diferenças relevantes nas séries entre os municípios de diferentes portes, sem afetar quesitos estatísticos como tendência e a sazonalidade. O número de semanas sem casos foi inversamente proporcional ao porte populacional, enquanto as temporadas epidêmicas têm duração proporcional ao tamanho populacional. O uso do Lisa-map possibilitou perceber agregação espacial na maioria dos anos. O uso dos EBL demonstrou bons resultados na redução da variabilidade das incidências, tanto em anos de alta quanto em baixa ocorrência. Os riscos relativos estimados apontaram os municípios de transmissão importante, mostrando que seu uso pode direcionar ações de saúde para o controle e vigilância da dengue nos municípios de maior risco da região em tempo oportuno.

Palavras-chave: Técnicas analíticas quantitativas. Epidemias de dengue. Análises exploratórias. Vigilância Epidemiológica. Epidemiologia.

ABSTRACT

Dengue is the most prevalent zoonotic disease in urban and periurban areas in tropical and subtropical areas worldwide. There is no treatment, available vaccines are still being improved, and adherence to control and prevention strategies is low worldwide. The aim of the study was to use descriptive statistical techniques enabling the surveillance system to understand the profile of the disease in time and space in a region. We used public data from 2002 to 2019, from 35 municipalities in the health region of Sete Lagoas/MG and Belo Horizonte/MG, belonging to the Metropolitan Macroregion of Minas Gerais. In this work, exploratory techniques for the analysis of time series and spatial analysis were addressed. We found an increase in the frequency and magnitude of epidemics from 2008, with more important epidemics in 2013, 2016 and 2019. The duration in the peak years in large municipalities was 17.3 weeks, with 276 cases/week, weekly coefficient of variation (CV) of 371.4%. In small cases there were 1.5 cases/week and in 83.9% of the weeks there were no cases. The weekly average of minimum temperatures in the epidemic period in the large ones were 19.7° and maximum 28.9°, with 128.1mmH₂O of accumulated precipitation and an average of 76% of relative humidity. All municipalities presented non-stationary series in first order, seasonality was present in all of them in a very regular way. Tests for stationarity were significant in all series. In 11 of the 18 years studied, we verified a significant spatial autocorrelation of the incidence of dengue. Local Bayesian estimators (EBL) have demonstrated important changes over several years. In 2002 and 2007, 40% of the municipalities changed their incidence category, in 2018 it was 57% and we had an average of 19% changes with the use of EBL. In 2009 and 2013 we had the largest number of municipalities at very high risk, with 74.3% and 85.7%. We conclude that the time series were stationary in first and second order. The strong serial dependence and the number of weeks without cases show the importance of timely surveillance action, since the first cases are favorably succeeded by more subsequent cases. There were relevant differences in the series between municipalities of different sizes, without affecting statistical issues such as trends and seasonality. The number of weeks without cases was inversely proportional to population size, whereas epidemic seasons lasted proportional to population size. The use of Lisa-map made it possible to perceive spatial aggregation in most years. The use of EBL has shown good results in reducing the variability of incidences, both in years of high and low occurrence. The estimated relative risks were pointed out by the municipalities with important transmission, showing that its use can direct health actions for the control and surveillance of dengue in the municipalities with higher risk in the region in a timely manner.

Keywords: Quantitative analytical techniques. Dengue fever epidemics. Exploratory analysis. Epidemiological surveillance. Epidemiology.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 01	Mapa do estado de Minas Gerais, Regional de Sete Lagoas divididas nas microrregiões de Sete Lagoas e Curvelo, e o município de Belo Horizonte.	66
Figura 02	Mapa da Superintendência Regional de Saúde de Sete Lagoas e respectivos municípios, Minas Gerais.	67
Figura 03	Mapas de incidência acumulada de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, período de 2002 a 2019.	76
Figura 04	Mapas dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) das incidências acumuladas de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, período de 2002 a 2019.	87
Figura 05	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2002.	92
Figura 06	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2002.	92
Figura 07	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2003.	93
Figura 08	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2003.	94
Figura 09	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2004.	94
Figura 10	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2004.	95
Figura 11	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2005.	96
Figura 12	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2005.	96

Figura 13	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2006.	97
Figura 14	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2006.	98
Figura 15	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2007.	99
Figura 16	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2007.	99
Figura 17	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2008.	100
Figura 18	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2008.	101
Figura 19	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2009.	102
Figura 20	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2009.	102
Figura 21	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2010.	103
Figura 22	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2010.	104
Figura 23	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2011.	104
Figura 24	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2011.	105
Figura 25	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2012.	106
Figura 26	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2012.	106

Figura 27	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2013.	107
Figura 28	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2013.	108
Figura 29	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2014.	109
Figura 30	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2014.	109
Figura 31	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2015.	110
Figura 32	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2015.	110
Figura 33	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2016.	111
Figura 34	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2016.	112
Figura 35	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2017.	113
Figura 36	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2017.	113
Figura 37	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2018.	114
Figura 38	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2018.	115
Figura 39	Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2019.	115
Figura 40	Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2019.	116

Gráfico 01	Epidemias de dengue na SRS-Sete Lagoas, Minas Gerais, 2002 a 2019.	74
Gráfico 02	Municípios acima do limiar epidêmico por porte populacional, SRS-SL, 2002 a 2019	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 01	População, ano, semana, número de casos, duração da temporada no ano de maior ocorrência e limiar epidêmico semanal, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.	78
Tabela 02	Variáveis climáticas na semana de pico, ano de maior ocorrência de casos de dengue, período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.	81
Tabela 03	Tabela 03 - Medidas de tendência central, variabilidade e frequência semanal de casos de dengue no período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ENSP	Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca
Fiocruz	Fundação Oswaldo Cruz
OMS	Organização Mundial de Saúde
FHD	Febre Hemorrágica do Dengue
RSI	Regulamento Sanitário Internacional
MS	Ministério da Saúde
SINAN	Sistema de Informações de Agravos de Notificação
PNCD	Programa Nacional de Controle da Dengue
SIH-SUS	Sistema de Informação Hospitalar
LIRAA	Levantamento Rápido de Índices de Infestação pelo <i>Aedes aegypti</i>
LIA	Levantamento de Índice Amostral pelo <i>Aedes aegypti</i>
SRS	Superintendência Regional de Saúde
SL	Sete Lagoas
SISFAD	Sistema de Informação de Dengue e Febre Amarela
IIP	Índice de Infestação Predial
IB	Índice de Breatou
IDO	Índice de Densidade dos Ovos
NAE	Número de Armadilhas Válidas Examinadas
IPO	Índice de Positividade Ovitampa
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
NASA	Administração Nacional Aeronáutica e Espacial
EUA	Estados Unidos da América

SSE	Meteorologia de Superfície e Energia Solar
GIS	Sistema de Informações Geográficas
GMAO	Gabinete Global de Modelagem e Assimilação de Goddard
QGIS	Quantum GIS
GNU	Licença Pública Geral
OSGeo	Open Source Geospatial Foundation
ARMA	Modelos Auto Regressivos de Médias Móveis
ARIMA	Modelos Auto Regressivos Integrados de Médias Móveis
ARFIMA	Modelos Autorregressivos Integrados Fracionalmente e de Médias Móveis
SARIMA	Modelos Sazonais Autorregressivos Integrados e de Médias Móveis
SARFIMA	Modelos Sazonais Autorregressivos Integrados Fracionalmente e de Médias Móveis
CDSC-UK	Centro de Vigilância de Doenças Transmissíveis do Reino Unido
NNDSS	Sistema Nacional de Vigilância de Doenças Notificáveis dos EUA
CDC	Centro de Controle e Prevenção de Doenças
CCDC	Centro de Controle de Doenças da China
CEP	Controle Estatístico de Processos
SARS	Síndrome Respiratória Aguda Grave
NIDRIS	Sistema Nacional de Vigilância de Doenças de Notificação Compulsória de Base Web da China
CIDARS	Sistema Automatizado de Alerta e Resposta de Doenças Infecciosas da China
DLF	Detecção de Limiar Fixo
DLT	Detecção com Limiar Temporal
d_{ab}	Distância euclidiana

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
2	JUSTIFICATIVA	22
3	OBJETIVOS	23
3.1	OBJETIVO GERAL	23
3.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	23
4	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
4.1	REVISÃO DE TÉCNICAS APLICADAS À DETECÇÃO DE SURTOS/EPIDEMIAS EM SISTEMAS DE SAÚDE	24
4.2	MÉTODOS ESTATÍSTICOS.....	34
4.2.1	ESTUDOS DE SÉRIES TEMPORAIS	34
4.2.1.1	Sazonalidade.....	34
4.2.1.2	Tendência.....	35
4.2.1.3	Ciclo	36
4.2.1.4	Componente aleatório.....	37
4.2.2	Modelos probabilísticos	39
4.2.3	Análise Espacial em Saúde	42
4.2.3.1	Visualização.....	43
4.2.3.1.1	Representação espacial e georreferenciamento de dados pontuais.....	43
4.2.3.1.2	Dados de área	44
4.2.3.2	Análise exploratória de dados espaciais	46
4.2.3.2.1	Estimativa de densidade	48
4.2.3.2.1.1	Densidade usando dados pontuais	48
4.2.3.2.1.2	Densidade usando dados de área	49
4.2.3.2.2	Análise exploratória de dados de área	50
4.2.3.2.2.1	Média Móvel Espacial	50
4.2.3.2.3.2	Análise de autocorrelação espacial	51
4.2.3.2.3.3	Indicador global de autocorrelação espacial de Moran	52
4.2.3.2.3.4	Variograma	53
4.2.3.2.3.5	Diagrama de espalhamento de Moran	53
4.2.3.2.3.6	Indicadores Locais de Associação Espacial	53

4.2.3.2.3.7 Métodos Bayesianos para análise descritiva de áreas	54
4.2.3.2.3.8 Modelagem Bayesiana para os riscos relativos	57
4.2.3.3 Modelos estatísticos espaciais	58
4.2.3.3.1 Modelagem de espalhamento de doenças	58
4.2.3.3.2 Modelagem Multinível	59
4.2.3.3.3 Modelagem de dados ambientais	61
4.2.3.3.4 Modelagem de alocação de local	62
4.2.4 Influência da mobilidade.	63
5 METODOLOGIA	65
5.1 DESENHO E LOCAL DO ESTUDO	65
5.2 FONTE DE DADOS E VARIÁVEIS UTILIZADAS	68
5.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA	70
5.4 SOFTWARES E OUTROS RECURSOS UTILIZADOS	73
6 RESULTADOS	74
7 DISCUSSÕES	117117
8 CONCLUSÕES	123123
REFERÊNCIAS	129129
APÊNDICE A - QUADROS DE CARACTERÍSTICAS EPIDEMIOLÓGICAS E ESTATÍSTICAS DAS SÉRIES TEMPORAIS DOS MUNICÍPIOS	141141
APÊNDICE B – TABELAS SUPLEMENTARES	219219
APÊNDICE C – RASCUNHO DE ARTIGO	223223

1 INTRODUÇÃO

A dengue e suas formas mais graves se tornaram grandes preocupações para os órgãos de saúde pública internacional. Atualmente, dengue é a doença zoonótica de área urbana e periurbana mais prevalente nas áreas tropicais e subtropicais de todo mundo. Ainda não há tratamento específico, a susceptibilidade é variável para as diferentes coortes de população o que torna mais difícil uma estratégia de vacinação, ainda mais que as vacinas existentes não apresentam proteção garantida e ainda estão em aperfeiçoamento. Além do mais a adesão às estratégias de prevenção de uma forma geral é muito baixa (CARDIM *et al.*, 2019; PEARSON CARL A. B. *et al.*, 2019).

O principal foco de atuação nas epidemias continua sendo a abordagem e manejo adequado do doente, que podem reduzir os danos potenciais da doença reduzindo a mortalidade. Em 1993 a Quadragésima Sexta Assembleia Mundial de Saúde adotou uma resolução para prevenção e controle da dengue que pedia o fortalecimento dos programas nacionais e locais e ainda pautava o assunto como uma prioridade de saúde pública principalmente nos países onde a doença era endêmica naquela época. A proposta era desenvolver estratégias para conter o espalhamento e o aumento da incidência.

Em 2002, outra resolução foi elaborada a partir de uma demanda da Assembleia Mundial de Saúde que pedia maior empenho dos países membros da OMS para o controle do dengue. Em 2005 o Regulamento Sanitário Internacional (RSI) foi formulado, estipulando que os países deveriam ter capacidade de detectar e responder a qualquer doença que demonstrasse habilidade para causar grande impacto de saúde pública local e que pudesse se espalhar rapidamente outros países (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2005).

Estudos sobre a ecologia e controle dos vetores da dengue realizados em vários países incorporam novas estratégias de monitoramento e controle, as quais vão além do foco na descrição dos criadouros. Temos importantes constatações de que as populações desses mosquitos, em diferentes áreas geográficas, podem diferir quanto as suas características bioecológicas, o que sugere que diferentes estratégias devem ser tomadas nos diferentes lugares, dependendo das características locais desses vetores (NATHAN; KNUDSEN, 1991; SERVICE, 1992; BARRERA; AVILA; GONZÁLEZ-TÉLLEZ, 1993; FOCKS *et al.*, 1993; LOPES *et al.*, 1993; TUN-LIN; KAY; BARNES, 1995).

Nas últimas três décadas houve um aumento considerável da incidência da doença com a ocorrência de grandes epidemias e consequente aumento das formas graves da doença. O aumento entre a década de 1990 e a de 2000 foi de quatro vezes e meio da última em relação à

primeira (479.848 para 1.656.870 casos). O aumento foi observado na frequência e intensidade, de forma que as taxas de infecção entre aqueles que foram anteriormente expostos ao vírus são da ordem de 40-50% podendo chegar a 80-90% em algumas epidemias. Esse comportamento epidemiológico é um grande indicador de que os esforços até então não foram suficientes para reduzir e até mesmo evitar o espalhamento exponencial da doença no mundo.

O Programa Nacional de Controle da Dengue (PNCD) foi instituído em 2002 e seus objetivos eram de reduzir a infestação por *Aedes aegypti*, a incidência da dengue e a letalidade por febre hemorrágica da dengue (FHD). O PNCD possui dez componentes, sendo um dos mais importantes, a vigilância epidemiológica, onde a detecção de surtos de forma oportuna para orientar medidas de controle e o monitoramento das mudanças epidemiológicas no país são consideradas diretrizes fundamentais (BRASIL, Fundação Nacional de Saúde, 2002; FERREIRA *et al.*, 2009).

O fluxo de informação no sistema nacional de vigilância funciona a partir da suspeição de um caso de dengue, sua notificação, investigação e registro no Sistema de Informações de Agravos de Notificação (SINAN) são realizados pelo município e encaminhados ao estado, e deste, para o Ministério da Saúde (MS), semanalmente. O setor de vigilância municipal além de coletar, processar, monitorar e avaliar a situação do município em relação à ocorrência de casos, avalia a incidência semanal comparativamente à série histórica da doença. Em período epidêmico não é necessário investigar todos os casos notificados, somente os graves, dando agilidade a entrada de casos e identificação rápida de aglomerados e áreas quentes de transmissão. Por meio de informes e boletins epidemiológicos, as informações são divulgadas para técnicos, gestores e população, entre as três esferas de governo (BRASIL, Fundação Nacional de Saúde, 2002; LAGUARDIA *et al.*, 2004; BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2007b, 2009).

Em 2008 o número de países que notificaram atividade de dengue à OMS foi recorde, 69 países do Sudeste da Ásia, Pacífico Ocidental e Américas (RUSH; DOBSON, 1794; HOWE, 1979; GUBLER, 1998b, a; WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2017).

O Sistema de Informação Hospitalar (SIH-SUS) pode ser utilizado de forma complementar na vigilância de doenças de notificação compulsória. Ele possui o registro das pessoas que são internadas na rede hospitalar do Sistema Único de Saúde, variáveis do diagnóstico e os principais procedimentos realizados na internação, (Mendes *et al.* 2000a).

No Brasil, a detecção de situações de risco para epidemias de dengue na maioria dos municípios é feita usando apenas o indicador vetorial de presença larvária encontrada em

inquéritos domiciliares como o Levantamento Rápido de Índices de Infestação pelo *Aedes aegypti*, (LIRAA, LIA) e a incidência de casos. Nenhum método de predição, ou outro de qualquer natureza é utilizado de forma rotineira para sinalizar a possibilidade de epidemias, o uso de diagramas de controle está restrito a métodos simples onde existem pessoas que consigam realizá-los. Mesmo com o surgimento de estratégias promissoras de vigilância e detecção promissoras em muitos municípios (ALEXANDRE, SAN PEDRO.; MARÍLIA, SÁ CARVALHO.; NILDIMAR, ONÓRIO., 2020; CODEÇO *et al.*, 2018).

A elaboração e uso de planos de contingência para dengue está cada vez mais frequente no Brasil, e conforme orientação do PNCD, os municípios e estados vem desenvolvendo os planos. Ainda com pouca capacidade operacional, baixa interação entre os setores da saúde e os demais órgãos de governo que tem influência e ou alguma relação com a ocorrência da doença. A falta de recursos disponíveis em tempo hábil, falta de agilidade administrativa para contratar pessoas, realizar as manutenções necessárias nos diversos equipamentos, comprar equipamentos e insumos novos fundamentais para intensificar as ações na vigilância e assistência, ainda são as grandes dificuldades da gestão pública para responder as epidemias.

A baixa capacidade das equipes e profissionais de saúde para atuarem em epidemias, gerir a emergência e manter a resposta coordenada também é um fator limitante. Os estados e o MS, cada vez mais voltados para as demandas administrativas da gestão do sistema de saúde, não tem pessoas e equipe que consigam dar suporte a resposta às emergências de saúde pública na escala necessária, como nas epidemias. Os municípios fragilizados pelo subfinanciamento e descumprimento dos compromissos pelos governos que concentram os recursos na esfera federal, sem receber o devido apoio não conseguem estruturar inicialmente e nem mesmo sustentar a resposta de saúde pública frente a essas situações. Mais investimentos nessa área são necessários para obtermos melhores resultados, pois as grandes e possíveis emergências não deixaram de ocorrer. A ampliação e maiores investimentos em equipes de resposta rápida as emergências de saúde pública era urgente frente ao cenário epidemiológico nacional, (CARMO; PENNA; OLIVEIRA, 2008; BRASIL, Ministério da Saúde, 2009).

Apesar de existirem alguns métodos já utilizados para detecção de surtos como os métodos de controle para a ocorrência de doença, os chamados "Diagramas de Controle", que na prática dos serviços é mais avançado que a comparação simples dos números atuais em relação a registros passados da mesma época. Atualmente, temos mais métodos utilizados em trabalhos acadêmicos do que na prática de saúde pública, como o uso de séries temporais para estimar os casos futuros de uma série de registro de doença (FARRINGTON *et al.*, 1996b;

WILLIAMSON; WEATHERBY HUDSON, 1999). O InfoDengue, apesar de estruturalmente acadêmico, tem interação prática e na pesquisa com o nível local (secretarias de saúde) repassando semanalmente relatórios e previsões (CODEÇO *et al.*, 2018) . Algumas outras iniciativas entre órgãos científicos locais e os serviços estão em aperfeiçoamento, mas não inseridos na prática de saúde pública (DE PAULA; FONSECA, 2004; GABRIEL; ALENCAR; MIRAGLIA, 2019; MARTINEZ; SILVA, 2011).

O uso de métodos avançados de estatística espacial para encontrar pontos quentes ao longo do tempo, ou ainda encontrar a presença de aglomerados espaço-temporais também está presente em muitos trabalhos, mas na prática ainda são pouco usados na vigilância da dengue. Métodos cada vez mais avançados de estatística usando espaço e tempo tem sido empregados para prever a ocorrência da doença e estimar risco de epidemias, mas esses estão restritos a locais de interesse para estudo, que em geral possui programas de vigilância e controle estruturados com capacidade para gerar mais informações para os modelos e a tomada de decisão (MARTINEZ; SILVA, 2011; DIJKSTRA *et al.*, 2013; OLIVEIRA; RIBEIRO; CASTILLO-SALGADO, 2013; PHUNG *et al.*, 2015).

O grande desafio da atualidade ainda continua sendo a criação de um sistema de alerta simples e eficiente para o monitoramento e detecção de surtos de arboviroses, principalmente a dengue, por ser mais frequente e causar maior impacto na saúde pública brasileira. Em um ambiente pouco compreendido, com uma recorrência epidêmica ao longo do tempo, com poucas informações disponíveis e por vezes de baixa qualidade. A maioria dos municípios possui poucas informações vetoriais de infestação obtidas pelos inquéritos, dados de ocorrência de casos pela vigilância e alguns dados climáticos disponibilizados gratuitamente.

2 JUSTIFICATIVA

A dengue atingiu o maior número de casos já registrados na História das Américas em 2019, com mais de 2,7 milhões de casos, sendo 22.127 graves e 1.206 óbitos notificados. O Brasil teve o maior número de casos notificados no continente, 2.070.170, mas também é um dos países mais populosos (OPAS, 2019). A doença é um dos mais relevantes problemas de saúde pública do Brasil atual.

O crescimento do número de casos ao longo do tempo mostra que, apesar dos grandes esforços e investimentos na prevenção e controle da doença, não tivemos uma redução satisfatória na sua ocorrência.

Esse cenário exige cada vez mais a adoção de estratégias analíticas para direcionar as ações de intervenção em saúde pública para áreas/regiões/locais de maior importância/risco. Uma vez que não se consegue atingir de forma homogênea todos os territórios de ocorrência da doença com as ações necessárias para controlar a doença.

O estudo em questão pretende demonstrar a importância da implementação de alguns métodos de análise espacial e temporal, que podem direcionar de forma mais racional as ações de vigilância e controle da dengue nos municípios e regiões, principalmente aqueles de médio e pequeno porte.

3 OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GERAL

Compreender o padrão temporal e espacial da transmissão de dengue, utilizando métodos analíticos de simples implementação e execução na rotina de vigilância e controle da dengue nos municípios da Regional de Sete Lagoas e Belo Horizonte, Minas Gerais, no período de 2002 a 2019.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Descrever as séries temporais de casos de dengue e seu comportamento em cada município e na região, no período de 2002 a 2019.
- Identificar características descritivas importantes nas séries temporais entre os municípios de diferentes portes populacionais.
- Avaliar a distribuição espacial das incidências de dengue entre os municípios da região da SRS Sete Lagoas, no período de 2002 a 2019.
- Analisar a possível ocorrência de clusters espaciais de dengue nos municípios da região da SRS Sete Lagoas, no período de 2002 a 2019.
- Estimar o risco espacial de ocorrência da dengue, apontando os municípios de maior risco na região da SRS Sete Lagoas, no período de 2002 a 2019.

4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

4.1 REVISÃO DE TÉCNICAS APLICADAS À DETECÇÃO DE SURTOS/EPIDEMIAS EM SISTEMAS DE SAÚDE

Os avanços nos sistemas de vigilância, principalmente no que diz respeito a influência da tecnologia da informação e uso da internet para informações em rede, com a possibilidade dessas serem atualizadas no menor tempo possível, associados ao avanço em modelagem matemática e estatística em saúde, despertaram uma expectativa de que os sistemas de informação pudessem ser automatizados, para disponibilizar, de forma rápida e inteligente, análises e alertas, que viessem a ser implementados em larga escala. E que esses pudessem se tornar uma ferramenta da prática rotineira de vigilância.

Os avanços citados podem contribuir de diversas formas: na prevenção do ressurgimento ou introdução, e disseminação de novas e antigas doenças infecciosas; na detecção precoce dos casos iniciais, ou de alterações no padrão da série de tempo; no conhecimento dos mecanismos de adoecimento, sinais e sintomas, formas de transmissão e agravamento dos casos; fornecer estimativas de espalhamento e alertas de risco para epidemias e estimar a suscetibilidade e proteção da população unindo os dados de doença e de imunização. Mais ainda, propor as melhores medidas a serem adotadas de acordo com o cenário epidemiológico, auxiliando na definição das medidas de controle e prevenção necessárias, de forma que esses sistemas poderiam atuar mais prática e diretamente na redução do impacto das doenças na saúde das pessoas (MYERS et al., 2000).

A possibilidade de uso de dados e informações diversas é muito variada e flexível atualmente, dependendo das características de cada doença/agravo. Embora muitos dos dados ambientais usados hoje estejam disponíveis gratuitamente ou a custo muito baixo, a qualidade e a disponibilidade dos dados epidemiológicos variam enormemente. Podendo, talvez, ser os mais difíceis de serem obtidos, mesmo que eles dependam de menor densidade tecnológica. Os primeiros trabalhos a analisar séries de dados ambientais, como os da meteorologia e dados de saúde, na tentativa de estimar risco, prever e responder a epidemias datam dos anos 20 do século passado, na Índia, quando já se tinham 50 anos de registros de dados ambientais e 30 anos de registros de eventos de saúde. Logo em seguida, incrementaram o uso de dados demográficos nas previsões e análises (GILL, 1921, 1923; ROGERS, 1923, 1925, 1926; SWAROOP, 1949; MYERS *et al.*, 2000).

Trabalhos mais voltados para a previsão e alerta precoces foram desenvolvidos nos anos 1980, com a criação de uma rede colaborativa, instituída para criar um sistema de alarme para

fome na África, com o uso de modelos preditivos com dados de acesso das pessoas à comida. O Sistema visava monitorar o acesso das pessoas à comida, a fim de fornecer um aviso oportuno quando houvesse uma ameaça de crise alimentar e, assim, obter respostas apropriadas (DAVIES; LAMBERT, 1991; WALSH, John, 1988).

A maioria dos trabalhos para detecção de padrões utilizando séries temporais em epidemiologia tem utilizado análises retrospectivas de séries de casos dos sistemas de vigilância em saúde. Já no sentido prospectivo, o objetivo de muitos trabalhos é detectar clusters de eventos de saúde e/ou doença em uma extremidade da série temporal, tipicamente o período mais recente no intervalo de tempo da série. O propósito comum desses estudos tem sido identificar aumento de casos ou surtos o mais precocemente possível para possibilitar uma intervenção oportuna. A implementação dessas metodologias para detecção precoce pode se tornar complicada devido a existência de alguns fatores como o atraso de notificação, as flutuações na série histórica de dados devido a ciclos sazonais e tendências seculares, e por surtos passados. Essas questões variam de acordo com as características de cada doença/agravo (FARRINGTON *et al.*, 1996).

Além disso, um sistema de alarme para a vigilância, de uma forma geral, deve ser suficientemente robusto para lidar com uma vasta gama de organismos, eventos ou de agravos, sendo flexível para trabalhar, por exemplo, com uma ocorrência esporádica de casos, como nas salmoneloses incomuns com uma frequência semanal inferior a 1 caso, quanto para organismos como o rotavírus ou dengue, com frequências semanais de várias centenas de casos (FARRINGTON *et al.*, 1996).

A tarefa de avaliação rotineira das notificações de doenças/agravos recebidos, avaliação de qualidade dos dados, contagem e conferência, análise descritiva e a detecção de surtos ultrapassa as capacidades computacionais manuais, tendo em vista todos os processos burocráticos e administrativos existentes no processo de vigilância. Um sistema automatizado para a detecção de eventuais alterações importantes, temporais e/ou espaciais, seria muito necessário para auxiliar na identificação de focos nacionais ou em diferentes níveis localregionais de algum agravo/doença.

Na Inglaterra e no País de Gales, por exemplo, a vigilância de doenças infecciosas, coordenada em nível nacional pelo Centro de Vigilância de Doenças Transmissíveis (CDSC), atual órgão de todo Reino Unido (UK), chamado de CDSC-UK, possui um sistema de alarme desenvolvido nos anos 90 para auxiliar na detecção de surtos, examinando automaticamente os relatórios semanais de doenças infecciosas recebidas no CDSC. Esse foi um dos primeiros

sistemas automatizados de relevância nacional para detecção precoce de surtos em sistemas de vigilância em saúde no mundo. O principal mecanismo de vigilância na região era baseado na rede de laboratórios de saúde pública e vinculados, distribuídos de forma estratégica no país. Esses reportavam detalhes de todos os microrganismos e respectivos doentes semanalmente ao sistema nacional de vigilância, para a elaboração de um boletim semanal, que era alvo do sistema de detecção de surtos (FARRINGTON *et al.*, 1996)

O Sistema do CDSC-UK se preocupava com as flutuações sazonais consideráveis de algumas doenças, que poderiam atingir picos em diferentes épocas do ano, enquanto outras também apresentavam tendências de longo prazo. Possíveis flutuações aleatórias, assim como a ocorrência de casos esporádicos de uma doença rara não eram de interesse epidemiológico e não foram tratadas nos procedimentos estatísticos utilizados, pois o mesmo foi focado em contagens anormalmente altas.

Os principais requisitos considerados no sistema foram a oportunidade, a sensibilidade e a especificidade, juntamente com a facilidade em interpretar os resultados. A oportunidade e a sensibilidade foram necessárias para garantir que os surtos fossem detectados a tempo de realizar as intervenções necessárias. Esses requisitos têm grande relação com os recursos estatísticos a serem utilizados. Na prática, os dados semanais devem ser processados automaticamente e gerar análises importantes e ágeis, dando mais tempo para as equipes investirem nas investigações epidemiológicas necessárias (FARRINGTON *et al.*, 1996).

O atraso ocorria de forma inevitável, pois era muito difícil ter a data de adoecimento exata notificada em tempo oportuno, uma vez que o sistema era de vigilância passiva de dados laboratoriais. A data mais confiável era a data da coleta, que nem sempre era exatamente a mesma do adoecimento. Dessa forma, a série temporal era sujeita a muitos vieses, principalmente nas semanas mais recentes, onde apenas uma pequena fração dos casos existentes estava incluída na contagem.

Nesse contexto, o CDSC-UK desenvolveu um sistema de detecção de surtos baseado em informações faltantes e com grande atraso poderia perder sua capacidade de apontar alterações, ou até mesmo ter baixa sensibilidade devido ao incremento de variabilidade no modelo utilizado. Foi considerado que uma série temporal de contagens por data da infecção somente seria adequada para a detecção de surtos se os atrasos nos relatórios fossem tão curtos que o viés de atraso pudesse ser ignorado. O que não era o caso dos dados no sistema nacional de vigilância à época. Então, consideraram para o uso, as datas de encaminhamento do relatório dos laboratórios, pois as datas de coleta de amostras tinham baixa completude e poderiam ser

duvidosas (FARRINGTON *et al.*, 1996).

O sistema de detecção de surtos do CDSC-UK incorporou a tendência no modelo estatístico ajustando uma variável de tempo linear no modelo de regressão, e a sazonalidade foi introduzida com base no cálculo do limiar apenas em contagens de períodos comparáveis dos últimos anos. A maioria dos processos não chegavam a cinco anos de contagens. Eles assumiram que as contagens semanais eram independentes e o único efeito sistemático inserido no modelo seria a tendência linear da frequência dos relatórios. Foi ajustado um modelo de regressão usando funções de probabilidade capazes de lidar com a superdispersão dos dados e com as estimativas de falsos positivos, e assim foram calculados os limiares máximos e mínimos.

Uma grande dificuldade encontrada pelo CDSC-UK na abordagem com a regressão foi como reduzir a influência das contagens da linha de base em semanas coincidentes com surtos passados. A inclusão de valores de surtos anteriores nos cálculos do limiar resultava em limiares muito altos e, portanto, reduziam a sensibilidade. Para isso, foi usado um procedimento específico para ponderar o efeito das semanas de surtos passados (FARRINGTON *et al.*, 1996).

Outro exemplo, nos Estados Unidos (EUA), em uma das primeiras tentativas nacionais de estruturar um método de detecção precoce de surtos, ou até mesmo de prever tendências e mudanças nas séries de dados das doenças sobre vigilância em saúde pública, foi um estudo utilizando os dados do Sistema Nacional de Vigilância de Doenças Notificáveis (NNDSS) do Centro de Controle e Prevenção de Doenças (CDC-EUA), provenientes dos relatórios semanais de doenças de notificação. Das 52 doenças sob notificação desde 1º de janeiro de 1996, o estudo envolveu inicialmente 17 que representavam uma grande diversidade entre elas, tendo em vista suas características demográficas, etiológicas, sazonalidade, incidência, distribuição da população e geografia, com dados no nível de país. Para o nível de estados, aplicaram a mesma estratégia para os dados estaduais de gonorreia, hepatite A, sarampo, infecções meningocócicas e febre do fismo ou fismo das borrelíias, (ABERER; DURAY, 1991). Estas doenças e os estados foram escolhidos para representar uma grande variedade de doenças e a diversidade de características demográficas (CDC, 1997; WILLIAMSON; WEATHERBY HUDSON, 1999).

A primeira fase de análise incluiu os dados da primeira semana de 1980 até a semana 52 de 1989. A segunda fase de análise ampliou os dados originais, usando os relatórios semanais de doenças de 1990 a 1995, e concentrou-se apenas na série de dados nacionais para hepatite A. Foi empregada uma estratégia de modelagem Box-Jenkins sobre os dados, para lidar adequadamente com problemas de autocorrelação, alcançar ajuste adequado aos dados e

produzir previsões de variância mínima a cada passo em frente do processo. Assim, o sistema de monitoramento foi desenvolvido em dois estágios, com base na integração bem-sucedida de modelos ARIMA, fornecendo uma previsão dinâmica, de previsões futuras sobre doenças e métodos de Controle Estatístico de Processos (CEP) para rastreamento de erros de previsão dos modelos ARIMA. Essas estratégias são semelhantes as já sugeridas para aplicação em ambientes industriais, como de conhecimento (MONTGOMERY; MASTRANGELO, 1991; O'CONNOR, 1991).

Um modelo de regressão log-linear foi ajustado para superdispersão, sazonalidade, tendências seculares e surtos anteriores. O modelo foi usado para calcular um valor esperado para a semana atual com base em dados históricos, juntamente com um limiar acima do qual uma contagem observada é apontada como incomum. O algoritmo estatístico, a sua validação e deficiências foram descritos na publicação e a abordagem foi totalmente empírica, com ênfase em alcançar um algoritmo adequadamente robusto em relação à hipótese subjacente (WILLIAMSON; WEATHERBY HUDSON, 1999).

O atraso inevitavelmente também ocorria entre a data em que um indivíduo iniciou os sintomas e a data em que o relatório de notificação da doença, com detalhes do organismo envolvido, era recebido no CDC-EUA. Utilizaram, de forma similar à sugerida anteriormente, a data do relatório para minimizar os efeitos do atraso, e aplicaram uma estratégia estatística para ajustar os valores mais recentes para próximo dos valores reais segundo o histórico de atualizações dos valores na série.

Bons resultados foram encontrados em sete modelos Box-Jenkins ARIMA das 17 séries nacionais de relatos de doenças e quatro das séries de doenças dos estados. A maior utilidade demonstrada por esses modelos foram as previsões mais recentes, chamadas de um passo à frente, ou de curto prazo, pois os erros de previsão para prazos mais longos seriam, em geral, correlacionados. Foi um grande avanço nesse sistema de alerta um ajuste com base na atualização dos dados atuais, quando implementaram as previsões. O modelo era reajustado com o acréscimo de cada nova observação ao usar previsões contínuas. O que proporcionava entender os erros de previsão, diferença entre o estimado e o observado, através de uma análise estatística dos mesmos, e assim ajustar o modelo para minimizá-los (GARDNER, 1984; WILLIAMSON; WEATHERBY HUDSON, 1999; PANKRATZ, 2008).

Em seguida foram utilizados os métodos de Controle Estatístico de Processos (SCP), com gráficos de controle construídos de três formas, usando o gráfico de controle simples, gráfico de controle com médias móveis e gráficos de controle com média móvel exponencial

ponderada. Esses foram implementados em erros previstos de um modelo de readequação contínua, e verificou-se que eles podiam apresentar falhas na tendência da série de doenças, uma questão que precisava ser avaliada em trabalhos futuros. O CDC-EUA sugeriu então que, futuramente, dever-se-ia incluir análises de dados de estados vizinhos, para permitir maior comparação nos resultados.

Embora o sistema de monitoramento e alerta criado utilizasse de discussões periódicas com especialistas em doenças durante o estudo para ajuste dos modelos, ficou claro a necessidade em realizar uma validação epidemiológica para determinar a sensibilidade e a especificidade do sistema de monitoramento, percebendo que nenhum sistema seria capaz de discernir entre um aumento relacionado à doença e um aumento causado por erro administrativo, notificação por lote ou anomalia estatística qualquer. Esta avaliação deve ser feita em nível local ou estadual, de onde os dados se originam e as respostas de saúde pública a aumentos substanciais nos casos relatados de doença provavelmente virão conforme a emissão do alarme (WILLIAMSON; WEATHERBY HUDSON, 1999).

O uso de métodos estatísticos em situações onde há a necessidade de resposta rápida, como em potenciais surtos e epidemias, foi considerado crucial para que os profissionais de saúde pública os conhecessem e compreendessem, e assim tivessem uma maneira fácil, prática, oportuna e barata para implementá-los. Esse trabalho focou em um sistema de monitoramento para detectar alterações, mas reforçou a ideia de que, devido à diversidade de doenças e aos fatores que as afetam, não existe um único método que possa ser universalmente aplicado aos dados de vigilância da saúde pública para identificar um número elevado de casos de doença ou evento de saúde. O sistema de monitoramento foi uma nova abordagem para maximizar a força de dois métodos estatísticos, que podem ajudar a comunidade de saúde pública no esforço de identificação precoce de problemas. (WILLIAMSON; WEATHERBY HUDSON, 1999).

Após a China ter passado pelo surto de Síndrome Respiratória Aguda Grave (SARS) em 2003, causado por um coronavírus, o governo empenhou esforços em melhorar sua capacidade de vigilância de doenças infecciosas e assim desenvolveu um Sistema Nacional de Vigilância de Doenças de Notificação Compulsória de Base Web da China, em 2004, conhecido pela sigla NIDRIS. Este permitiu que todas as unidades de saúde do país relatassem em tempo real a ocorrência de casos individuais de doenças de notificação compulsória pela Internet, fato que encurtou o intervalo de tempo entre o diagnóstico de um caso e sua notificação no sistema para um dia em média. A inovação permitiu melhorar a oportunidade da notificação e conseqüentemente analisar e interpretar eficazmente o grande volume de dados relatados, assim

como disseminar rapidamente os resultados aos que nutrem o sistema (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Diante das melhorias ocorridas e possibilidades da época, em 2005 o Centro de Controle de Doenças da China (CCDC), em cooperação com a Organização Mundial da Saúde, iniciou um projeto nacional para desenvolver um Sistema Automatizado de Alerta e Resposta de Doenças Infecciosas da China (CIDARS). Essa ferramenta foi concebida para conduzir a análise e detecção de alterações na ocorrência de doenças infecciosas, com intuito de também facilitar uma resposta rápida aos surtos e comunicar eficazmente suas informações, potencializado pela ampla disponibilidade de ferramentas de comunicação (tais como computadores, telefones celulares, etc.). O CIDARS foi implementado e começou a operar em todo o país em 2008, e nesse ano, cerca de 67.000 instituições de saúde informaram casos ao NIDRIS e cerca de 5 milhões de casos de doenças infecciosas foram relatados anualmente. Ele foi desenvolvido baseado na existência de dados de 28 doenças que possuem potencial para causar surtos e requerem ações imediatas, contidas no sistema nacional de notificação compulsória (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

O sistema realiza análises em tempo real diariamente sobre os dados e envia os sinais de alarme para os CCDC's no nível de cada estado, através do serviço de mensagens curtas (SMS), utilizado por telefones celulares. Os CDC no nível nacional podem monitorar o processo de resposta de cada sinal e fornecer orientação técnica e suporte, se necessário, para as províncias e municípios. Quatro componentes interconectados compõem o sistema: detecção de alterações, geração de sinais, disseminação de sinais e resposta aos sinais (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Para detectar as alterações na ocorrência foram utilizados três métodos, os quais foram aplicados em duas etapas. Na primeira, em 2006, foram implementados a detecção com limiar fixo (DLF) e a detecção com limiar temporal (DLT). Posteriormente, foi implementado o método de detecção espacial, integrado aos dois iniciais. As 28 doenças foram classificadas em dois grupos de acordo com a gravidade, taxa de incidência e importância. Eles foram analisados com um dos três diferentes métodos de detecção de aberrações (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

As definições para o DLF incluíram nove doenças infecciosas caracterizadas com maior gravidade (grupo 1), mas com menor incidência, sendo analisadas usando um valor fixo para o limiar. Para o DLT, com as doenças infecciosas consideradas mais comuns (grupo 2), foi utilizado o percentil móvel para detectar a alteração na ocorrência da doença, comparando os casos relatados no período de observação atual com o período histórico correspondente no nível

de um território.

Por último, a Detecção de Limiar Espacial (DLE) usa o método SaTScan, usado para pesquisar clusters espaciais de incidência de doenças do grupo 2. O SaTScan é uma plataforma livre de análise de dados espaciais, temporais e espaço-temporais. Este modelo é aplicado aos dados no nível do município (KULLDORFF, 1997). Os dados populacionais exigidos pelo SaTScan foram obtidos a partir do Histórico Chinês de Estatísticas, e os dados geográficos foram do Instituto Chinês de Ciências Geográficas e Pesquisa de Recursos Naturais. Quando a incidência de doença em certas áreas geográficas (uma cidade ou mais de uma cidade) era significativamente maior do que a de outras áreas do município, esta área era categorizada como um cluster espacial (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Conforme proposto por YANG e colaboradores (2011), a geração ou não do sinal depende dos resultados dos três métodos. As regras de geração de sinais são distintas para dois grupos de doenças. No grupo 1, o sinal é gerado automaticamente para qualquer caso isolado notificado pelo sistema nacional de vigilância, ou seja, quando ultrapassar o DLF. Nas doenças do grupo 2, a geração do sinal é decidida após resultados do cálculo dos métodos de limiar temporal e espacial que são operados em uma sequência lógica e são realizados uma vez por dia. Em seguida, o sinal é gerado quando quaisquer uns dos seguintes requisitos são satisfeitos após o processo de cálculo, onde C é a soma dos casos durante o período atual de sete dias e P é o percentil dos dados históricos:

- DLT: $C \geq P80$;
- DLT: $C > P10$ e $C < P80$, e DLE apontou um cluster espacial;

Pelo menos dois epidemiologistas em cada CCDC no estado são designados para receber automaticamente os sinais em seus telefones celulares pelo sistema SMS sediado em Pequim, China. Para as doenças do tipo 1, o sinal é distribuído em tempo real com a informação no sistema nacional, e para as doenças de tipo 2 o sinal é disparado às 08:00 horas de cada dia. No fluxo de medidas adotadas após o sinal há dois caminhos a serem tomados. O primeiro é a verificação do sinal e o segundo é a investigação epidemiológica de campo da possível emergência. A informação sobre a verificação do sinal e a investigação de campo é devolvida ao CIDARS pelos epidemiologistas locais, para que os epidemiologistas nos CCDC's possam monitorar ativamente o resultado da verificação do sinal e a evolução da investigação do surto com as respectivas medidas (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Na China, os CDC's assumiram a responsabilidade pela concepção, desenvolvimento e manutenção do sistema, bem como pela monitorização de surtos graves. Os CDC's no nível

provincial e municipal tomaram conta da gestão dos usuários do sistema dentro de suas áreas administrativas, revisando diariamente e acompanhando o processo de resposta de sinais. Todos os CDC's no nível do estado são responsáveis por receber e responder aos sinais e alimentar oportunamente os resultados da resposta no CIDARS.

No período avaliado, o sistema conseguiu identificar surtos nos dois grupos, mas o número de sinais positivos foi baixo. Parece ainda que o Valor Preditivo Positivo foi baixo e a sensibilidade alta. Uma baixa percentagem de sinais positivos é uma deficiência comum a muitos sistemas similares de alerta precoce de surtos. A porcentagem de possíveis sinais positivos variou entre os grupos de doenças respiratórias, zoonóticas e vetoriais, doenças transmitidas por alimentos e veiculadas pela água, o que demonstrou que diferentes algoritmos precisam ser considerados com base nas características epidemiológicas da cada doença/agravo (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Embora o CIDARS tenha sido um sistema poderoso e sofisticado para a China, considerou-se um desafio manter as operações normais do mesmo. Computadores avançados com capacidade de cálculo de dados de alta potência, a estabilidade do acesso à internet, bem como a manutenção de uma equipe especializada para o sistema são fatores difíceis de manter pela gestão pública.

Uma limitação citada foi a dificuldade em detectar surtos antes que os casos sejam confirmados e relatados pelos clínicos, porque o sistema é baseado nos dados de vigilância de doenças infecciosas de notificação obrigatória, baseado em casos confirmados. Às vezes, o sistema é menos oportuno e sensível do que alguns outros sistemas de detecção de surto, pois não utiliza dados sobre pré-diagnóstico de casos em hospitais, relatórios de mídia ou absentismo escolar. Além disso, muitos sinais negativos foram gerados pelo CIDARS, causando uma resposta de sinal desnecessária para a equipe local (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Algumas melhorias devem ser consideradas no futuro, como a elaboração de algoritmos e parâmetros mais flexíveis e razoáveis para detecção de alterações, que sejam calibrados para as diferentes características de determinadas doenças e necessidades diversas de diferentes áreas, a fim de melhorar o desempenho da detecção de surtos. Assim como a flexibilidade da entrada de novas doenças pelos usuários locais, para tratar certas prioridades em uma determinada jurisdição (YANG, Weizhong *et al.*, 2011).

Agora, abordando de forma mais específica os modelos de Controle Estatístico de Processos (CEP ou SAP no Inglês), o uso desses métodos tem uma questão básica entre a

especificidade das previsões (no espaço e no tempo) e os prazos de entrega que essas previsões podem proporcionar. Em geral, as previsões de longo alcance fornecem avisos menos específicos, mas têm a vantagem de fornecer aos planejadores prazos de entrega relativamente longos. Por outro lado, podem fornecer informações altamente específicas sobre o momento e a localização dos surtos, apesar de nesses casos, terem pouco tempo disponível para a implementação de medidas de controle (Frisén, 1992).

Essa é uma questão particularmente importante do ponto de vista do planejamento em saúde, pois o ideal é que, tendo em vista os poucos recursos existentes, esses só sejam mobilizados quando um 'nível crítico' de confiança for excedido. Embora alguns elementos de intervenção, como alocar recursos contingenciais dentro do orçamento da saúde, podem exigir previsões com um nível de confiança relativamente baixo, outras atividades podem apenas continuar até que previsões mais específicas estejam disponíveis. Sendo o risco de um alarme falso menos provável.

As atividades de prevenção e controle de epidemias envolvem uma cadeia de eventos, sendo importante reconhecer adequadamente a utilidade potencial de uma ampla gama de indicadores, que podem ser combinados para criar uma estratégia de previsão integrada (Cox et al., 1999).

Vários fatores podem ser identificados como componentes importantes no estabelecimento de uma boa previsão de risco de epidemia. Mas, sem dúvida, a precisão da previsão, bem como sua escala geográfica e duração temporal, são essenciais. Os processos que devem ser incorporados à implementação do CEP também incluem a ampla validação do modelo, a aplicação de modelos em escalas apropriadas aos gerentes de saúde pública, a reavaliação regular da confiabilidade dos dados e ao final a revisão do sinal por especialistas.

As previsões devem sempre estar vinculadas às iniciativas de resposta, para que possam ser atualizadas com base nessas ações. Deste modo, os funcionários responsáveis por conter um surto podem determinar a confiabilidade das previsões, a eficácia de suas respostas e o nível de esforço necessário para um surto em andamento.

As experiências anteriores de CEP para sinalizar a situação de fome na África sugerem de forma importante que as grandes críticas geralmente estão menos relacionadas à precisão da previsão, mas sim ao fato de que as informações de alerta não são usadas rotineiramente pelos tomadores de decisão (MYERS et al., 2000).

Essa situação não está simplesmente relacionada a provar que um alarme é confiável, pois se os formuladores de políticas públicas não puderem estimar facilmente o valor humano

ou econômico de um alerta precoce, a probabilidade de implementação dele é pequena. As informações dos CEP, portanto, precisam ser fornecidas de uma maneira que possam ser facilmente interpretadas e dessa maneira influenciar o processo de tomada de decisão.

4.2 MÉTODOS ESTATÍSTICOS

4.2.1 Estudos de Séries Temporais

Dentre as técnicas descritivas de análise de séries temporais, as mais comuns são os gráficos das séries, a decomposição clássica, análise de tendência, sazonalidade e autocorrelação. A decomposição clássica é a mais comum técnica descritiva de análise de séries temporais. Consiste em um modelo univariado que utiliza formulações matemáticas simples para separar a série em quatro componentes principais: a tendência, o ciclo, que se refere às oscilações ao longo prazo ou aos desvios em torno da reta de tendência; a sazonalidade e o termo aleatório que aparece com flutuações de curto período e deslocamento inexplicável (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT, 1982).

“A decomposição clássica é útil tanto para o planejamento como para a previsão”, pois, além de permitir previsões, auxilia na tomada de decisão acerca do método de previsão mais adequado às características dos dados disponíveis (SOUZA, Gueibi Peres, 2004).

4.2.1.1 Sazonalidade

Muitas séries temporais exibem um comportamento que tende a se repetir a cada s períodos de tempo. Este comportamento cíclico (ao longo de um ano ou intervalo menor) das grandezas, muitas vezes, é resultado de suas variações em função das estações do ano, a sazonalidade. Por exemplo, é natural esperar que os casos de doenças respiratórias tenham um pico na época mais fria do ano, assim como o consumo de energia elétrica. Ou ainda, que a venda de sorvetes no Brasil seja bem grande no primeiro trimestre de cada ano, diminua no segundo, atinja seu menor valor no terceiro e volte a aumentar no quarto. Nesses casos, o padrão de sazonalidade é mensal ou trimestral ao longo do ano.

A sazonalidade também pode se manifestar de forma diferente da mensal/semanal e/ou não ser fruto das variações climáticas. Alguns exemplos são as vendas semanais de uma empresa ao longo do mês, que podem ser maiores nas últimas semanas e menores nas primeiras por causa do cumprimento de cotas ou metas por partes dos vendedores; o consumo diário de bebida alcoólica nos bares ao longo da semana, que é maior nos últimos dias da semana e menor nos primeiros por causa do movimento nos bares; a intensidade de tráfego por hora ao longo do

dia, que apresenta picos nos horários de rush, de manhã cedo e no fim da tarde (EHLERS, 2007).

Esses padrões possivelmente se repetirão periodicamente, e dessa forma poderemos ter vários modelos possíveis de sazonalidade, como:

- Sazonalidade determinística: onde o coeficiente de uma variável dummy representa o fator sazonal do respectivo período de tempo (semana, mês, trimestre, etc.);
- Funções trigonométricas: quando ocorre o relacionamento dos coeficientes das variáveis dummy com frequências espectrais sazonais; e
- Sazonalidade estocástica: uma das formas se dá quando temos uma variável endógena com defasagem sazonal no modelo (modelos ARMA periódicos). Outra forma são os modelos ARMA sazonais.

Quanto aos tipos, a sazonalidade pode ser aditiva, quando a série apresenta flutuações sazonais mais ou menos constantes não importando o nível global da série, ou multiplicativa, quando o tamanho das flutuações sazonais varia dependendo do nível global da série. Por exemplo, suponhamos que a cada inverno temos 50.000 casos de doença respiratória acima da média anual, então as previsões para os próximos invernos devem somar 50.000 casos a média anual para levar em conta a flutuação sazonal, que consideramos ser aditiva. Agora se o aumento de casos no inverno é de 30% em relação à média anual, esse aumento será grande ou pequeno dependendo do valor médio no ano. Às previsões para o próximo inverno deve-se multiplicar por 1,3 a média anual de casos, o que chamamos de sazonalidade multiplicativa (HAMILTON, 1994; EHLERS, 2007).

4.2.1.2 Tendência

A série pode crescer ou decrescer com vários padrões. A tendência é linear quando o aumento ou decréscimo esperado é um valor fixo a cada período de tempo s . Podemos pensar em tendência como uma mudança de longo prazo no nível médio da série. A dificuldade seria definir o que é longo prazo.

Podemos considerar uma tendência exponencial quando um fator de aumento é aplicado a cada período de tempo, por exemplo, 1,3 a cada período sazonal. O crescimento é amortecido quando o aumento esperado é, por exemplo, de 70% sobre o período de tempo anterior. Por exemplo, o aumento de 70% de 50.000 casos, dando um total de 35.000 casos, e no próximo período será 70% de 35.000 casos, resultando em 24.500 casos, assim seguindo o amortecimento.

Uma forma simples de expressar a tendência seria pela equação a seguir:

$$X_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t$$

onde α e β são constantes a serem estimadas e ε_t denota um erro aleatório com média zero. O nível médio da série no tempo t é dado por $m_t = \alpha + \beta t$, que é algumas vezes chamado termo de tendência.

De um modo geral, uma forma de se lidar com dados não sazonais que contenham uma tendência consiste em ajustar uma função polinomial,

$$X_t = \beta_0 + \beta_1 t + \dots + \beta_p t^p + \varepsilon_t$$

Uma função linear ou quadrática seria apropriada no caso de uma tendência monotonamente crescente ou decrescente. Caso contrário polinômios de ordem mais alta devem ser ajustados. Outras possíveis formas de tendência são os crescimentos descritos por uma curva Gompertz, dependendo da curva utilizada, a função ajustada fornece uma medida de tendência da série, enquanto os resíduos (valores observados – valores ajustados) fornecem uma estimativa de flutuações locais (BOX; JENKINS, 1976; HAMILTON, 1994; EHLERS, 2007).

Podemos também a cada tempo t , estimar uma equação de regressão polinomial diferente, sendo que as estimativas dependem do tempo, o que dá caráter local as retas de regressão. O procedimento, conhecido como "*loess*", é um procedimento iterativo, que a cada passo aplica-se à regressão local anterior, calculam-se os resíduos e aplica-se novamente à regressão local, dando peso menor às observações com resíduos maiores, sendo repetido até atingir convergência.

Outro procedimento para analisar séries com tendência é o uso de filtros lineares, que convertem uma série em outra usando operações lineares, principalmente com o uso de médias móveis, sendo que a nova série criada deve ser livre de tendência. Um tipo de filtro considerado especial pode ser utilizado para remover a tendência polinomial de uma série, consistindo em diferenciar uma série até que ela se torne estacionária. A diferenciação de primeira ordem é a mais utilizada sendo que, ocasionalmente, uma diferenciação de segunda ordem pode ser requerida.

Independente do uso para induzir estacionariedade, a diferenciação pode ser muito útil de forma exploratória. As observações discrepantes, por exemplo, podem ter um efeito importante na série diferenciada e uma representação gráfica pode demonstrar tais pontos de forma mais clara (HAMILTON, 1994; DIGGLE, Peter, 1996; EHLERS, 2007).

4.2.1.3 Ciclo

O comportamento irregular das grandezas numa série pode ser atribuído ao ciclo. Ele

manifesta-se na forma de flutuações semelhantes a ondas em torno das tendências, que têm duração maior do que um ano, mas que não têm a exata periodicidade que caracteriza o padrão sazonal. A identificação das épocas em que ocorrem os picos e depressões destas ondas sugere seu relacionamento com a flutuação geral da atividade característica da série, chamado ciclo da série, como por exemplo, o ciclo de transmissão de uma determinada doença ao longo de alguns anos.

Portanto uma grandeza que não revele sazonalidade nem tendência, quando observada a sua variação em relação ao tempo, ainda pode apresentar um comportamento cíclico não aleatório, que pode ser visualizado, entendido e decomposto de modo a ser usado num futuro exercício de previsão.

O montante per capita de dinheiro gasto em restaurantes, em São Paulo, por exemplo, não apresenta, a princípio, nenhum padrão sazonal e nenhuma tendência de crescimento ou redução ao longo do tempo, mas seu comportamento pode ser explicado pela variação do nível econômico e pode ter sua variação atribuída quase que somente ao ciclo (além de alguns efeitos aleatórios). Se for esperada uma atividade econômica de intensidade em 2006 maior do que em 1999 e menor do que em 2003, há de se prever que a grandeza em questão seja maior em 2003 e menor em 1999 (com um valor intermediário para 2006), independente do mês do ano (HAMILTON, 1994; EHLERS, 2007).

4.2.1.4 Componente aleatório

Se retirarmos os efeitos da sazonalidade, do ciclo e da tendência de uma série que expressa o comportamento de uma grandeza ao longo do tempo, o restante da sua variação é chamado de flutuação residual e pode ser atribuída a componentes aleatórios. Essa flutuação residual também pode ser entendida como oriunda de situações indistinguíveis, já que a sazonalidade, a tendência e o ciclo foram encarados como situações distinguíveis.

Dessa forma, o método de decomposição clássica isola os efeitos que geram a irregularidade dos comportamentos das séries temporais, prevê o comportamento de cada efeito no futuro e, novamente agrupa esses efeitos de modo a estimar a melhor previsão para o futuro da série temporal.

Um modelo aditivo de série temporal pode ser visto da seguinte forma:

$$Z_t = T_t + S_t + E_t$$

Onde Z_t é o valor real da grandeza e os fatores são os efeitos supramencionados.

Outra importante ferramenta para identificar as características de uma série temporal é

o coeficiente de autocorrelação. O significado é parecido ao coeficiente de correlação usual para n pares de observações variáveis de x e y . No entanto, na autocorrelação queremos medir a correlação entre as observações de uma mesma variável em diferentes horizontes de tempo, por exemplo, correlações entre as observações defasadas em 1, 2, ..., n períodos de tempo.

Assim dadas n observações X_1, \dots, X_n de uma série temporal discreta podemos formar os pares $(X_1, X_2), \dots, (X_{n-1}, X_n)$. Considerando X_1, \dots, X_{n-1} e X_2, \dots, X_n como duas variáveis, o coeficiente de correlação entre elas é dado por:

$$r_1 = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} (x_t - \hat{x}_1)(x_{t+1} - \hat{x}_2)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} (x_t - \hat{x}_1)^2 \sum_{t=1}^{n-1} (x_{t+1} - \hat{x}_2)^2}}$$

Onde as médias amostrais são:

$$\hat{x}_1 = \sum_{t=1}^{n-1} x_t / (n - 1) \text{ e } \hat{x}_2 = \sum_{t=2}^n x_t / (n - 1)$$

Sendo que o coeficiente de correlação mede as correlações entre as observações sucessivas, ele pode ser chamado de coeficiente de autocorrelação ou coeficiente de correlação serial.

A fórmula pode ser simplificada utilizando a média de todas as observações e assumindo que a variância é constante. Assim, ela pode ser utilizada para calcular a correlação entre observações defasadas de k períodos de tempo, fornecendo assim um coeficiente de autocorrelação de ordem k . Na prática, é mais usual calcular primeiro os coeficientes de autocovariância, e depois os de autocorrelação.

O correlograma é um gráfico com os primeiros coeficientes de autocorrelação como função de k . O mesmo é uma importante ferramenta, se interpretado adequadamente, para identificar características da série temporal. Devemos associar certos padrões do correlograma como determinadas características da série. Uma primeira avaliação é definir se a série é aleatória. Para uma série completamente aleatória os valores defasados não são correlacionados e, portanto, espera-se que os coeficientes de autocorrelação sejam próximos de zero para a série defasada em k períodos de tempo.

Se temos variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, com médias arbitrárias, é passível de demonstração que o coeficiente de autocorrelação é assintoticamente normalmente distribuído com média e variância dados por:

$$E(r_k) \approx -1/n \text{ e } Var(r_k) \approx 1/n$$

Dessa forma os limites de confiança de 95% podem ser dados por

$$-1/n \pm 1,96/\sqrt{n}$$

Assim, o correlograma, mesmo para uma série completamente aleatória, espera-se que 1 a cada 20 coeficientes r_k esteja fora dos limites. Por outro lado, um valor muito grande de coeficiente de autocorrelação tem menos chance de ter ocorrido ao acaso de um valor estar apenas ligeiramente fora do limite.

A correlação de curto prazo acontece quando uma observação acima da média é seguida por uma ou mais observações acima da média, e da mesma forma pode acontecer para observações abaixo da média. O correlograma desse tipo de série exibe um valor relativamente grande de r_1 seguido por valores que tendem a ficar sucessivamente menores.

Quando os valores de uma série temporal se alternam acima e abaixo de um valor médio, o correlograma também tende a se alternar, o que pode ser chamado de correlação negativa. Para o caso de séries não estacionárias, os coeficientes de autocorrelação não decairão para zero, a não ser em defasagens muito grandes. Lembrando que a tendência deve ser removida antes de calcular os coeficientes de autocorrelação, sempre nas séries não estacionárias.

O padrão sazonal pode facilmente ser visto no correlograma, pois a série com sazonalidade apresentará oscilações de mesma frequência no correlograma. Se o padrão for sazonal, o correlograma pode ser drasticamente afetado por observações discrepantes. Se temos uma única observação discrepante o gráfico terá pontos extremos que podem enviesar os coeficientes de correlação para zero. Quanto mais valores discrepantes a partir disso, mais devastador é o efeito, além de gerar uma correlação espúria quando a defasagem é igual a distância entre os valores (BOX; JENKINS, 1976; HAMILTON, 1994; DIGGLE, Peter, 1996; EHLERS, 2007).

4.2.2 Modelos probabilísticos

Vários modelos probabilísticos podem ser adequados às diversas análises de séries temporais, esses modelos são chamados de processos estocásticos, podendo esses serem denotados como uma coleção de variáveis aleatórias organizadas no tempo e definidas em um conjunto de pontos que podem ser discretos ou contínuos.

Esses processos podem ser definidos como uma coleção de variáveis aleatórias ordenadas no tempo e definidas em um conjunto de pontos T , que pode ser contínuo ou discreto. Iremos denotar a variável aleatória no tempo t por $X_{(t)}$ no caso contínuo (usualmente $-\infty < t < \infty$), e por X_t no caso discreto (usualmente $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$). O conjunto de possíveis valores do

processo é chamado de espaço de estados que pode ser discreto ou contínuo.

Na análise de séries temporais, a situação é bem diferente da maioria dos problemas estatísticos, pois a grande dificuldade é fazer mais que uma observação em cada tempo. Assim, tem-se apenas uma realização do processo estocástico e uma única observação da variável aleatória no tempo t denotada por $x(t)$ no caso contínuo e x_t , para $t = 1, \dots, N$ no caso discreto (HAMILTON, 1994; DIGGLE, Peter, 1996; EHLERS, 2007).

Uma forma de descrever o processo estocástico é através da função de probabilidade conjunta, para qualquer conjunto de tempo e quaisquer valores de k . Devido algumas dificuldades, a descrição do processo pode se dar através das funções média, variância e autocovariância.

$$\text{Média } \mu(t) = E[X(t)]$$

$$\text{Variância } \sigma^2(t) = Var[X(t)]$$

$$\text{Autocovariância } \gamma(t_1, t_2) = E[X(t_1 - \mu(t_1))][X(t_2) - \mu(t_2)]$$

Assim, podemos ver que a função de variância é um caso especial da covariância quando $t_1 = t_2$. A função média e autocovariância são suficientes no uso geral para aplicação dos modelos. Dentre os processos estocásticos, uma classe importante são os chamados estacionários. Nesses, o deslocamento da origem da série de tempo por certa quantidade não influencia na distribuição conjunta, pois essa última depende apenas dos intervalos de tempo.

De certa forma é muito difícil o uso da definição de estacionariedade estrita e assim procura-se definir estacionariedade de uma forma menos restrita. Esta é mais utilizada quando as propriedades dos processos dependem apenas da estrutura especificada pelo primeiro e segundo momentos, como por exemplo, nos processos Gaussianos ou normais, onde a distribuição conjunta é normal multivariada para qualquer conjunto de tempo. Assim, estacionariedade fraca implica em estacionariedade estrita, para processos normais.

Alguns processos estocásticos são mais utilizados na especificação de modelos para séries temporais. Os processos puramente aleatórios são um exemplo, também chamados de ruído branco, podem ser úteis na construção de processos mais complicados. Suas principais propriedades são a ausência de correlação serial e homocedasticidade condicional (variância condicional constante). Pode ser denotado por $\varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$.

Outro processo seria o passeio aleatório, sendo $\{y_t\}_{t=1}^T$ uma série dada por $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$ onde $\varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$. Chamado também de “Random Walk”, esse processo não estacionário em um instante t é o valor da série no instante anterior mais um erro de média zero, sendo assim

uma constante. No entanto, a variância aumenta à medida que t aumenta indefinidamente, o que faz violar os princípios da estacionariedade. Entretanto tirando a primeira diferença do passeio aleatório, a nova série passa a ser um ruído branco, que é uma série estacionária (HAMILTON, 1994; EHLERS, 2007).

Também nesse caso, o efeito de cada termo ε_t não se dissipa ao longo do tempo, o que nos leva a dizer que o passeio aleatório tem memória infinita, pois guarda a informação de todos os choques aleatórios sofridos até o período corrente.

Em análises de séries temporais o enfoque principal é a realização de previsão. Os valores futuros de uma série podem ser previstos, tendo por base apenas seus valores presentes e passados. Isto é feito explorando a correlação temporal, que existe geralmente entre os valores observados na série.

A relação temporal, considerada pelo enfoque de Box & Jenkins, pode ser representada por um conjunto de processos estocásticos genericamente denominados modelos ARIMA (Auto Regressive Integrate Moving Average). Esses envolvem apenas uma série de tempo, por isso são classificados como modelos univariados. São resultantes da combinação de três componentes que podem ser chamados de “filtros”: o componente Auto Regressivo (AR), o filtro de Integração (I) e o componente de Médias Móveis (MA). Uma série de tempo pode conter os três filtros ou apenas uma subparte deles, resultando em muitas opções de modelos passíveis de análise usando esse método (BOX; JENKINS, 1976; DIGGLE, Peter, 1996; BOX *et al.*, 2015).

Se temos uma série temporal estacionária de segunda ordem, que não apresenta movimentos sazonais, pode ser usado um modelo que modele o comportamento dinâmico dessa série, como o modelo autorregressivo (AR). Outro modelo muito usado é o modelo de médias móveis (MA). E para obter maior flexibilidade no ajuste da série, representa uma grande vantagem incluir tanto termos autorregressivos quanto de médias móveis (chamados modelos ARMA).

A verificação de estacionariedade de segunda ordem em uma série temporal pode ser verificada por meio da análise do perfil gráfico da função de autocorreção simples. Mas quando necessário, existem testes específicos para estacionariedade, por exemplo, os chamados testes da raiz unitária. O mais simples deles é baseado na função de autocorrelação e requer o cálculo da estatística de Ljung-Box. Outro procedimento muito adotado é o teste Aumentado de Dickey-Fuller (ADF). Ele pode ser aplicado a processos com termo de erro autocorrelacionado. Outro teste comumente utilizado, disponível no software R é o teste Kwiatkowski-Phillips-

Schmidt-Shin (KPSS) (GUJARATI; PORTER, 2011).

A metodologia de Box & Jenkins pode ser aplicada caso a série não seja estacionária. Um subgrupo específico de séries não estacionárias pode se tornar estacionário após a aplicação de diferenças. O número de diferenças necessárias para tornar uma série estacionária é chamado ordem de integração da série. Um processo pode ser chamado de integrado, caso uma série seja não estacionária, mas a série resultante após a aplicação de um certo número de diferenças é estacionária. Se esta série resultante pode ser modelada por um modelo ARMA, ela representará um processo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA), onde o parâmetro de diferenças, por definição assume valores inteiros positivos.

Quando no modelo ARIMA o parâmetro de diferenças assume um valor fracionário, então o processo pode ter um comportamento de longa dependência. Os modelos com essa característica são conhecidos como modelos Autorregressivos Integrados Fracionalmente e de Médias Móveis (ARFIMA).

Os modelos de Box & Jenkins podem ser utilizados para a modelagem de séries temporais que apresentam sazonalidade. Os modelos sazonais são descritos como modelos Sazonais Autorregressivos Integrados e de Médias Móveis (SARIMA). Assim como no modelo ARIMA, se pelo menos um dos parâmetros (ordem das diferenças sazonais ou o número de diferenças) assumir valores fracionários, teremos um modelo Sazonal Autorregressivo Fracionalmente Integrado e de Médias Móveis (SARFIMA) (HAMILTON, 1994; HIPEL; MCLEOD, 1994; BOX *et al.*, 2015).

4.2.3 Análise Espacial em Saúde

A maioria das informações epidemiológicas disponíveis nos sistemas de vigilância possui uma riqueza ainda pouco explorada de informações espaciais. O pouco uso dessas informações dificulta evoluções diversas desses sistemas, como a adequada qualificação do endereço do registro, local de residência ou permanência, em suas diversas escalas de agregação. De forma que seja possível utilizar essas variáveis, sem uso de trabalho manual excessivo para ajustes, como correções e qualificações dos registros, inclusive com uso de outras fontes de informações individuais presentes no setor saúde como os dados de população cadastrada. Tornando essas informações adequadas e possíveis para as análises espaciais de uma forma geral.

De forma geral, os locais com casos de algum evento qualquer tendem a estarem mais próximos um do outro, em alguma forma de agrupamento, e possuem características geralmente

distintas daqueles que estão livres do evento (TOBLER, 1975).

Embora somente listar locais de ocorrência de eventos de saúde não seja epidemiologia espacial, isso já seria o início de uma descrição do padrão espacial. A análise espacial em epidemiologia possui um conjunto distinto de ferramentas, podendo envolver um SIG, pacotes estatísticos espaciais e imagens remotamente detectadas. Essas são necessárias no uso da análise epidemiológica espacial, mas por si só, não são suficientes (DURR; GATRELL, 2004).

Mais recentemente, com os avanços em softwares, temos uma grande facilidade na elaboração de mapas de doenças usando um SIG. Precisa-se relativamente muito pouco, uma planilha com poucas colunas, a identificação do local, as coordenadas X e Y, mais alguns atributos caso haja, e a ocorrência da doença ou agravo. Isso pode ser importado para um SIG e um mapa pode ser produzido rapidamente, mostrando algumas características espaciais do evento em questão. A partir daí várias perguntas podem ser feitas e uma análise espacial completa pode dar respostas importantes sobre as mesmas. Talvez seja um paradoxo da análise espacial em epidemiologia, mas a análise espacial descritiva evoluiu para facilitar a realização da mesma por parte do usuário, enquanto a análise espacial rigorosa continua sendo uma tarefa árdua e complexa de ser realizada.

Com o objetivo de entender e modelar a distribuição de doenças ou de eventos de saúde humana, podemos dividir essas questões em três grandes áreas de conhecimento. Uma, ligada a visualização, representação gráfica ou visual. Outra, seria a análise exploratória de dados espaciais, com o uso de métodos visuais e estatísticos combinados para gerar hipóteses sobre a distribuição de doenças e agravos em saúde. Por fim, temos o processo de modelagem, onde teremos uma ou mais hipóteses a serem testadas. Consideramos aqui quatro áreas da modelagem: modelagem de difusão espacial, modelagem multinível, modelagem ambiental e por fim, a modelagem dos serviços de saúde pública (GATTRELL; LOYTONEN, 1998; CRAGLIA; ONSRUD, 2004; DURR; GATRELL, 2004; GUMMOW, 2006; CROMLEY; MCLAFFERTY, 2012).

4.2.3.1 Visualização

4.2.3.1.1 Representação espacial e georreferenciamento de dados pontuais

Em qualquer análise espacial em saúde devemos nos perguntar quais são os objetos de análise. A forma mais simples de representação espacial é o ponto. O dado pontual localiza o evento como ponto no espaço, dado por suas coordenadas geográficas que representam sua localização exata. A análise não está relacionada aos valores do evento, somente com sua

ocorrência. A área das ocorrências dos eventos não é utilizada a princípio, mas os dados não são compostos exclusivamente pela localização dos eventos, podendo também ter outros atributos associados que podem ser incorporados nas análises, (BAILEY, Trevor C.; GATRELL, 1995a; ASSUNÇÃO, Renato M., 2001).

Os profissionais que trabalham diretamente com as pessoas, quando suspeitam de algum problema, investigam e realizam o diagnóstico. Esses têm de fato, acesso ao dado primário de endereço do paciente, bem como seus dados individuais. Mesmo que façamos tudo com o máximo de cuidado e toda confidencialidade, não desejamos apenas estudá-los como objetos pontuais.

O endereço residencial por si só não é uma forma apropriada de representação espacial. No caso de doenças de longo período de latência, por exemplo, pode ser pouco informativo, como também ao lidar com populações adultas, em que a movimentação diária é grande, podendo ocorrer por vários motivos, pois elas não ficam a maior parte do tempo em casa, o que reduz uma provável exposição a um patógeno ou poluente nesse local, durante certo período que estão fora de casa. Em vez disso, eles têm espaços de atividades semanais como local de trabalho, centros de lazer, lojas, mercados, determinadas áreas em vias públicas e similares. Havendo uma sobreposição entre alguns indivíduos, em maior ou menor grau aos outros, nos respectivos locais de exposição, ou seja, muitos têm locais comuns de exposição que não a residência.

Nos últimos tempos, ao invés de valorizar a localização como estrutura única de ponto fixo para a análise desses eventos, deveríamos explorar melhor os conjuntos de pontos sobrepostos, buscando novas métricas que possam refletir as relações sociais e outras entre os pares, ao invés do métodos que usamos normalmente como a distância euclidiana (d_{ab}) entre os pares de locais pontuais, (DURR; GATRELL, 2004).

O objetivo da análise espacial de pontos em epidemiologia é estudar a distribuição espacial desses, levantando e testando hipóteses sobre padrões observados. Se o padrão é aleatório, se ocorre aglomerados, se os pontos estão regularmente distribuídos, buscando entender em qual escala esse padrão ocorre, (MONTEIRO *et al.*, 2004).

4.2.3.1.2 Dados de área

Na epidemiologia, nem sempre o ponto específico é necessariamente informativo, se quisermos avaliar o risco para um problema de saúde em que não há informação individual disponível, uma alternativa, é usar dados de áreas. Esses podem estar representados em

diferentes níveis de resolução, atribuindo aos indivíduos adscritos, características do grupo populacional que possui informações. Isso tem sido mais comum atualmente, pois mantém a confidencialidade de informações pontuais específicas dos indivíduos.

No entanto, os dados de área também podem apresentar problemas. Há uma preferência natural em ter dados das menores áreas possíveis, pois, se desejarmos examinar variações locais no risco de doenças, é mais provável que detectemos essas variações em um nível ou resolução adequados. Por outro lado, os dados para pequenas áreas estão sujeitos a grande variação, pois as contagens normalmente são pequenas, o que pode tornar as estimativas de risco para a ocorrência de doença altamente instáveis. Existem métodos estatísticos específicos para lidar com o problema de pequenos números, ou algumas estratégias alternativas como simplesmente estender o período de coleta de dados, agregando em maior número no período expandido.

Uma questão ainda intrigante na pesquisa, está relacionada a relevância do espaço subjacente a variável mapeada. Por exemplo, nos mapas cloropléticos, colorimos a unidade de área uniformemente de acordo com o valor. No entanto, essa variável que está sendo mapeada pode estar relacionada a algo que ocupa na verdade apenas uma fração do espaço. Ou seja, somente um pedaço é responsável pelo valor encontrado na medida. Se num dado espaço temos 95% de área de mata ou floresta e 5% de área construída habitada, e estamos mapeando uma doença, como por exemplo, a dengue. Certamente faz sentido restringir o sombreamento da incidência somente ao espaço de área construída, ou talvez as áreas urbanas dos municípios. O que nem sempre ocorre nos sistemas SIG, talvez pela dificuldade em obter a área útil construída, ou talvez dependendo da situação, conseguir delimitar a área real equivalente à medida em questão (BAILEY, Trevor C.; GATRELL, 1995a; CROMLEY; MCLAFFERTY, 2012).

Mas os maiores problemas com os dados de área estão na natureza arbitrária em que essas áreas são definidas. A maioria dos locais não respeitaram aspectos importantes na sua composição, e podem representar questões das mais diversas, como comunidades, distritos eleitorais, áreas de saúde, área de influência de uma empresa ou fábrica, etc. Dessa forma alguns pesquisadores afirmam que existe um problema com a unidade de área modificável, mostrando que os resultados da análise mudam fortemente dependendo do sistema de unidades de área implantado (ALVANIDES; OPENSHAW; REES, 2002).

As pequenas áreas formam uma grande colcha de retalhos, de tamanho e forma irregulares, e geralmente as áreas rurais são as maiores áreas, e menos densamente povoadas. Em um mapa de risco, por exemplo, essas áreas maiores chamarão mais a atenção de nossos olhos que as áreas pequenas, mesmo que elas carreguem menor carga de doenças que qualquer

pequena área urbana. Poderíamos ignorar essas áreas na análise, ou até mesmo inserir apenas um símbolo nas menos densamente povoadas. Outra estratégia é transformar as áreas subjacentes, embora isso exija um grande cuidado e reflexão sobre os intervalos de classe, esquema de sombreamento e cores.

Podemos, também, ao invés de apresentar uma dada área como um conjunto de várias subáreas, podemos preferir que o tamanho dessas áreas não seja dado pelos polígonos que os agregam, mas sim como uma área proporcional a população subjacente em risco. Conhecido como cartograma populacional, ou projeção de mapa com equalização de densidade, está em uso a certo tempo, porém pouco aplicado na epidemiologia. Grande parte dos exemplos procuram manter a contiguidade, embora possa gerar distorções e incompreensão. Alguns autores renunciam a esse princípio e constroem cartogramas não contíguos, usando círculos ou outros símbolos para representar as unidades de área, agrupando-as e tentando manter uma aparência parecida ao mapa convencional.

Hoje temos várias técnicas para a produção do cartograma de áreas contíguas, e alguns autores utilizaram vários algoritmos no contexto epidemiológico, transformando o mapa base e mapeando simultaneamente os casos de doenças no mapa transformado. Como a densidade populacional é constante no mapa transformado, a distribuição de eventos pontuais sobre uma hipótese de não agrupamento deve seguir a aleatoriedade espacial. Isso pode ser avaliado por técnicas mais atuais. Outros métodos como a estatística de varredura, desenvolvida por Kulldorf, permite detectar a localização de clusters, que hoje existe em uma variedade de aplicações epidemiológicas. Essas abordagens não exigem transformação prévia do espaço, pois permite a variação do risco em segundo plano (KULLDORFF, 1997; CROMLEY; MCLAFFERTY, 2012).

4.2.3.2 Análise exploratória de dados espaciais

A diferença entre visualização e análise exploratória ficou tênue, desde que alguns grupos de pesquisa falam em 'visualização exploratória'. O que significa a integração de ferramentas projetadas para mapear dados espaciais, mas também para detectar padrões e estruturas, sendo essa integração possível por software que permite a vinculação interativa de diferentes visualizações dos dados (GATTRELL; LOYTONEN, 1998; CROMLEY; MCLAFFERTY, 2011).

Em geral as metodologias aplicadas aqui buscam uma descrição dos eventos apresentados, tentando gerar hipóteses e fundamentos para subsidiar modelos apropriados.

Podem ser usadas ferramentas de um SIG, por exemplo, para medir distâncias e calcular densidades, de modo a permitir descrever os padrões espaciais de forma mais clara. O resultado dessas análises podem ser um mapa ou alguns gráficos. Na maioria das vezes, os métodos usados enfatizam a visualização, possibilitando a identificação de padrões, inter-relações, ou mesmo observações atípicas (CÂMARA *et al.*, 2004; MONTEIRO *et al.*, 2004).

Para continuarmos, o entendimento de alguns conceitos estatísticos fundamentais é importante para definir os problemas metodológicos a serem tratados pela estatística espacial. A noção de dependência espacial e estacionariedade orientam a identificação de pressupostos a serem assumidos por diferentes técnicas estatísticas.

A dependência espacial pode ser quantificada através de funções, como por exemplo a de autocorrelação espacial. Essa é uma medida geral de associação espacial existente nos dados. Os valores próximos de zero indicam autocorrelação baixa ou inexistente entre o valor de uma área em relação aos seus vizinhos. Valores positivos indicam autocorrelação positiva, quando o valor do atributo de um objeto tende a ser semelhante aos valores dos seus vizinhos. Já os valores negativos, por conseguinte, indicam uma autocorrelação negativa. O correlograma na análise espacial, da mesma forma que na análise de séries temporais, é a representação gráfica da autocorrelação, só que aqui em função da distância, indicando em que medida cada dado em uma determinada distância se relaciona com os demais dados (ASSUNÇÃO, 2001; MONTEIRO *et al.*, 2004).

Esses métodos podem nos dar evidências da estrutura de dependência espacial. Caso seja identificada, o postulado de independência, base da maior parte dos procedimentos de inferência estatística, não pode ser levado em conta, e o espaço deve ser inserido nas estimativas dos modelos estatísticos.

Ao analisar o efeito da presença de dependência espacial, por exemplo, um modelo de regressão linear múltipla permitiria estimar essa relação, caso considerássemos que a ocorrência de um dado evento como por exemplo, a violência em cada município fosse independente dos demais. O que não é verdade, e ignorar essa dependência levará a uma superestimativa do efeito da variável independente, pois cada município analisado contém menos informação do que em situação de independência. Na verdade, não considerar essa questão pode afetar seriamente os resultados obtidos de qualquer modelo estatístico a ser utilizado (BAILEY, Trevor C.; GATRELL, 1995b; DURR; GATRELL, 2004).

O conceito de estacionariedade fica mais claro quando aplicamos às séries temporais, para verificar se uma média aumenta ou diminui ou, ainda, se a variabilidade mudou ao longo

do tempo, no contexto espacial. Devemos avaliar uma superfície e não uma linha de tempo, o que torna mais difícil a visualização da estacionariedade. A flutuação usual pode dificultar a visualização. Identificá-la corretamente é importante não só por afetar os estimadores estatísticos, mas também porque estas alterações são particularmente importantes para a saúde pública. Os conceitos para a estacionariedade de primeira e segunda ordem são os mesmos utilizados nas séries temporais.

Porém há uma questão específica da estatística espacial que é a isotropia. Um processo é considerado isotrópico quando seu comportamento é considerado igual em todas as direções. Isso acontece quando a dependência espacial é igual na direção norte-sul ou Leste-Oeste. Quando não ocorre o processo é chamado anisotrópico (MONTEIRO *et al.*, 2004; CARVALHO, Marília Sá; SOUZA-SANTOS, 2005; ANDRADE *et al.*, 2007).

Os conceitos anteriores descreveram propriedades específicas dos dados espaciais que, de acordo com suas características, fazem com que devam ser analisados de forma diferenciada, implicando em mudanças em todo processo de estimação estatística.

4.2.3.2.1 Estimativa de densidade

Muitos são os métodos para análise exploratória de dados espaciais, a escolha depende dos objetivos da investigação. Por exemplo, para avaliar agrupamentos de doenças, as funções K de densidade são amplamente usadas. Para avaliar a natureza da variação espacial do risco de adoecimento, podemos usar outro grupo de métodos, e ainda podemos usar métodos de varredura espacial para encontrar agregados ou algo de interesse.

4.2.3.2.1.1 Densidade usando dados pontuais

Usando dados pontuais tanto para analisar a variação de risco quanto agrupamento de doença em uma população em risco, podemos derivar uma estimativa da variação espacial no risco de doença usando estimativa de kernel ou densidade. Isto equivale a sobrepor uma função do kernel de tamanho e raio fixos em todos os locais no mapa e estimar a densidade local, ponderada de acordo com a distância e dependendo da forma da função do kernel. Se fizermos isso para doentes e não doentes ou casos e controles, poderemos formar uma superfície de risco relativo, usando a razão entre o caso e as densidades de controle/não doente em qualquer ponto. Se não houver variação no risco relativo, esperamos que a superfície resultante dessa análise seja uniformemente plana; na medida em que não é, podemos identificar pontos quentes ou pontos frios, de alto e baixo risco relativo. Devido à variação amostral, alguns resultados podem

acontecer ao acaso, mas o significado ou não dos pontos altos e baixos, pode ser avaliado usando os métodos de simulação de Monte Carlo (DIGGLE, P. J.; CHETWYND, 1991; BAILEY, Trevor C.; GATRELL, 1995a; MACEACHREN; KRAAK, 1997).

A estimativa de Kernel é o procedimento mais conhecido utilizado para a densidade de eventos pontuais, identificando a concentração de casos em um dado local. Essa técnica exploratória gera uma superfície de densidade para a identificação visual de áreas quentes. Essa é uma técnica estatística não paramétrica, em que uma distribuição de pontos ou eventos é transformada em uma superfície contínua de “risco” para a sua ocorrência. O método permite explorar o padrão de pontos de informações em saúde, gerando uma superfície contínua a partir dos eventos individuais (BAILEY, Trevor C.; GATRELL, 1995b; CROMLEY; MCLAFFERTY, 2012).

A interpretação do resultado da análise Kernel é subjetiva, mas uma grande vantagem no uso da técnica é a identificação/visualização rápida de áreas que merecem atenção, e ao mesmo tempo essas áreas não dependem de limites geográficos e administrativos ou políticos. Foi desenvolvida para estimar de forma suavizada a probabilidade univariada ou multivariada de uma dada amostra de dados. De forma muito parecida a estimativa de probabilidade de densidade bivariada. Para o uso da mesma, é necessário definir dois parâmetros básicos: O raio de influência (τ), que define a vizinhança do ponto a ser interpolado e controla a suavização da superfície na função de estimação K (Kernel), com propriedades de suavização do fenômeno. As mais utilizadas são a função normal ou quártica. Essa escolha não é um ponto crítico do método, mas a escolha do raio de influência é crucial, pois produz sérias alterações na estimativa final (MONTEIRO *et al.*, 2004; CARVALHO, Marília Sá; SOUZA-SANTOS, 2005).

4.2.3.2.1.2 Densidade usando dados de área

A aplicação de ideias semelhantes à estimativa de densidade, para dados de área, na derivação de superfícies de dados socioeconômicos baseados em varredura, evitou a necessidade de trabalhar com as chamadas colchas de retalhos citada anteriormente, oferecendo um escopo interessante para epidemiologistas, cujos dados ambientais podem apenas da forma rasterizada. O que é muito importante na modelagem ambiental.

Essa forma se baseia na geoestatística, campo orientado mais para o tratamento de dados ambientais espacialmente contínuos. Assim, por exemplo, taxas de incidência podem ser usadas para estimar e modelar um variograma, uma função que relaciona à similaridade de taxas entre áreas localizadas em diferentes distâncias ou defasagens espaciais, podendo ser usada para a

interpolação do risco de adoecimento em um procedimento conhecido como krigagem. Ela oferece um mapa da distribuição da "variação de estimativa", que destaca onde as observações são mais esparsas.

Se essa abordagem oferece ou não alguma vantagem sobre aquelas que representam e até mesmo buscam modelar o risco por área é um ponto discutível, mas, ao buscar uma representação espacial contínua do risco, temos uma ideia semelhante à estimativa de densidade dos dados pontuais. O variograma está intimamente relacionado a uma função de autocorrelação espacial, que representa dependência espacial de várias distâncias. O uso de estatísticas de autocorrelação espacial na exploração de dados epidemiológicos é estabelecido há muito tempo como um meio de detectar a presença ou ausência de padrão em um mapa (OLIVER; WEBSTER, 1996; GUMMOW, 2006; CLIFF; HAGGETT, 2016).

4.2.3.2.2 Análise exploratória de dados de área

O trabalho proposto utiliza dados secundários agregados por municípios de uma região, dessa forma visa estreitar as possibilidades exploratórias, fundamental para estruturarmos a metodologia a seguir.

4.2.3.2.2.1 Média Móvel Espacial

A maneira mais simples de avaliar as variações das tendências espaciais de uma variável aleatória em termos globais, é estimar a média móvel espacial μ_i associada a variável Y_i relativa a i -ésima área A_i a partir dos elementos w_{ij} resultantes da matriz de vizinhança $W_{n \times n}$ padronizada pelas linhas, utilizando a média dos vizinhos de primeira ordem. O resultado tende a reduzir a variabilidade espacial, pois a metodologia tende a produzir uma superfície com menor flutuação que os dados originais. Sendo por isso denominada média espacial móvel. Dada pela seguinte fórmula:

$$\hat{\mu}_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} Y_j$$

O modelo estatístico dessa fórmula pode ser expresso por $Y_i = \mu_i + \varepsilon'_i + \varepsilon$, onde:

Y_i é o valor da variável na área A_i

μ_i é o valor médio de Y inerente a área A_i (Padrão espacial de Y em A_i);

ε'_i é a componente espacial estocástica de Y_i com $E(\varepsilon'_i) = 0$;

ε é o ruído (variável aleatória independente e identicamente distribuída com $E(\varepsilon) = 0$ e $\text{Var}(\varepsilon) = \tau^2$).

A média móvel promove um alisamento das medidas podendo nos mostrar algum padrão

ou tendência do fenômeno em questão (BAILEY, Trevor C.; GATRELL, 1995b).

4.2.3.2.3.2 Análise de autocorrelação espacial

É uma estratégia exploratória importante para identificar a existência de uma possível estrutura espacial que melhor descreva os dados. A ideia básica é estimar a magnitude da autocorrelação espacial entre as áreas. As ferramentas utilizadas principalmente são o Índice de Moran, o Índice de Geary e o variograma. Quando temos um bom número de áreas, resultantes de uma divisão espacial em escalas menores de espaço com maior riqueza de detalhes, é mais provável que existam diferentes regimes ou estruturas de correlação espacial em regiões diferentes desse espaço. Para demonstrar isso, podemos utilizar os indicadores locais de autocorrelação espacial e o mapa de espalhamento do Índice de Moran Local, também chamado “LISA-Map”, devido a tradução para o inglês. Todas estas estatísticas dependem do estabelecimento de uma relação de vizinhança definida e a construção de uma matriz que expresse essa relação de proximidade espacial (CÂMARA *et al.*, 2004; MONTEIRO *et al.*, 2004).

A matriz de proximidade espacial ou matriz de vizinhança é uma ferramenta fundamental para estimar a variabilidade espacial em dados de área. Para um conjunto de n áreas $\{A_1, \dots, A_n\}$, construímos a matriz $W^{(1)}$ ($n \times n$), onde cada um dos elementos W_{ij} representa uma medida de proximidade entre A_i e A_j . Essa pode ser calculada pelos seguintes critérios:

- $W_{ij} = 1$, se o centroide de A_i está a uma determinada distância de A_j ; caso contrário, $W_{ij} = 0$.
- $W_{ij} = 1$, se A_i compartilha um lado comum com A_j ; caso contrário, $W_{ij} = 0$.
- $W_{ij} = 1, l_{ij}/l_i$, onde l_{ij} é o comprimento da fronteira entre A_i e A_j e l_i é o perímetro de A_i .

Devido ao seu uso na fase exploratória para o cálculo de indicadores, torna-se útil normalizar os valores de suas linhas, para que a soma de seus respectivos pesos seja igual a 1. A lógica de proximidade e vizinhança pode ser extrapolada para vizinhos em maior distância e ordem, como por exemplo o vizinho do vizinho. Da mesma forma usando o critério da matriz de primeira ordem, podemos construir uma matriz de segunda ordem. Por simplicidade, os coeficientes da matriz de primeira ordem são designados simplesmente por W_{ij} e os das matrizes de ordem k por $W_{ij}(k)$ e que essas matrizes estão normalizadas por linhas (ASSUNÇÃO, Renato M., 2001; CÂMARA *et al.*, 2004; MONTEIRO *et al.*, 2004).

4.2.3.2.3.3 Indicador global de autocorrelação espacial de Moran

Uma característica fundamental da análise exploratória é caracterizar a dependência espacial. Demonstrando como os valores de uma variável estão correlacionados no espaço. As funções de autocorrelação espacial e o variograma são utilizados para estimar o quanto o valor de uma variável é dependente dos valores dessa mesma variável em áreas vizinhas. O Índice Global de Moran I expressa essa autocorrelação considerando apenas o primeiro vizinho. Veja a fórmula:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (Z_i - \bar{Z})(Z_j - \bar{Z})}{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2}$$

Na equação acima, n é o número de áreas, Z_i é o valor do atributo considerado na área i , \bar{Z} é o valor médio do atributo na região de estudo, e W_{ij} os elementos da matriz de vizinhança normalizada. Assim a correlação será computada apenas para os vizinhos de primeira ordem no espaço, conforme estabelecido pelos pesos W_{ij} . O mesmo cálculo feito para as matrizes de vizinhança de maior ordem permite estimar a função de

autocorrelação para cada ordem K de vizinhança (ou “lag”).

$$I^{(k)} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (Z_i - \bar{Z})(Z_j - \bar{Z})}{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2}$$

Após o cálculo, o Índice de Moran pode ser submetido a um teste para estabelecer sua validade estatística. A hipótese nula é a independência espacial. Para estimar a significância do índice, será preciso associar a este uma distribuição estatística, sendo o mais usual relacionar a estatística de teste à distribuição normal. Outra possibilidade, sem exigência de pressupostos em relação à distribuição e abordagem mais comum é um teste de pseudo-significância. São geradas diferentes permutações dos valores de atributos associados às regiões; cada permutação produz um novo arranjo espacial, onde os valores estão redistribuídos entre as áreas. Como apenas um dos arranjos corresponde à situação observada, pode-se construir uma distribuição empírica de I . Se o valor do índice I medido originalmente corresponder a um “extremo” da distribuição simulada, então teremos um valor com significância estatística.

A hipótese implícita do cálculo do índice de Moran é a estacionariedade de primeira e segunda ordem, e o índice perde sua validade ao ser calculado para dados não estacionários. Quando existir não-estacionariedade de primeira ordem (tendência), os vizinhos tenderão a ter valores mais parecidos que áreas distantes, pois cada valor é comparado à média global, inflacionando o índice. Da mesma forma, se a variância não é constante, nos locais de maior variância o índice será mais baixo, e vice-versa. Quando o dado é não-estacionário, a função de

autocorrelação continua decaindo mesmo após ultrapassar a distância onde há influências locais (ASSUNCAO; REIS, 1999; CÂMARA *et al.*, 2004; MONTEIRO *et al.*, 2004).

4.2.3.2.3.4 Variograma

O variograma pode ser usado como indicador da dependência espacial. Basta associarmos o valor único do atributo a um ponto que geralmente é o centroide geométrico da área, centro populacional do polígono. Com base nessas localizações dos valores observados, calcula-se a função variograma. Quando o dado é não-estacionário, o variograma não se estabiliza, mas continua crescendo sempre com a distância.

4.2.3.2.3.5 Diagrama de espalhamento de Moran

O diagrama de espalhamento de Moran é uma maneira adicional de visualizar a dependência espacial. Utiliza os valores normalizados de uma dada variável, sendo o valor observado subtraído da média dos valores observados da variável, dividido pelo desvio padrão da mesma. O valor encontrado distribuído no gráfico permite visualizar melhor o comportamento da variabilidade espacial. A ideia do diagrama é comparar os valores normalizados numa dada área com a média dos seus vizinhos. Construindo um gráfico de (z) valores normalizados em relação à média dos vizinhos (wz) , dividido em quatro quadrantes, sendo esses interpretados da seguinte forma:

- Q_1 = valores positivos e médias positivas, também chamado de “Alto-Alto” e Q_2 = valores negativos e médias negativas, “Baixo-Baixo”. Aqui uma dada localização tem vizinhos com valores semelhantes, indicando associação espacial positiva.
- Q_3 = valores positivos, médias negativas chamado “Alto-Baixo” e Q_4 = valores negativos, médias positivas, conhecido como “Baixo-Alto”. Significa ter vizinhos com valores distintos para uma dada localização, indicando inexistência de associação espacial.

O diagrama reflete a estrutura espacial nas escalas de análise de vizinhança e tendência. O índice de Moran I equivale ao coeficiente de regressão linear que indica a inclinação da reta de regressão (α) de wz em z (ANSELIN, 1995, 2019b).

4.2.3.2.3.6 Indicadores Locais de Associação Espacial

O índice global de Moran I fornece um único valor para a medida da autocorrelação

espacial para todo o conjunto de dados, sendo útil para caracterizar a região como um todo, apresentando um agrupamento global de dados. A medida que o número de áreas aumenta, fica mais provável que tenhamos diferentes relações espaciais, principalmente entre determinados grupos de vizinhos, ocorrendo valores máximos de autocorrelação espacial, onde a dependência espacial avaliando um dado atributo pode ser maior, sendo importante avaliar esse padrão em maior detalhe nas diversas vizinhanças possíveis (ANSELIN, 1995; CÂMARA *et al.*, 2004).

Uma estatística que se adequa bem a esse papel é o índice local de Moran, um tipo de indicador local de autocorrelação espacial (ILAE, ou LISA do inglês), utilizado para testar a autocorrelação espacial local entre a área A_i e seus vizinhos A_j , permitindo identificar aglomerados (clusters) de áreas semelhantes, áreas fora do padrão da região (outliers) e regimes espaciais não captados pelo índice global de Moran. A fórmula para calcular o índice de Moran local para cada área A_i é dada por:

$$I_i = (Y_i - \bar{Y}) \frac{\sum_{j=1}^n W_{ij}(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 / n}$$

Os valores positivos de I_i apontam para a existência de clusters espaciais de valores similares (Alto ou Baixo) da variável em estudo. Valores negativos significam que existem clusters espaciais de valores dissimilares entre uma dada área e seus vizinhos. A soma dos índices de Moran local para todas as áreas envolvidas é proporcional ao índice global de Moran (ANSELIN, 2019a, 1995).

Aqui também podemos calcular a significância do índice local de Moran I_i , sendo avaliada observando a hipótese de normalidade da distribuição ou simulando a mesma por permutação aleatória nos valores dos atributos. Na permutação aleatória do índice local de Moran, a simulação é realizada calculando-se o índice I_i para cada área A_i . Em seguida, realiza-se a permutação aleatória dos valores das demais áreas A_j até obter uma pseudo-distribuição onde se possa computar os parâmetros da significância. É muito útil utilizar esses valores na construção de mapas (LISA Map e Moran Map), demonstrando assim como se apresentam as regiões/áreas que possuem correlação local significativa em relação as demais (ANSELIN, 1995; ANDRADE *et al.*, 2007).

4.2.3.2.3.7 Métodos Bayesianos para análise descritiva de áreas.

A aplicação de métodos de suavização busca corrigir flutuações aleatórias das taxas no espaço e/ou tempo. A modelagem Bayesiana além de ser muito difundida, possui uma metodologia de estimação para mapeamento de doenças que pode ser uma boa alternativa,

dentre as soluções existentes, para corrigir as flutuações observadas nas pequenas áreas. O método inclui uma distribuição *a priori* dos riscos, possibilitando que além da informação da própria área, seja utilizada também informações derivadas de outras áreas da região ou vizinhança na construção da estimativa do risco, incorporando o conceito de autocorrelação espacial.

Além do mais, a distribuição de uma *a priori* que considera o efeito espacial permite estabelecer uma conexão entre as áreas, item não presente na modelagem clássica, podendo incorporar a ideia intuitiva de regularidade perante as áreas de uma mesma região, ocasionada por ações públicas ou características políticas comuns a esta determinada região, buscando uma melhor estimativa para a taxa ou risco associados às áreas da região em estudo. A modelagem Bayesiana que melhor responde a todas essas características precisa assumir uma estrutura hierárquica. Ela é conhecida como Modelagem Bayesiana Hierárquica, a qual não abordaremos nesse trabalho.

Aqui abordaremos a modelagem Bayesiana Empírica por facilidade, principalmente em poder assumir hiperparâmetros desconhecidos, sendo utilizadas estimativas pontuais de verossimilhança para esses, como um tipo de aproximação. Esse método pode subestimar a variabilidade dos riscos estimados, por não ser eficiente com a variabilidade das medidas produzidas, essencialmente quando *a priori* condicionada aos hiperparâmetros apresentar alta dispersão. Também não permite generalizações para situações mais complexas, como casos de análises espaço-temporais. Mesmo assim, entendemos que a estimação Bayesiana Empírica será útil nas análises, pois ignora a variabilidade introduzida pelos hiperparâmetros justamente por não considerar a incerteza na estimação dos mesmos, considerando-os fixos (MARSHALL, 1991; CRESSIE, 1992b; MOLLIE, 1996; ASSUNÇÃO, Renato Martins *et al.*, 1998b).

O Estimador Bayesiano Empírico consiste em utilizar informações das áreas vizinhas para gerar as estimativas de risco naquela região, de forma que o risco subjacente seja convergente para a média local da vizinhança. Cada área terá seu valor reestimado através de uma média ponderada entre o valor observado e a taxa média local, sendo esse peso inversamente proporcional a população da região. Esse processo e os de densidade de Kernel são muito utilizados para suavizar a estimação do risco, admitindo que locais próximos apresentem riscos similares ao da vizinhança.

Seguindo, consideremos que a taxa real θ_i de um determinado evento de saúde associado a cada área não é conhecida. E dispomos de uma taxa observada $t_i = z_i/n_i$, onde n_i é o número de pessoas observadas, e z_i é o número de eventos na i -ésima área. O estimador bayesiano tem a

suposição de que a taxa θ_i é uma variável aleatória, que possui uma média μ_i e variância σ_i^2 . Pode ser demonstrado que o melhor estimador bayesiano é dado por uma combinação linear entre a taxa observada e a média μ_i .

$$\hat{\theta}_i = w_i t_i + (1 - w_i) \mu_i,$$

o fator w_i é dado por:

$$w_i = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \mu_i/n_i}$$

Quanto menor a população da i -ésima área, menor o peso W_i , refletindo o grau de confiança a respeito de cada taxa. No caso de pequenas populações a confiança na taxa observada diminui e a estimativa da taxa se aproxima do modelo *a priori*, ou seja, se aproxima de μ . Áreas com populações muito pequenas terão uma correção maior, e regiões mais populosas terão pouca alteração em suas taxas. Logo, θ_i será estimado quando n for pequeno com maior peso da média da vizinhança (MARSHALL, 1991; MOLLIE, 1996; ASSUNÇÃO, Renato Martins *et al.*, 1998a; ANDRADE *et al.*, 2007).

A estimação bayesiana requer médias μ_i e variâncias σ_i^2 para cada uma das áreas, sendo a abordagem mais simples para estimar esses parâmetros o método do estimador bayesiano empírico, que parte da hipótese que a distribuição da variável aleatória θ_i para todas as áreas é a mesma, implicando em médias e variâncias iguais. Dessa forma, pode-se então estimar μ_i e σ_i^2 diretamente a partir dos dados observados, conforme descrito abaixo.

Estima-se a variância σ_i^2 a partir da variância observada em relação à média estimada.

$$\hat{\mu} = \frac{\sum y_i}{\sum n_i} = \frac{\sum n_i (t_i - \hat{\mu}_i)^2}{\sum n_i} - \frac{\hat{\mu}}{\bar{n}}$$

As áreas terão suas taxas reestimadas aplicando-se uma média ponderada entre o valor médio e a taxa média global, em que o peso da média será inversamente proporcional ao tamanho n da população da região.

O estimador bayesiano empírico também pode ser generalizado para incluir os efeitos espaciais. A ideia é fazer a estimativa bayesiana localmente, convergindo os valores em direção a uma média local, com base na vizinhança e não em uma média global de toda região. Para isso, aplicando-se o método anterior a cada área considerando como “região” a sua vizinhança utilizando a matriz W . Isto é equivalente a supor que as taxas da vizinhança da área i possuem média μ_i e variância σ_i^2 comuns. Com isso as taxas estimadas parecem “mais reais”, que aquelas observadas (MARSHALL, 1991; ASSUNÇÃO, Renato Martins *et al.*, 1998b; MONTEIRO *et al.*, 2004).

Anteriormente, quando foi introduzido o problema das pequenas áreas, foi abordado como estratégia de solução a utilização da agregação de áreas e/ou de períodos, o que implica em perda da capacidade de análise local, ou ainda em espaço de tempo menor. Essas estratégias podem requerer um tratamento adicional aos dados, pois a divisão do espaço é muito heterogênea no que diz respeito a distribuição da população em risco.

Vários estudos têm demonstrado que as divisões político-administrativas como municípios e bairros apresentam relação inversa entre área e população. Os municípios e bairros com maior área tendem a ter menor população, e vice-versa. O efeito visual de um extremo de valores em um local de grande área pode atrair os olhares em um mapa temático de taxas, e talvez levar a conclusões equivocadas. Mas sabemos que muitas vezes o valor resultante é fruto de um número reduzidíssimo de observações, em um denominador pequeno de população, podendo ser considerado uma flutuação aleatória, sem uma importância epidemiológica real (MOLLIE; RICHARDSON, 1991; MOLLIÉ, 1996; CÂMARA *et al.*, 2004; ANDRADE *et al.*, 2007).

4.2.3.2.3.8 Modelagem Bayesiana para os riscos relativos.

Na modelagem bayesiana, atribuímos informações *a priori* para os riscos relativos das áreas. Assim, as inferências são derivadas da distribuição *a posteriori* resultante da combinação entre a informação da *a priori* com a proveniente dos dados observados. Ao considerarmos uma distribuição *a priori* para os riscos relativos, já estamos utilizando o arcabouço da modelagem hierárquica, sendo que o primeiro estágio está associado a verossimilhança $l(y/\lambda)$, o segundo à priori $\pi(\lambda/\gamma)$ condicionada aos hiperparâmetros.

Com fins de formalização, temos que:

$y = (y_1, \dots, y_n)$ é o vetor da contagem dos eventos;

$A = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ é o vetor de hiperparâmetros;

n é o número de áreas da região em estudo;

Considera-se então atribuir uma distribuição de Poisson para cada Y_i , supondo independência entre as contagens das áreas. Um ponto a ser discutido para um fenômeno como doença contagiosa. Sendo assim, a função de verossimilhança associada ao vetor y corresponde à:

$$l(y/\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-E_i \lambda_i} (E_i \lambda_i)^{y_i}}{y_i!}$$

Na determinação das *priori*, percebe-se na prática, que *priori* especificadas com todos

os hiperparâmetros conhecidos são raramente utilizados. A abordagem geral, considera que as distribuições *a priori* para os riscos tem estrutura composta por hiperparâmetros desconhecidos. Dessa forma, após a definição da *priori* para os riscos os hiperparâmetros devem ser estabelecidos. A especificação a respeito dos mesmos deve ser realizada subjetivamente de modo a retratar o conhecimento do observador a respeito do risco em questão. Duas metodologias possibilitam especificar esses hiperparâmetros em duas correntes, a modelagem inteiramente Bayesiana e a modelagem Bayesiana Empírica, a qual optaremos por utilizar no trabalho em questão (MOLLIÉ, 1996; BIVAND, Roger, 2002; ANDRADE *et al.*, 2007; BIVAND, Roger S. *et al.*, 2008).

4.2.3.3 Modelos estatísticos espaciais

4.2.3.3.1 Modelagem de espalhamento de doenças

Podemos ter duas formas distintas para abordar esse tipo de modelagem. No espalhamento de doença, considera-se que uma doença se espalhe em forma de onda, partindo de um ou mais casos ou pontos de infecção, independente da área em que esses núcleos se encontram. O outro seria um espalhamento hierárquico, situação em que a provável fonte de infecção ocorre em uma cidade grande, ou grande área, por exemplo, da qual a doença se espalha para os demais lugares/locais no próximo nível da hierarquia urbana, como os de menor porte como cidades e vilarejos menores.

Esse processo não respeita o espaço geográfico convencional; pelo contrário, a interação espacial humana estrutura a disseminação de tal forma, que o contato é mais provável entre aqueles pares que vivem em grandes cidades do que entre pares que vivem em pequenas cidades.

Um exemplo histórico dessa questão é a transformação do sistema de transporte americano, que ao se dar com o crescimento da ferrovia que liga os principais centros populacionais, fez com que a cólera se espalhasse de maneira hierárquica, em meados do século XIX, em contraste com a sua propagação contagiosa habitual, ocorrido na década de 1830. Podemos vincular essas ideias a outras, desenvolvidas em uma análise espacial tradicional, e ver como usar essa ligação para modelar o espalhamento espacial e conceituar o espaço em que esse espalhamento ocorre.

De uma forma mais simples, pode ser visto que a interação espacial humana entre um par de centros pode ser considerada diretamente proporcional ao tamanho populacional dos centros e inversamente proporcional a algum poder da distância que os separa. Esses princípios simples podem ser aplicados a todas as formas de interação, desde a migração e deslocamento

até o comportamento de compras e outras formas de viagem. Gould argumenta que podemos usar essas ideias para calcular interações prováveis entre lugares e, por sua vez, criar um novo espaço de doença que estrutura a propagação da mesma (GOULD, 1993; WILSON, 2002).

Podemos usar de técnicas de redimensionamento espacial multidimensional para criar um espaço mais adequado a real propagação das doenças, mas essa técnica simplifica um pouco a situação, porque a interação espacial é uma relação assimétrica. Esse método assume simetria, a diferença entre o local i e j é a mesma entre o local j e i . Intuitivamente haverá mais movimento, por exemplo, de Lancaster para Londres do que de Londres para Lancaster. As doenças tendem a fluir pela hierarquia urbana, não para cima. Esse problema foi tratado por Waldo Tobler em 1975, quando ele propôs que se pudesse construir um campo vetorial a partir das diferenças líquidas no fluxo, e que isso pudesse ser plotado como uma visualização dos dados do fluxo (CLARK; KOLOUTSOU-VAKAKIS, 1992; TOBLER, 1975).

“Foi proposto ainda, de maneira imaginativa, que alguém possa trabalhar para trás a partir do campo de vetores para derivar o que ele chama de função de força”. O que é essencialmente um campo potencial ou de pressão do qual os vetores são o gradiente. Mais uma vez, a tradução de uma visão discreta para uma visão contínua do mundo está clara. Foi demonstrado também como a modelagem de interação espacial pode lançar luz sobre os processos de difusão. Podemos definir um conjunto de locais e sugerir que o número de contatos, c entre i e j , sejam modelados por

$$c_{ij} = x_i y_j e^{-\lambda d_{ij}},$$

quando x_i denota a suscetibilidade da população em um determinado lugar i , y_i representa os infectados, d_{ij} é a distância entre os locais e λ um parâmetro de decaimento da distância. À medida que parâmetro aumenta, o "atrito" da distância aumenta. Seria interessante examinar essas aplicações em um contexto epidemiológico, onde o movimento de pessoas de um lugar para outro é estruturado por uma rede de transporte na qual o tempo de viagem é uma medida adequada de separação espacial. A mudança temporal pode ser considerada, por exemplo, representando o número variável de infectados e suscetíveis usando equações de diferença e simular a difusão espacial sobre diferentes suposições (THOMAS, 1992; GUMMOW, 2006).

4.2.3.3.2 Modelagem Multinível

Na epidemiologia é comum realizarmos análises usando dados em nível individual ou em algum nível agregado em um conjunto de unidades de área. Se forem usados dados

individuais, geralmente são ajustados modelos estatísticos em uma tentativa de avaliar quais covariáveis aumentam as chances de um indivíduo ter o desfecho estudado ou não.

Se forem usados dados de área, podem ser usados modelos estatísticos que incorporaram efeitos espaciais, ou não. Além dessas possibilidades, fica a pergunta de qual método utilizar quando temos dados de indivíduos e de áreas, ou dados em um conjunto de escalas (níveis) diferentes? O método que incorpora esses diferentes dados em uma análise apropriada é conhecido como modelos multiníveis ou hierárquicos.

As ideias básicas desse tipo de modelos surgem de regras de probabilidade simples. Embora o conceito não seja eminentemente bayesiano, mas ao longo do tempo a maior parte da literatura sobre os mesmos foi desenvolvida no contexto bayesiano. Então vamos descrever aqui de forma simples, pois não se tratam dos métodos utilizados nesse estudo, os modelos hierárquicos em um contexto de sua relevância para a modelagem espacial.

A modelagem hierárquica é baseada no fato básico da teoria da probabilidade, de que, a distribuição conjunta de uma coleção de variáveis aleatórias pode ser decomposta em uma série de distribuições condicionais e uma distribuição marginal.

Para um processo espacial, a distribuição conjunta descreve o comportamento estocástico dos dados espacialmente georreferenciados, processo espacial verdadeiro (latente) e parâmetros. Isso pode ser difícil (se não impossível) de especificar para muitos problemas. Muitas vezes é muito mais fácil especificar a distribuição dos modelos condicionais relevantes (por exemplo, condicionando os dados observados no processo e parâmetros verdadeiros, etc.). Nesse caso, o produto de uma série de modelos condicionais relativamente simples leva a uma distribuição conjunta que pode ser bastante complexa (HAINING, 2014).

Para processos complicados na presença de dados, uma forma útil e não exclusiva desses modelos, seria abordar o problema dividindo-o em três estágios primários:

Estágio 1. Modelo de dados: [dados | processo, parâmetros]

Etapa 2. Modelo de Processo: [processo | parâmetros]

Estágio 3. Modelo de parâmetro: [parâmetros]

O primeiro estágio está relacionado ao processo de observação ou “modelo de dados”, que especifica a distribuição dos dados de acordo com o processo de interesse, bem como os parâmetros que descrevem o modelo de dados. O segundo estágio descreve uma distribuição (ou seja, modelo) para o processo, condicional a outros parâmetros. O último estágio é responsável pela incerteza nos parâmetros, dotando-os de distribuições. Em geral, cada um desses estágios pode ter vários subestágios. Por exemplo, se o processo é multivariado e

espacial, ele pode ser modelado como um produto de distribuições motivadas fisicamente para um processo dado os outros, como sugerido por alguma relação científica (por exemplo, ozônio condicionado à temperatura). Decomposições semelhantes são possíveis nos estágios de dados e parâmetros.

Em última instância, estamos interessados na distribuição do processo e dos parâmetros atualizados pelos dados, também conhecida como distribuição “posteriori”. Isso é obtido pela regra de Bayes em que a distribuição *a posteriori* é proporcional ao produto dos dados, processo e distribuições de parâmetros:

$$[\text{processo, parâmetros} \mid \text{dados}] \propto [\text{dados} \mid \text{processo, parâmetros}] X [\text{processo} \mid \text{parâmetros}] [\text{parâmetros}],$$

onde a constante de normalização representa a integral do lado direito em relação ao processo e aos parâmetros. Esta fórmula serve de base para a análise bayesiana hierárquica (HAINING, 2014; HANSON; SILVER, 1996).

4.2.3.3 Modelagem de dados ambientais

O primeiro problema em fazer associações entre questões de saúde e meio ambiente está presente quando esses dois se basearam em unidades espaciais diferentes. Em geral, os dados de saúde estão relacionados a indivíduos ou são agregados a conjuntos de unidades de área. Os dados ambientais, por outro lado, são geralmente amostrados de uma superfície espacialmente contínua, em locais de pontos discretos, a partir dos quais são feitas interpolações das medidas, talvez para uma grade regular ou uma superfície que varia suavemente. Uma solução para isso seria explorar os modelos de superfície.

Entretanto, os problemas serão menos graves se usarmos dados pontuais dos indivíduos, representados por locais de residência, pois podemos então modelar o risco de doença, presença ou ausência, em função das covariáveis dos indivíduos e de fatores ambientais medidos no mesmo local.

Por exemplo, se estivermos lidando com doenças respiratórias, podemos ter dados sobre os níveis de tabagismo em casa, a presença de animais de estimação e a qualidade da moradia, limpeza e cuidados, fatores que podem servir para prever o risco de doença respiratória. Também podemos usar dados sobre a qualidade do ar, cuja estimativa poderíamos fazer no local de residência a partir de uma superfície interpolada de qualidade do ar. No entanto, os problemas de associação seriam muito mais graves se tivéssemos apenas taxas de morbimortalidade em pequenas áreas, pois é difícil garantir uma estimativa do ônus da poluição

do ar para qualquer uma dessas pequenas áreas (GUMMOW, 2006).

Também precisamos ser sensíveis a questões de escala e resolução espacial. Sabemos que os níveis monitorados de emissões de alguns gases variam em uma escala espacial muito fina; certamente, os níveis nas propriedades vizinhas podem ser bastante diferentes, dependendo das características da edificação. Parece haver pouco sentido em tentar avaliar a relação entre câncer de pulmão e níveis de alguns gases, a menos que tenhamos dados de nível individual para ambos e, de preferência, bons dados históricos sobre residência anterior e provável exposição no local (VALJUS *et al.*, 1995; MARTENS, c1998.).

A existência de autocorrelação espacial e heterogeneidade espacial, não estacionariedade, significa que os modelos clássicos de regressão devem ser adaptados para esses tipos de modelos. Uma abordagem útil é fazer uso da modelagem local, baseando-se nas mesmas ideias de associação espacial local que as mencionadas acima. Geógrafos da Universidade de Newcastle introduziram um método chamado "regressão ponderada geograficamente", que permite que os coeficientes de regressão variem espacialmente, como uma forma de ponderação, em vez de impor um modelo de regressão único, ou global, em toda a área de estudo, a proposição é que a relação entre a variável resposta e a(s) covariável(is) varia de um lugar para outro. Os coeficientes de regressão são, portanto, estimados para qualquer localização no mapa com base nos valores das variáveis em localizações vizinhas. Existe uma ligação estreita entre essa ideia e a de suavização tipo kernel (BRUNSDON; FOTHERINGHAM; CHARLTON, 1996; BRUNSDON *et al.*, 1999).

4.2.3.3.4 Modelagem de alocação de local

As propostas metodológicas até agora dizem respeito a epidemiologia e distribuição de doenças, principalmente. Mas alguns métodos podem ser aplicados ao estudo da distribuição e oferta de serviços e ações de saúde, alvo de interesse principalmente na área da geografia. Preocupando-se com a distribuição dos serviços, como poderiam estar alocados para melhor atender a população? Se estão cumprindo seu papel? Na maioria das aplicações, a otimização está relacionada à minimização do custo total em relação a distância, resultando em uma distribuição eficiente das instalações de saúde. Esse problema pode ter uma solução mais equilibrada e equitativa de acesso aos serviços de saúde entre diferentes grupos populacionais. Daí a importância, por exemplo, de responder a pergunta de onde se deseja localizar centros ou equipamentos específicos de saúde para o controle ideal das necessidades de saúde-doença.

Novamente, abordando os SIG, que passaram a fornecer um ambiente de software

moderno para realizar formas de análises espaciais que, na realidade, existem há certo tempo, mas que não poderiam ser aplicadas com tal facilidade em um passado recente devido à dificuldade tecnológica. O que certamente se aplica à modelagem de alocação de local. Geógrafos suecos usaram esses métodos para planejar a localização de hospitais regionais, usando métodos espaciais analíticos no início dos anos 60 (SCOTT, 1970; CHURCH, 2002).

No caso, a modelagem pode criar links entre a rede rodoviária e as populações adjacentes, para o conjunto de hospitais. A demanda da população geral é atribuída ao hospital mais próximo usando o tempo estimado de condução, resultando na minimização do tempo total da viagem. Isso gera um conjunto de áreas de captação de hospitais, que, naturalmente, serão modificadas se a variável de demanda mudar, por exemplo, pode-se usar a demanda por atendimento obstétrico em vez da população total.

Mais importante ainda, o SIG pode ser usado como um sistema de apoio à decisão espacial, simulando o impacto da mudança da população ou o fechamento ou adição de locais hospitalares. Como alternativa, a rede de transporte pode ser modificada, com novos links adicionados, outros removidos ou os tempos de viagem modificados de maneiras específicas.

Esse conjunto de métodos pode ser uma ferramenta útil para os prestadores de serviços de saúde e gestores, como uma indicação de onde considerar a localização de suprimentos adicionais, a fim de abordar questões de desigualdade de provisão de recursos. Claramente, a ideia pode, em princípio, ser aplicada a vários outros problemas relacionados aos serviços de saúde (WALSH, S. J.; PAGE; GESLER, 1997; WOOD; CLARK; GATRELL, 2004).

4.2.4 Influência da mobilidade

Interessados em entender a distribuição espacial de problemas de saúde e doenças, devem analisar em escalas diferentes alguns fatos históricos relacionados a exposição e a ocorrência de doença. Como por exemplo, movimentos migratórios e seus indivíduos, como foi o fluxo migratório, quando e como esses indivíduos se distribuíram ou se agregaram num dado espaço no tempo. Isso pode ocorrer principalmente em doenças de longo período de incubação ou até mesmo em que depende de grande carga de exposição no tempo. Ao explorar o mapa de incidência de uma doença com esse perfil, pode ser que seja pouco informativo.

Esse problema tem relevância epidemiológica em contextos que pessoas se movimentaram de um lugar para outro, e no último manifestaram problemas que podem estar relacionados a exposição ou insultos ambientais em outros locais no passado. Caso haja, algum estudo que não considere essa temporalidade e o movimento migratório, os achados podem

apontar para uma relação causal envolvendo o espaço, que de fato não é verídica. Mas, caso haja um histórico de localização das residências dos estudados, por exemplo, podemos usar estimativas de kernel para construir uma superfície de risco relativo de acordo com o local de residência atual, mas também usando o antigo. Alguns estudos o fizeram e puderam ver que pessoas com uma dada doença, afetadas em relação às outras, passaram muito tempo vivendo em áreas em que a exposição para tal doença oferecia uma sobrecarga de risco para o adoecimento em relação ao local de residência mais atual (GUMMOW, 2006).

5 METODOLOGIA

5.1 DESENHO E LOCAL DO ESTUDO

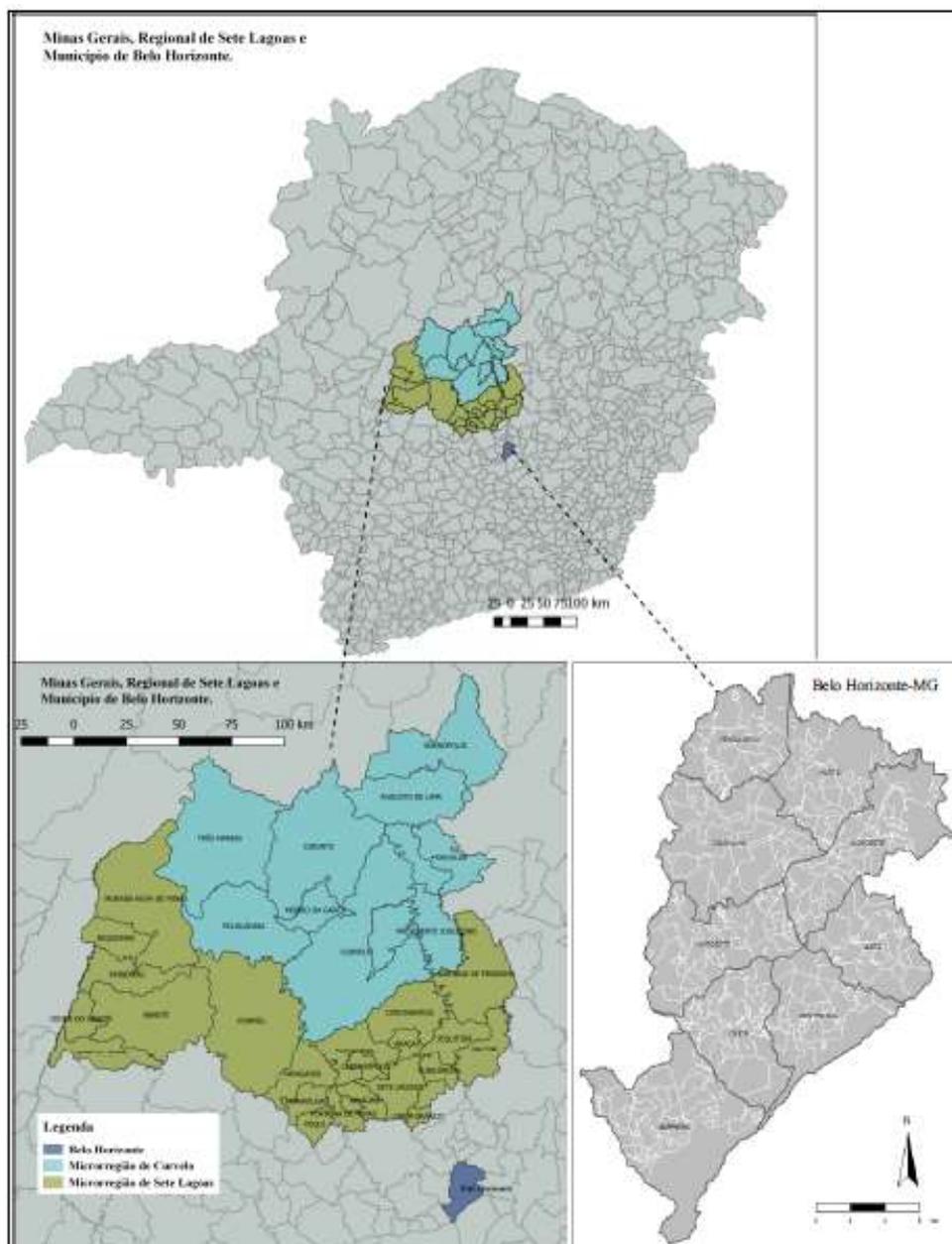
Foi realizado um estudo ecológico analítico para descrever as séries históricas de casos de dengue no tempo e no espaço, usando dados retrospectivos e agregados advindos do sistema de vigilância epidemiológica dos municípios. Nesse sentido foi descrito o perfil de ocorrência da doença, usando dados do período de janeiro de 2002 a agosto de 2019.

O local de estudo foi escolhido por ser muito interessante no sentido de apresentar um trabalho de vigilância epidemiológica e entomológica reconhecidamente bem estruturado e eficiente. A equipe acompanha os municípios regularmente, tanto no que diz respeito a avaliação e seguimento, quanto a apoio direto as intervenções de campo e na resposta a epidemias. Também por facilidade de obtenção dos dados e devido a importante heterogeneidade dos municípios da Superintendência Regional de Saúde de Sete Lagoas. Outro motivo é que essa regional abrange mais da metade da extensão territorial da Macrorregião Centro do estado de Minas Gerais. Assim como o município de Belo Horizonte, com um total de 2.375.152 habitantes, pertencendo geograficamente e administrativamente a mesma macrorregião, foi escolhido devido à sua importância e porte comparado aos demais. Além de ser referência estadual para muitas ações de alta complexidade hospitalar e ambulatorial específicas para sua macrorregião e o estado de Minas Gerais (MINAS GERAIS, 2020).

O Plano Diretor de Regionalização de Minas Gerais (PDR/MG) dividiu o estado em 28 regionais de saúde, as Superintendências e Gerências Regionais de Saúde (SRS e GRS), que têm por finalidade garantir a gestão do Sistema Estadual de Saúde nas respectivas regiões. A SRS de Sete Lagoas, (SRS-SL) pertence à Região Ampliada Centro, que é composta pela GRS de Itabira, SRS Belo Horizonte e SRS Sete Lagoas (MINAS GERAIS, 2020).

A SRS-SL é composta por 35 municípios, somando uma população de 624.500 habitantes, divididos em duas microrregiões de saúde, a de Curvelo com 11 municípios (Augusto de Lima, Curvelo, Corinto, Buenópolis, Inimutaba, Felixlândia, Monjolos, Morro da Garça, Santo Hipólito, Presidente Juscelino e Três Marias) e Sete Lagoas com 24 municípios (Abaeté, Araçaí, Baldim, Biquinhas, Cachoeira da Prata, Caetanópolis, Capim Branco, Cedro do Abaeté, Cordisburgo, Fortuna de Minas, Funilândia, Inhaúma, Jequitibá, Maravilhas, Morada Nova de Minas, Papagaios, Paineiras, Paraopeba, Pompéu, Pequi, Prudente de Moraes, Quartel Geral, Santana de Pirapama, Sete Lagoas) (MINAS GERAIS, 2020).

Figura 01 – Mapa do estado de Minas Gerais, Regional de Sete Lagoas divididas nas microrregiões de Sete Lagoas e Curvelo, e o município de Belo Horizonte.



Fonte: IBGE, atualização de 2015.

A região de Sete Lagoas, Figura 02, tem participação importante na dinâmica econômica do Estado de Minas Gerais. A principal fonte de recursos é procedente da atividade industrial, agroindustrial, agropecuária e extração mineral. A cidade polo Sete Lagoas situa-se entre a latitude de $19^{\circ} 27' 57''$ e longitude de $44^{\circ} 14' 49''$, se destaca por ter recebido os maiores contingentes de migrantes e esses serem oriundos de quase todos os municípios da região. A região conta com diversas empresas e indústrias, que estão concentradas na extração de calcário,

mármore, ardósia, argila, areia e na produção de ferro. Fábricas de peças automotivas e linhas de montagem de caminhões e veículos de defesa também se fazem presentes.

Figura 02 – Mapa da Superintendência Regional de Saúde de Sete Lagoas e respectivos municípios, Minas Gerais.



Fonte: IBGE, atualização de 2015.

A altimetria média da região está entre 700 e 800 m. As cotas mais baixas situam-se no extremo-norte da microrregião de Curvelo. A maior parte do relevo (60%) é plano, 35% é ondulado e 5% montanhoso. Do ponto de vista geológico, a maior parte da região está enquadrada numa área de rochas do Grupo Bambuí. Encontra-se o Latossolo Vermelho distroférico típico a moderado, muito argiloso e Latossolo Vermelho-Escuro distrófico de textura argilosa da fase cerrado.

A vegetação natural predominante é o cerrado, que se encontra bastante degradado ou substituído por áreas de pastagens e plantações. O clima é tropical de altitude, com verões quentes e chuvosos e invernos amenos e secos. A estação chuvosa é de outubro a março e a estiagem de abril a setembro. De forma geral o balanço hídrico anual é positivo com maior volume de precipitações do que evapotranspiração.

O município de Belo Horizonte é a capital do estado de Minas Gerais, situada na região sudeste do Brasil, entre a latitude sul de 19° 49' 01" e a longitude oeste de 43° 57' 21". A população estimada para 2018 segundo o IBGE é de 2.501.576 habitantes, sendo o sexto município mais populoso do país, terceiro da região sudeste e o mais populoso do estado. Com uma área de aproximadamente 331,4 km², possui uma geografia diversificada, com morros e baixadas, distando 716 quilômetros de Brasília, a capital nacional. Suas cidades limítrofes são Nova Lima e Brumadinho a sul; Sabará e Santa Luzia a leste; Santa Luzia e Vespasiano a norte; e Ribeirão das Neves, Contagem e Ibirité a oeste. A altitude média é de 852m.

Localizado na Bacia do São Francisco, o município não é banhado por nenhum grande rio, mas por seu solo passam ribeirões e vários córregos, em sua maioria canalizados. A capital é atendida por duas sub-bacias, do Ribeirão Arrudas e do Ribeirão da Onça, afluentes do Rio das Velhas.

O clima de Belo Horizonte é classificado como tropical com estação seca, com verões moderadamente quentes e úmidos e invernos secos e agradáveis. A temperatura é amena durante o ano, com médias variando de 19 °C a 24 °C, sendo a média anual de 22 °C (normal climatológica de 1981-2010). O efeito da urbanização tem provocado o surgimento de ilhas de calor e alterações na circulação das massas de ar frio, que, durante o inverno, têm sido fortemente bloqueadas pela alta pressão da massa de ar seco, predominante nessa época do ano. O índice pluviométrico é de cerca de 1.600 milímetros anuais (mm), sendo mais frequentes de outubro a março.

Para fins de análise, os municípios foram divididos segundo o tamanho populacional. Consideramos como municípios de pequeno porte os municípios abaixo de 25.000 habitantes, médio porte entre 25.000 e menos de 100.000 habitantes e, por último, os de grande porte, aqueles com população igual ou maior a 100.000 habitantes.

5.2 FONTE DE DADOS E VARIÁVEIS UTILIZADAS

Foram utilizadas variáveis de classificação dos casos provenientes do sistema de vigilância da dengue, o qual conta com alguns sistemas de informação, como o Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN) e o Sistema de Informação de Dengue e Febre Amarela (SISFAD). O SINAN reúne todas as notificações de casos suspeitos, confirmados e descartados de dengue advindos das fichas de notificação individual, instrumento utilizado nas unidades de saúde para notificar e registrar os casos da doença.

Foram utilizadas as contagens semanais dos casos de dengue em seus respectivos

municípios de residência. Seu uso ocorreu na forma agregada por semanas epidemiológicas para melhor descrever as epidemias e como elas afetaram as populações. Foram utilizados os casos confirmados de dengue por critério laboratorial e clínico-epidemiológico conforme o encerramento das vigilâncias locais.

Para confecção dos mapas, utilizamos as bases cartográficas dos municípios, da região e do estado de Minas Gerais, disponibilizadas na fonte pública do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Quanto aos dados de climatologia, utilizamos os dados da Administração Nacional Aeronáutica e Espacial (NASA) dos Estados Unidos da América (EUA), que por meio de seu programa de pesquisa em ciências da Terra apoia sistemas e pesquisas de satélite, fornecendo dados importantes para o estudo do clima e dos processos climáticos, incluindo estimativas climatológicas de longo prazo de quantidades meteorológicas e fluxos de energia solar na superfície.

Demonstrou-se que esses produtos baseados em satélite e em modelos são precisos o suficiente para fornecer dados confiáveis de recursos solares e meteorológicos em regiões onde as medições de superfície são esparsas ou inexistentes, (LEVIZZANI; BAUER; TURK, 2007; WHITE *et al.*, 2008, 2011).

Os dados ou parâmetros meteorológicos são baseados em um único modelo de assimilação do Gabinete Global de Modelagem e Assimilação de Goddard (GMAO). Os dados meteorológicos atualizados são derivados da Análise Retrospectiva da Era Moderna do GMAO para produtos de modelo de assimilação de pesquisas e aplicações (MERRA-2) e produtos de processamento próximo ao GMAO - equipes de instrumentos (FP-IT) GEOS 5.12.4 em tempo quase real. Os dados do MERRA-2 abrangem o período de 1981 até muito próximo do tempo real; os dados do GEOS 5.12.4 abrangem o período desde o final do fluxo de dados do MERRA-2 até vários dias em tempo real. As versões MERRA-2 e GEOS 5.12.4 são essencialmente as mesmas e, portanto, as discontinuidades que geralmente são aparentes entre os diferentes modelos de assimilação são minimizadas.

Os dados são fornecidos em uma grade global com uma resolução espacial de 0,5 graus de latitude por 0,5 graus de longitude. Portanto, ele consolida os componentes SSE, Construções sustentáveis e Agroclimatologia em um único portal de dados com produtos de dados solares e meteorológicos atualizados e de baixa latência e fornece formatos de dados compatíveis com GIS e aplicativos da Web habilitados para GIS.

Inicialmente foi buscado o ponto central da região habitada de município para

estabelecer e checar a estrutura espacial do mesmo. A partir daí foi feito um polígono de forma retangular envolvendo toda a área do município, e os dados foram obtidos para essa área delimitada para a série de tempo de 1989 até agosto de 2019, mas apenas os dados de 2002 à agosto de 2019 foram utilizados.

Dessa forma foram obtidos dados diários de temperatura mínima, média e máxima, umidade do ar e velocidade do vento a dois metros do solo e também foi obtida a precipitação média diária da área adscrita no polígono. Essas informações foram agregadas em médias semanais de dados de cada município ao longo da série histórica. Esses dados fazem parte da composição da série temporal multivariada para cada município. No momento, não usaremos a velocidade do vento para as análises (WHITE *et al.*, 2008).

5.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA

Realizamos inicialmente análises exploratórias de séries temporais nos dados históricos de casos de dengue e climatológicos para descrever suas características estatísticas, bem como entender a forma de ocorrência dos casos e dispersão da doença no tempo e no espaço da região da SRS Sete Lagoas.

Os picos de transmissão da doença foram calculados por uma função do R, de busca de valor máximo, que encontra os valores máximos da série, que representam os números máximos de casos ocorridos no período. A partir desses valores encontramos a posição dos mesmos na série, definindo a semana e ano, os quais ocorreram. O limiar de incidência utilizado foi calculado de forma simples, com base no valor de alta incidência, considerando a maioria das publicações do PNCD, e adotado pela Secretaria de Estado de Saúde de Minas Gerais (SES-MG) como incidência acima de 300 casos por 100 mil habitantes. O valor absoluto de casos do limiar específico para cada município foi calculado com referência a esse valor de alta incidência. Em seguida, verificamos quantos anos tiveram semanas acima desse valor. Já a definição de temporada foi por análise visual do gráfico de ocorrência para cada município, analisando os períodos epidêmicos encontrados anteriormente. Buscou-se definir o ponto de crescimento imediatamente acima da média e o ponto de declínio que faz com que os casos entrem novamente na média de ocorrência, delineando o intervalo em semanas epidemiológicas da temporada.

A autocorrelação foi aferida pela Função de Auto Correlação (FAC) e Função de Auto Correlação Parcial (FACP). A avaliação dessas se deu por interpretação gráfica da série temporal e suas funções no correlograma. A FAC permitirá avaliar nas séries temporais em

estudo, como as defasagens das mesmas podem impactar no seu valor atual. Apesar da simples correlação entre os dados, ela pode nos ajudar a identificar defasagens que poderiam contribuir para o comportamento da série em um determinado tempo t .

No método empregado, foi utilizado um teste estatístico para verificar a significância da relação entre o valor atual da FAC e seus *lags*, com limites de confiança de 95%, expressos graficamente no correlograma. Neste sentido, a função de autocorrelação tem grande importância, pois os valores obtidos através das funções e os limites de confiança permitem analisar como cada valor em um determinado ponto no tempo se relaciona com valores subsequentes da série, o que na epidemiologia da doença pode nos dar alguma hipótese sobre determinados eventos.

Complementarmente foi utilizado um teste estatístico para avaliar a correlação serial, nesse caso o Ljung-Box, que possibilita de forma mais robusta avaliar a correlação temporal entre os dados. A hipótese nula desse teste é que não existe correlação serial e a hipótese alternativa é que existe correlação serial.

Para a decomposição das séries usamos o método de “Decomposição Sazonal e Tendência usando *Loess*”, chamado STL. Por ser mais robusto, é mais sensível a vários tipos de sazonalidade e lida melhor com os outliers, como por exemplo, os picos epidêmicos.

Foi avaliada a estacionariedade das séries temporais utilizando o teste de Dickey-Fuller aumentado, que é um teste de raiz unitária. A estatística usada nesse teste é negativa, e quanto mais negativo, mais indicativo o teste se torna para rejeitar a hipótese nula de que existe raiz unitária na série.

Após as análises exploratórias das séries temporais utilizamos técnicas descritivas de análise espacial para entender o perfil da doença nesse território, tendo em vista a distribuição dos casos nos municípios vizinhos componentes da regional. O município de Belo Horizonte não participou dessa fase do processo por não ter disponível casos por bairro ao longo de toda série em meio de consulta pública, e além do mais o mesmo não é vizinho de primeira ordem dos municípios da regional de Sete Lagoas.

Analisamos as relações de influência da vizinhança da SRS Sete Lagoas, com análise da autocorrelação espacial global e local. Para isso utilizamos o índice global de Moran Global, que avalia a autocorrelação espacial de toda região, estimado por uma função do pacote “spdep”, do programa R. O resultado do mesmo nos permite avaliar o quanto o valor da incidência acumulada de dengue no ano em um dado município é dependente dos valores de incidência das áreas vizinhas, sendo essa vizinhança toda a região. A mesma função submete o

valor do índice a um teste de significância estatística, onde a hipótese nula é a independência espacial. Aqui foi utilizado um teste de pseudo-significância, no qual foi gerado 999 permutações dos valores de incidências das regiões. Cada uma dessas produz um arranjo diferente de valores entre essas áreas. Assim é construído uma distribuição empírica de I . Pela comparação do valor observado com as distribuições dos valores estimados, é avaliada a significância estatística do valor observado (BIVAND, Roger, 2002; BIVAND, Roger S. *et al.*, 2008).

Para caracterizar a autocorrelação e respectiva dependência espacial de forma mais detalhada, foi calculado o índice local de Moran para todos os municípios em cada ano. Os indicadores locais foram utilizados na construção do Mapa de indicadores locais de autocorrelação espacial (Lisa-Map), demonstrando como se apresentam os municípios em relação a autocorrelação local e a significância estatística da mesma. Essa última calculada da mesma forma que para o índice global de Moran, com 999 permutações. No caso, avaliamos somente a autocorrelação de primeira ordem, ou seja, apenas o primeiro vizinho. Utilizamos as classificações clássicas para os valores dos índices, sendo Alto-alto (valores positivos e médias dos vizinhos positivas), Baixo-baixo (valores negativos e médias dos vizinhos negativas), Alto-baixo (valores positivos e médias negativas), Baixo-alto (valores negativos e médias positivas) e o não significativo (valores com valor de $p \geq 0,05$), (ANSELIN, 1995, 2019b).

Em seguida descrevemos a distribuição da incidência acumulada para cada ano nos municípios, utilizamos cortes de incidência que foram elaborados de acordo com alguns valores encontrados nas análises de séries temporais e verificação da distribuição dos valores anuais. Dessa forma, as categorias de incidência utilizadas foram baixa incidência (menos de 50 casos por 100.000 habitantes), média (50 a 99 casos por 100 mil habitantes), média-alta (100 a 299 casos por 100 mil habitantes), alta (300 a 599 casos por 100 mil habitantes) e muito alta quando a incidência é de 600 ou mais casos de dengue por 100 mil habitantes.

Na tentativa de suavizar as taxas e corrigir melhor alguns aspectos da variabilidade das taxas que pareciam destoantes da distribuição de incidências, principalmente no que diz respeito a vizinhança de primeira ordem, os estimadores empíricos global e local foram calculados para ajustar melhor os valores observados de incidência. A regional, conforme já descrito, apresenta grande diversidade da distribuição de população entre os seus municípios, sendo a maioria dos municípios de pequeno porte. Foi demonstrado como principal resultado o estimador bayesiano empírico local por tratar melhor a variabilidade dos dados em pequenas áreas, dando maior importância ao ajuste com a vizinhança local e dessa forma encontrar resultados estimados

melhores que os valores observados para as incidências acumuladas. As faixas de incidência utilizadas para as taxas bayesianas foram as mesmas que para as incidências acumuladas.

Ao final, foi utilizado dos mesmos princípios da modelagem bayesiana para a estimativa dos riscos relativos espaciais, as inferências são derivadas da distribuição a posteriori resultante da combinação entre a informação da priori com a informação proveniente dos dados observados. O cálculo utiliza da mesma estrutura da modelagem hierárquica bayesiana para estimar a verossimilhança e a *priori* condicionada pelos hiperparâmetros. A significância estatística foi calculada para os valores estimados ao nível de 5%. Os riscos estimados foram categorizados em classes, os valores não significativos são uma categoria, depois os valores entre zero e 0,89 equivalentes a um valor que sugere proteção, de 0,9 a 1,09 risco nulo, 1,1 até 2,49 médio risco, 2,5 a 9,99 risco alto, 10 e mais equivale ao risco muito alto.

5.4 SOFTWARES E OUTROS RECURSOS UTILIZADOS

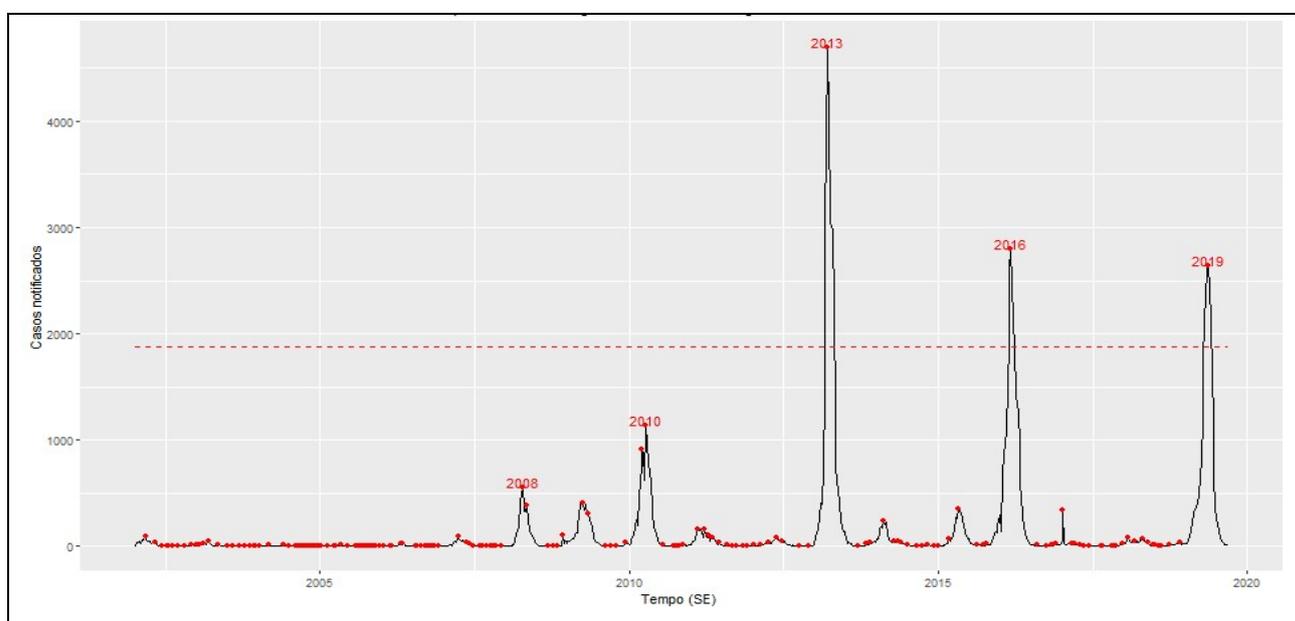
Foi utilizado o "QGIS", Sistema de Informação Geográfica (SIG) de código aberto, licenciado segundo a Licença Pública Geral (GNU) (EQUIPE DE DESENVOLVIMENTO DO QGIS, 2020). O "R" (R CORE TEAM, 2020), linguagem que fornece uma ampla variedade de técnicas estatísticas, técnicas gráficas e é altamente extensível. Disponível como Software Livre sob os termos da GNU, em forma de código fonte. A interface gráfica do R escolhida foi o RStudio (EQUIPE RSTUDIO, 2020), também é um software livre de ambiente de desenvolvimento integrado para R. Sua principal linha é a de software livre e de código aberto para ciência de dados, pesquisa científica e comunicação técnica.

Alguns pacotes foram utilizados de uma forma geral, mas principalmente na manipulação e organização dos dados como o conjunto de pacotes do grupo "tidyverse" (WICKHAM; RSTUDIO, 2021) e "lubridate" (SPINU *et al.*, 2021) para ajudar no manejo das datas. Nas análises das séries temporais os principais pacotes envolvidos nas análises foram "forecast" (HYNDMAN;AUT *et al.*, 2021), o "ggfortify" (TANG; HORIKOSHI; LI, 2016). Em relação as análises espaciais outros utilizados foram o "sp" e "spdep" (BIVAND, Roger S. *et al.*, 2008), "sf" (PEBESMA, 2018), "mapproj" (BIVAND, Roger, 2006), "spatstat" (TURNER; BADDELEY, 2005), "rgdal" (BIVAND, Roger *et al.*, 2021) e "tmap" (TENNEKES, 2018), "ggspatial" (WICKHAM; GROLEMUND, 2017).

6 RESULTADOS

O Gráfico 01 mostra a distribuição de casos de dengue na SRS-Sete Lagoas no período de 2002 a 2019. A partir de 2008 a região apresentou aumento na ocorrência de casos, inclusive com aumento no número de picos e suas respectivas magnitudes. Utilizando os parâmetros de incidência para semanas epidêmicas segundo o PNCD (linha tracejada da figura 01), a SRS-Sete Lagoas apresentou três grandes epidemias, sendo essas nos anos de 2013, 2016 e mais recentemente em 2019 com a reintrodução e predomínio do vírus 2 de forma mais espalhada em toda região, ao qual a maioria da população era susceptível.

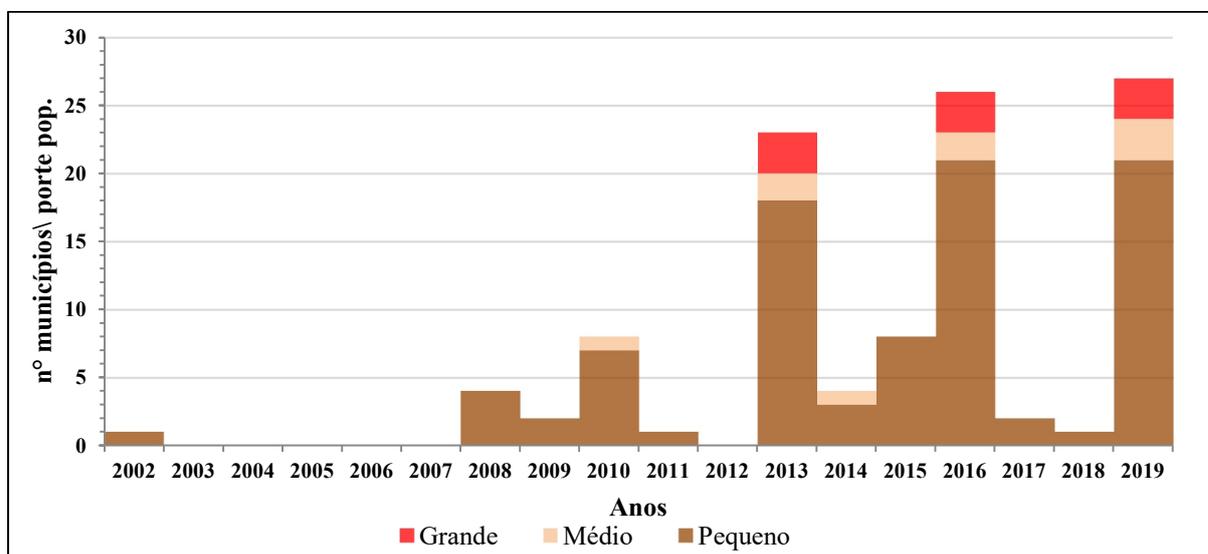
Gráfico 01 – Epidemias de dengue na SRS-Sete Lagoas, Minas Gerais, 2002 a 2019.



Fonte: Sinan SRS Sete Lagoas-MG, atualização de outubro de 2019.

No mesmo período, o gráfico 02 demonstra a distribuição espacial da incidência acumulada anual de dengue nos municípios da região. Os municípios que apresentaram epidemias mais cedo, caracterizando o início da transmissão na região em 2002 foram: Abaeté, Pompéu, Papagaios, Três Marias e Baldim. Em 2003, novamente Baldim apresentou uma epidemia, em 2004 foi Prudente de Moraes, município vizinho de Sete Lagoas. Em 2005 não houve registro de epidemias. Entretanto, em 2006, os municípios de Paineiras (vizinho de Abaeté) e Paraopeba (vizinho de Sete Lagoas) tiveram suas primeiras epidemias, e em 2007, somente Abaeté, Augusto de Lima e Corinto, esses dois últimos vizinhos de Curvelo, município de médio porte e importante polo microrregional da SRS-Sete Lagoas.

Gráfico 02 - Municípios acima do limiar epidêmico segundo o porte populacional, SRS – SL, 2002 a 2019.

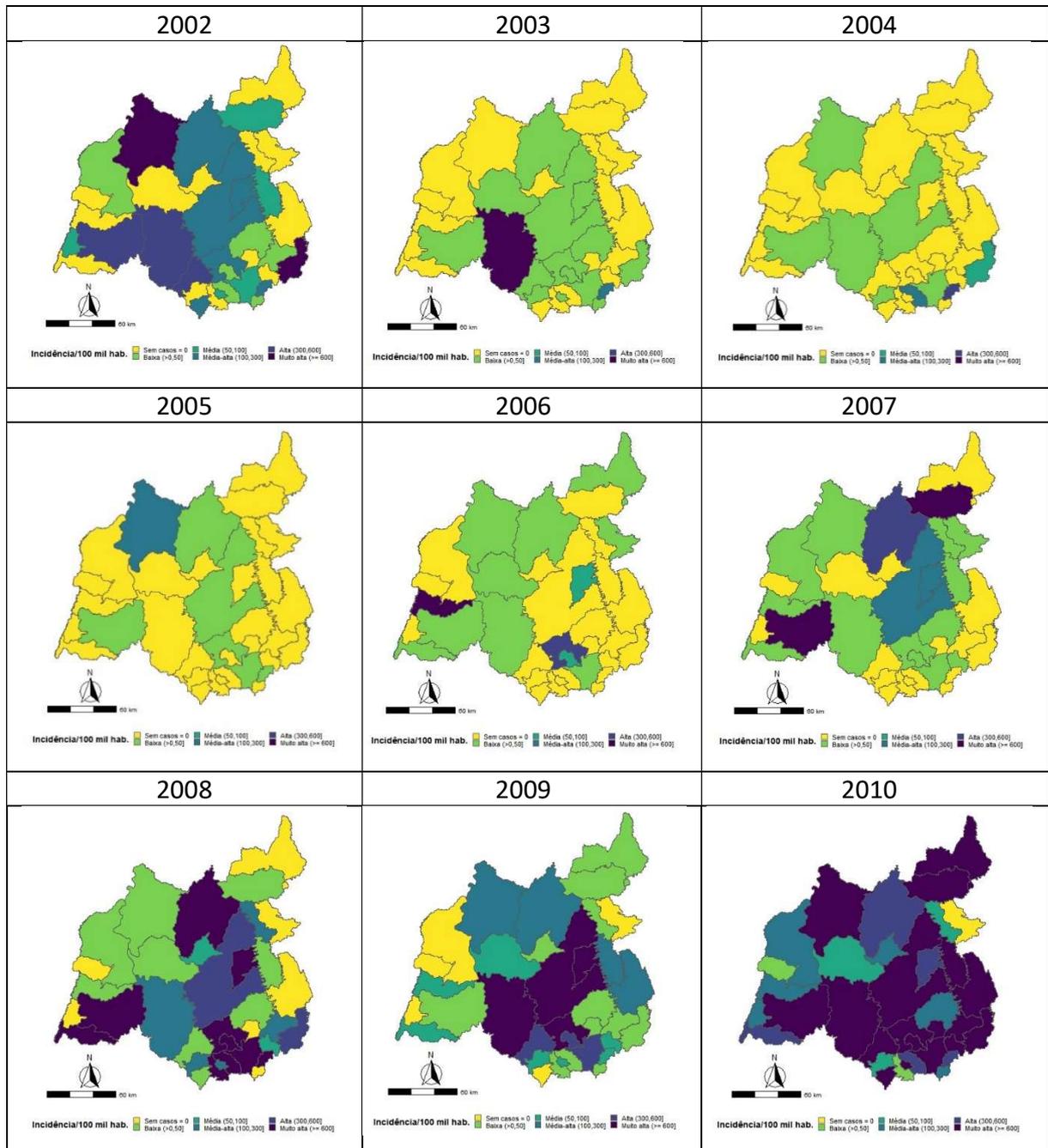


Fonte: Sinan SRS Sete Lagoas-MG, atualização de outubro de 2019.

O ano de 2008 foi um marco na série histórica da região, com 10 municípios em epidemia, considerando que houve mais episódios de transmissão sustentada e um maior espalhamento espacial. Em 2009 foram sete municípios e, em 2010, outro ano importante na transmissão, no qual a maioria dos municípios do território tiveram alta transmissão. Os anos de 2011 e 2012 foram amenos, principalmente 2012, quando somente dois municípios tiveram casos de dengue notificados (Figura 03).

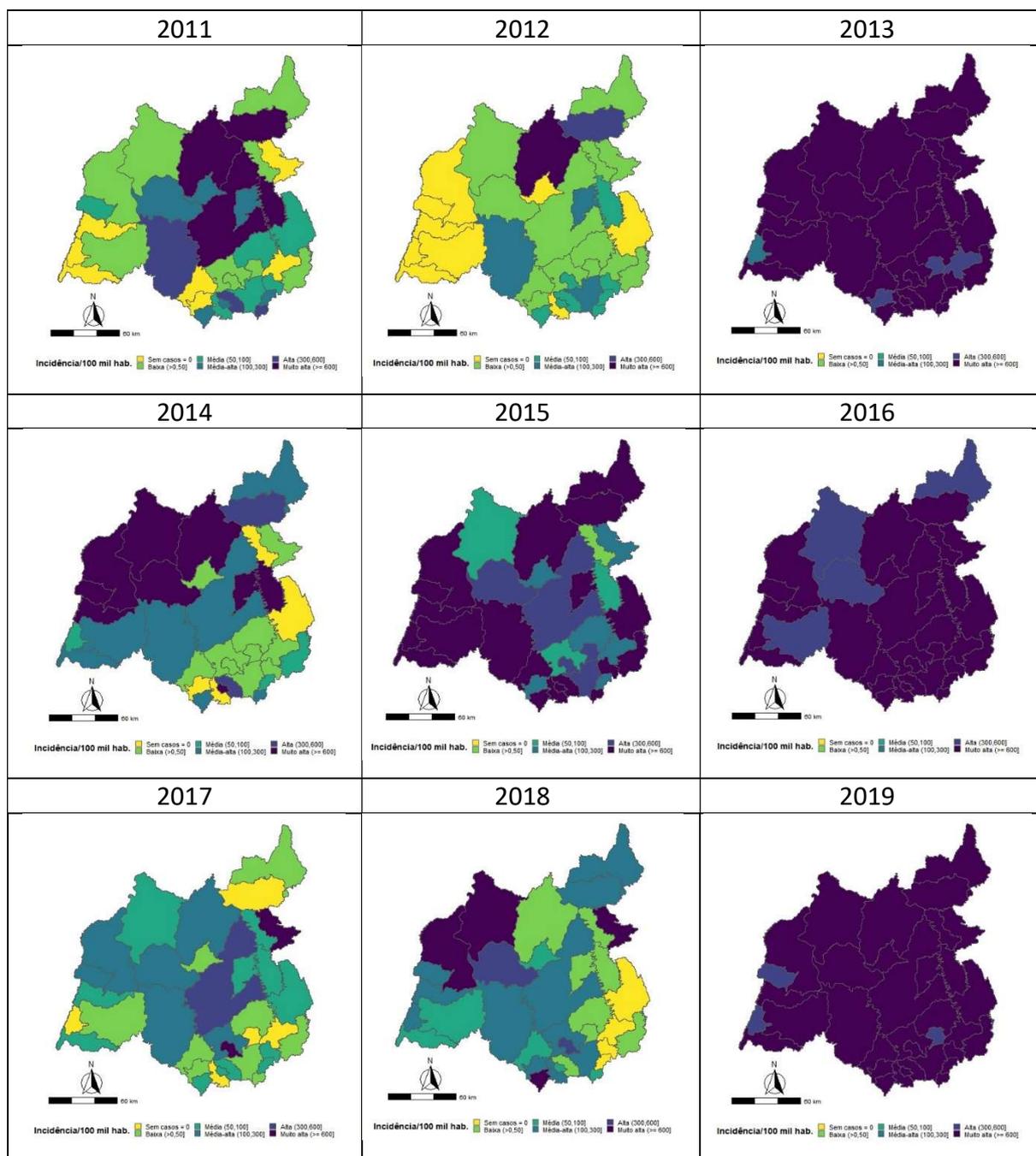
Em 2013 muitos municípios atingiram muito alta incidência, sendo que apenas um dos 35 municípios não relatou ocorrência de epidemia. Os anos de 2014 com 11 municípios, 2015 com a maioria novamente e 2016 com outra grande epidemia, marcaram uma sequência de anos de transmissão epidêmica importante. Os anos de 2017 e 2018 foram atípicos, em relação ao passado recente, sendo que nesses a ocorrência de casos foi muito pequena e a maioria dos municípios não tiveram casos. Já em 2019 tivemos outra grande epidemia com a maioria dos municípios notificando casos de dengue (Figura 03, abaixo).

Figura 03 - Mapas de incidência acumulada de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, período de 2002 a 2019. (Continua)



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Figura 03 - Mapas de incidência acumulada de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, período de 2002 a 2019. (Conclusão)



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os municípios considerados de grande porte, como Belo Horizonte e Sete Lagoas, e também a SRS Sete Lagoas, todos com população acima de 100 mil habitantes, tiveram suas principais epidemias em 2013, 2016 e 2019. Sendo a diferença, no ano de maior pico para Sete Lagoas e a SRS, que foi na semana epidemiológica (SE) 11 em 2013, e para Belo Horizonte foi na semana 08 em 2016, na Tabela 1, a seguir.

O ano de 2013 foi, sem dúvida, a maior epidemia na SRS-Sete Lagoas, o pico ocorrendo na semana 11 com 4.691 casos de dengue. O período em semanas com maior concentração de casos em torno da semana epidêmica foi de aproximadamente 17 semanas. Sete Lagoas é sede da SRS-Sete Lagoas e também teve sua maior epidemia no ano de 2013. A semana de pico foi a mesma (SE 11), onde atingiu 3.313 casos de dengue e o período de transmissão nessa temporada foi de aproximadamente 14 semanas (Tabela 1).

O município de Belo Horizonte, apesar do longo período de transmissão desde 1998, também teve seu período mais importante e, principalmente, suas maiores epidemias nos anos de 2013, 2016 e 2019. O ano de maior pico foi em 2016, na semana 08, quando o número de casos atingiu a cifra de 15.538 casos. A duração da temporada foi de 21 semanas (Tabela 1).

Os municípios de médio porte também são três, sendo que Curvelo têm mais que o dobro de população em relação à Pompéu e Três Marias. Eles apresentaram pico em anos diferentes, sendo Curvelo em 2019 (SE 18, 657 casos), Pompéu em 2010 (SE 14, 195 casos) e Três Marias em 2013 (SE 15, 214 casos). Tivemos epidemias comuns aos vizinhos Pompéu e Três Marias nos anos de 2013 e 2019. E todos eles tiveram epidemia em 2019.

Quanto aos de pequeno porte, a maioria apresentou ano epidêmico mais forte em 2016 (n=10), seguido por 2013 (n=8), 2015 e por último 2019 com quatro municípios. A SE em que mais municípios tiveram seus picos máximos da série foi a semana 7, e a duração média da temporada nos anos de pico foi de 13 semanas. Algumas exceções para Pequi, que apresentou uma temporada de 22 semanas em 2016 e Maravilhas com 21 em 2019. Os municípios menores como Cedro do Abaeté, uma temporada de 4 semanas no ano de 2015, Inhaúma com 7 semanas de temporada também em 2015 e Santana de Pirapama com 7 em 2010, tabela 01, a seguir.

Tabela 01 - População, ano, semana epidemiológica, número de casos, duração da temporada no ano de maior ocorrência e limiar epidêmico semanal, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Continua)

Município	População (2015)	Pico	Casos no pico	Temporada	Limiar alta incidência	Anos acima do limiar
Grande porte	n	ano-SE	n	n	n	
Belo Horizonte	2.375.152	2016-08	15.538	21	7125,5	2013, 2016, 2019
Sete Lagoas	232.109	2013-11	3.313	14	696,3	2013, 2016, 2019
SRS Sete Lagoas	2.607.261	2013-11	4.691	17	1873,5	2013, 2016, 2019
Média			7.847	17		2013, 2016, 2019

Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

*SE = Semana epidemiológica. **Limiar de alta incidência=300/100.000 hab.

Tabela 01 - População, ano, semana epidemiológica, número de casos, duração da temporada no ano de maior ocorrência e limiar epidêmico semanal, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Continua)

Município	População (2015)	Pico	Casos no pico	Temporada	Limiar alta incidência	Anos acima do limiar
Médio porte	n	ano-SE	n	n	n	
Curvelo	78.902	2019-18	657	15	236,7	2016, 2019
Pompeu	31.177	2010-14	196	13	95,5	2010, 2013, 2016, 2019
Três Marias	31.031	2013-15	214	16	93	2013, 2014, 2019
Média			356	15		2019
Pequeno porte						
Abaeté	23.537	2008-15	113	8	70,6	2008, 2013, 2019
Araçai	2.352	2016-07	27	10	7	2010, 2016, 2017
Augusto de Lima	5.048	2016-07	34	18	15,1	2011, 2013, 2015, 2016, 2019
Baldim	8.073	2010-12	45	14	24,2	2002, 2010, 2013, 2016
Biquinhas	2.640	2015-17	22	8	7,9	2015, 2016
Buenópolis	10.584	2013-11	76	12	31,8	2010, 2013, 2019
Cachoeira da Prata	3.717	2013-14	32	10	11,2	2013, 2015, 2016
Caetanópolis	11.171	2013-09	45	18	33,5	2008, 2010, 2013
Capim Branco	9.539	2019-17	77	14	28,6	2016, 2019
Cedro do Abaeté	1.216	2015-14	2	4	3,7	2015, 2016, 2019* s/limiar
Cordisburgo	9.003	2013-15	37	16	27	2013, 2019
Corinto	24.432	2013-11	401	17	73,3	2008, 2013, 2016, 2019
Felixlândia	15.080	2013-17	142	21	45,2	2013, 2014, 2019
Fortuna de Minas	2.894	2016-02	26	11	8,7	2013, 2016, 2019
Funilândia	4.197	2019-19	34	20	12,6	2013, 2016, 2019
Inhaúma	6.158	2015-51	78	7	18,5	2013, 2016, 2017, 2019
Inimutaba	7.395	2008-49	105	20	22,2	2009, 2013, 2016
Jequitibá	5.315	2019-19	50	11	15,9	2016, 2019
Maravilhas	7.741	2019-15	70	21	23,2	2016, 2019
Monjolos	2.349	2016-50	7	11	7	2016, 2019
Morada Nova de Minas	8.766	2016-08	67	16	26,3	2014, 2016
Morro da Garça	2.630	2016-10	54	11	7,9	2013, 2016, 2019

Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

*SE = Semana epidemiológica. **Limiar de alta incidência=300/100.000 hab.

Tabela 01 - População, ano, semana epidemiológica, número de casos, duração da temporada no ano de maior ocorrência e limiar epidêmico semanal, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Conclusão)

Município	População (2015)	Pico	Casos no pico	Temporada	Limiar alta incidência	Anos acima do limiar
Pequeno porte	n	ano-SE	n	n	n	
Paineiras	4.674	2016-07	37	10	14	2013, 2014, 2015, 2016, 2019
Papagaios	15.274	2016-07	120	18	45,8	2015, 2016, 2019
Paraopeba	24.110	2013-14	215	14	72,3	2008, 2009, 2010, 2013
Pequi	4.340	2016-01	63	22	13	2013, 2016, 2017, 2018, 2019
Presidente Juscelino	3.873	2010-06	31	11	11,6	2010, 2019
Prudente de Morais	10.387	2013-09	35	10	31,2	2013, 2019
Quartel Geral	3.514	2015-11	39	10	10,5	2015
Santana de Pirapama	8.028	2010-14	37	7	24	2010, 2013, 2015, 2016
Santo Hipólito	3.244	2016-04	15	11	9,7	2016, 2019
Média			69	9	15	2013, 2016, 2019

Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

*SE = Semana epidemiológica. **Limiar de alta incidência=300/100.000 hab.

As características climáticas nos municípios de grande porte foram descritas para a época das respectivas epidemias, de forma separada para cada município e de forma agregada na tabela 2. A temperatura mínima média semanal para esses municípios foi de 19,7°C, a temperatura máxima média 28,9°C, a média de precipitação foi deslocada para cima (334 mmH₂O), devido à SRS-Sete Lagoas acumular as medidas de chuva de todos os municípios em seu território, que possui grande extensão, e a umidade relativa média foi de 76%.

Algumas pequenas diferenças entre a SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte foram dignas de nota, com a SRS-Sete Lagoas apresentando uma temperatura mínima média semanal de 20,4°C e máxima de 29,4°C, enquanto em Belo Horizonte apresentou mínima de 18,5°C e máxima de 27,8°C.

A temperatura mínima média nos municípios de médio porte no pico de transmissão foi de 18,3°C, todos com mínima menor que 20°C, a temperatura máxima média foi de 27,2°C no período. Apesar das diferentes características desses municípios quanto ao solo e recursos hídricos, a média da umidade relativa do ar foi de 78,3%, com pouca variabilidade e um acúmulo médio de precipitação de 35,5 mmH₂O, sendo o menor acúmulo para o município de Curvelo, que de forma geral é o mais seco deles.

No período de pico de dengue, os municípios de pequeno porte apresentaram temperatura média mínima semanal de 18,9°C, máxima de 28,4°C, com uma umidade relativa do ar média de 75,6%, e um acumulado semanal médio de chuva de 26,9 mmH₂O. Quanto à precipitação, a variabilidade foi muito grande, com desvio padrão de 23 mmH₂O, mostrando uma distribuição heterogênea das chuvas na região. Somente 8 dos 31 municípios apresentaram temperatura mínima maior que 20°C e 9 apresentaram temperatura máxima média de 30°C ou mais (Tabela 02).

Tabela 02 - Variáveis climáticas na semana de pico, ano de maior ocorrência de casos de dengue, período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Continua)

Municípios	Pico	tmin	tméd	tmáx	Umidade do ar	chuva
Grande porte	ano-SE	°C	°C	°C	%	mmH ₂ O
Belo Horizonte	2016-08	18,5	22,8	27,8	76,5	20,2
Sete Lagoas	2013-11	20,1	24,3	29,6	75,7	30
SRS Sete Lagoas	2013-11	20,4	24,5	29,4	75,8	334
Média		19,7	23,9	28,9	76	128,1
Médio porte						
Curvelo	2019-18	19,8	24	29,5	71,9	16,7
Pompeu	2010-14	15,7	20,3	25,5	77,7	31,2
Três Marias	2013-15	19,5	22,7	26,5	85,3	58,7
Média		18,3	22,3	27,2	78,3	35,5
Pequeno porte						
Abaeté	2008-15	19,4	23,3	27,4	83,1	39,5
Araçai	2016-07	19,6	24,1	28,9	76,7	18,0
Augusto de Lima	2016-07	19,6	24,5	30,4	69,1	5,7
Baldim	2010-12	18,2	22,2	27,5	80,9	19,7
Biquinhas	2015-17	17,1	22,1	28,2	70,7	10,1
Bonópolis	2013-11	20,8	26,3	32,8	61,4	9,77
Cachoeira da Prata	2013-14	18,1	21,7	26	84,8	31,4
Caetanópolis	2013-09	19,3	23,4	28	77,1	51,5
Capim Branco	2019-17	16,8	22,6	29,3	69,5	1,93
Cedro do Abaeté	2015-14	17,7	21,5	26,4	83,5	15,7

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Administração Nacional Aeronáutica e Espacial dos Estados Unidos (NASA-EUA).

Tabela 02 - Variáveis climáticas na semana de pico, ano de maior ocorrência de casos de dengue, período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Conclusão)

Municípios	Pico	tmin	tméd	tmáx	Umidade do ar	chuva
Pequeno porte	ano-SE	°C	°C	°C	%	mmH ₂ O
Cordisburgo	2013-15	18,7	21,7	25,7	87	47
Corinto	2013-11	20,3	25,3	31,1	69,1	14,4
Felixlândia	2013-17	14,9	19,6	25,2	73,8	0
Fortuna de Minas	2016-02	20,5	23,4	27,2	82,9	90,1
Funilândia	2019-19	17,6	23,1	30	65,2	6,33
Inhaúma	2015-51	19,1	24,8	30,7	67,6	11,2
Inimutaba	2008-49	18,8	23,5	28,8	75,4	28,2
Jequitibá	2019-19	17,6	23,1	30	65,2	6,33
Maravilhas	2019-15	18,5	23	28,4	76,8	13,2
Monjolos	2016-50	19,2	22,3	26,3	85	86,8
Morada Nova de Minas	2016-08	20,9	25,8	31,3	67,3	15,2
Morro da Garça	2016-10	20,8	24,5	29,1	78	34,9
Paineiras	2016-07	21,1	25,7	31,1	68,6	15
Papagaios	2016-07	20,6	25	29,9	73,7	18,4
Paraopeba	2013-14	18,6	22,2	26,5	84	24,8
Pequi	2016-01	19,2	23,5	28,4	77,4	32,3
Presidente Juscelino	2010-06	18,7	24,6	31,3	62,7	11,1
Prudente de Moraes	2013-09	19,3	23,4	28	77,1	51,5
Quartel Geral	2015-11	18	21,1	25,3	85,6	39
Santana de Pirapama	2010-14	15,5	19,9	25,3	78,3	19,3
Santo Hipólito	2016-04	20,2	23,1	26,8	85,5	66,1
Média		18,9	23,2	28,4	75,6	26,9

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Administração Nacional Aeronáutica e Espacial dos Estados Unidos (NASA-EUA).

Avaliando as características estatísticas das séries, a série temporal de Sete Lagoas possui uma média de 56,7 casos por semana, com um desvio padrão de 255,3 e um coeficiente de variação de 450,6 %. Belo Horizonte apresentou uma média semanal de casos de 635,9, desvio padrão de 2.088, com coeficiente de variação (CV) de 328,4%. A média de casos para os municípios de grande porte foi de 275,6, desvio padrão médio de 931,2 e um CV médio de 371,4%. O número médio de duração da temporada no ano de maior pico foi de 17,3 semanas. O número médio de semanas sem qualquer caso de dengue foi de 190 semanas, equivalendo a

20,6% de toda a série, ressaltando que Sete Lagoas têm 36,2% semanas sem casos, em relação a 11,2% de Belo Horizonte e 14,8% da SRS-Sete Lagoas, tabela 3.

A média de casos por semana nos municípios de médio porte foi de 10,6 e o desvio padrão de 36,8 casos, e um CV médio de 345,4%. O tempo médio de semanas sem casos registrados foi de 541(58,7%), o tempo com um a três casos foi de 178 (19,3%). De forma que em 78% do tempo ocorreram no máximo 3 casos de dengue nesses municípios por semana. Esta informação é importante para atividades de controle de transmissão.

Os municípios de pequeno porte apresentaram uma média de 69 casos, tendo em vista as semanas com maior pico na série, e um desvio padrão de 75,7 casos, o que demonstra epidemias de magnitudes bem diferentes. No entanto a média semanal de casos em toda a série foi de 1,5 casos por semana, com um desvio padrão de 6 casos. O município de Corinto apresentou maior média na série, 8,5 casos, seguido por Paraopeba 6,2 casos e Felixlândia 3,6 casos. Os municípios com menor média de casos são Cedro do Abaeté com 0,1 casos por semana, seguido de Biquinhas 0,2 e Santo Hipólito 0,2 casos por semana (Tabela 3).

O coeficiente de variação médio para esses municípios foi de 462,5%. Alguns municípios como Cedro do Abaeté, Santo Hipólito, Morro da Garça, Monjolos, Funilândia, Fortuna de Minas, Biquinhas e Araçá tem mais de 90% das semanas livre de casos de dengue. A média de semanas sem casos notificados no período todo foi de 773 (83,9%), e a média de semanas em houve apenas um ou no máximo três casos foi de 87 (9,4%) semanas (Tabela 3).

Tabela 03 - Medidas de tendência central, variabilidade e frequência semanal de casos de dengue no período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Continua)

Municípios	Casos por semana			zero	1 a 3	4 ou mais
	média	CV*(%)	desv.pad*	n(%)	n(%)	n(%)
Grande porte						
Belo Horizonte	635,9	328,4	2088,0	103(11,2)	100(10,9)	718(77,9)
SRS Sete Lagoas	134,2	335,3	450,2	136(14,8)	137(14,9)	648(70,4)
Sete Lagoas	56,7	450,6	255,3	333(36,2)	247(26,8)	341(37)
Média	275,6	371,4	931,2	190(20,6)	161(17,5)	569(61,9)
Médio porte						
Curvelo	19,6	351,6	68,8	440(47,8)	197(21,4)	284(30,8)
Pompeu	7,4	325,2	24,2	537(58,3)	195(21,2)	189(20,5)

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Medidas estatísticas da série. *CV=Coeficiente de variação, desv.pad=desvio padrão.

Tabela 03 - Medidas de tendência central, variabilidade e frequência semanal de casos de dengue no período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.

(Continua)

Municípios	Casos por semana			zero	1 a 3	4 ou mais
	média	CV*(%)	desv.pad*	n(%)	n(%)	n(%)
Três Marias	4,9	359,3	17,5	645(70,0)	142(15,4)	134(14,5)
Média	10,6	345,4	36,8	541(58,7)	178(19,3)	202(22)
Pequeno porte						
Abaeté	3,0	383,8	11,5	699(75,9)	111(12,1)	111(12,1)
Araçai	0,3	673,5	2,0	865(93,9)	42(4,6)	14(1,5)
Augusto de Lima	1,2	337,4	4,2	758(82,3)	77(8,4)	86(9,3)
Baldim	1,1	388,8	4,4	780(84,7)	71(7,7)	70(7,6)
Biquinhas	0,2	534,8	1,2	849(92,2)	58(6,3)	14(1,5)
Buenópolis	1,4	504,1	7,2	757(82,2)	100(10,9)	64(6,9)
Cachoeira da Prata	0,7	402,0	2,9	682(74,0)	147(16)	92(10)
Caetanópolis	1,6	330,2	5,3	682(74,0)	147(16)	92(10)
Capim Branco	1,4	487,7	7,0	778(84,5)	83(9)	60(6,5)
Cedro do Abaeté	0,1	546,4	0,2	889(96,5)	32(3,5)	0(0)
Cordisburgo	0,4	445,3	3,3	815(88,5)	63(6,8)	43(4,7)
Corinto	8,5	370,4	31,5	488(53,0)	220(23,9)	213(23,1)
Felixlândia	3,6	432,7	15,4	715(77,6)	118(12,8)	88(9,6)
Fortuna de Minas	0,3	555,7	1,7	857(93,1)	38(4,1)	26(2,8)
Funilândia	0,6	476,8	2,7	830(90,1)	49(5,3)	42(4,6)
Inhaúma	1,3	472,9	6,0	736(79,9)	131(14,2)	54(5,9)
Inimutaba	1,5	400,8	6,1	715(77,6)	126(13,7)	80(8,7)
Jequitibá	0,7	600,5	4,0	849(92,2)	38(4,1)	34(3,7)
Maravilhas	1,2	511,1	6,1	816(88,6)	61(6,6)	44(4,8)
Monjolos	0,2	427,3	0,7	842(91,4)	69(7,5)	10(1,1)
Morada Nova de Minas	1,9	386,0	7,1	712(77,3)	121(13,1)	88(9,6)
Morro da Garça	0,4	745,6	3,3	861(93,5)	35(3,8)	25(2,7)
Paineiras	0,8	372,0	2,9	785(85,2)	74(8)	62(6,7)
Papagaios	2,6	409,2	10,6	744(80,8)	82(8,9)	95(10,3)
Paraopeba	6,2	354,7	22,1	619(67,2)	163(17,7)	139(15,1)
Pequi	1,4	387,9	5,3	777(84,4)	70(7,6)	74(8)
Presidente Juscelino	0,5	445,7	2,0	806(87,5)	80(8,7)	35(3,8)

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Medidas estatísticas da série. *CV=Coefficiente de variação, desv.pad=desvio padrão.

Tabela 03 - Medidas de tendência central, variabilidade e frequência semanal de casos de dengue no período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG. (Conclusão)

Municípios	Casos por semana			zero	1 a 3	4 ou mais
	média	CV*(%)	desv.pad*	n(%)	n(%)	n(%)
Prudente de Moraes	0,8	393,8	3,0	755(82,0)	116(12,6)	50(5,4)
Quartel Geral	0,5	578,5	2,8	813(88,3)	84(9,1)	24(2,6)
Santana de Pirapama	0,9	421,4	3,8	812(88,2)	48(5,2)	61(6,6)
Santo Hipólito	0,2	561,9	1,3	863(93,7)	38(4,1)	20(2,2)
Média	1,5	462,5	6,0	773(83,9)	87(9,4)	62 (6,7)

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Medidas estatísticas da série. *CV=Coefficiente de variação, desv.pad=desvio padrão.

Todos os municípios apresentaram séries aparentemente não estacionárias em primeira ordem à análise visual, principalmente devido ao incremento de casos a partir de 2008, com os picos epidêmicos mais frequentes, podendo influenciar visualmente na avaliação da média da série. A sazonalidade foi presente em todos de forma bem regular, apesar de alguma variação na amplitude no tempo, não tão bem marcada. Tendo em vista os testes de Dickey-Fuller para estacionariedade e de Box-Ljung para dependência serial, todos os valores foram significativos para os testes, confirmando que as séries de casos dos municípios são estacionárias e apresentam dependência serial importante, o que também pode ser detectado visualizado os gráficos nos quadros, em anexos, quadros 01-37, apêndice A.

Os valores do índice de Moran (I) Global das taxas de incidência na região de Sete Lagoas no ano de 2002 e 2003 foram de -0,97 e -0,96. Esses valores altos e negativos, apontam uma autocorrelação negativa forte, no entanto o valor de p (significância estatística) do I foi maior que 0,05, podendo ser resultado de algum artefato ou mesmo de uma flutuação aleatória sem qualquer importância epidemiológica, pois apesar dos valores altos os mesmos não são significativos (Tabela 04, Apêndice B).

Para analisar padrões em uma escala com mais detalhes, foi calculado o índice de Moran Local, e foi construído o Mapa de Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) para cada ano do período. A figura 04 mostra a distribuição dos índices locais de Moran dos respectivos municípios segundo as classes, combinado à respectiva significância estatística obtida pelo teste de permutação aleatória (999 permutações) para o valor de p . Podemos ver que nenhum município apresentou valor significativo para os anos de 2002 e 2003, (Tabela 04,

Apêndice B).

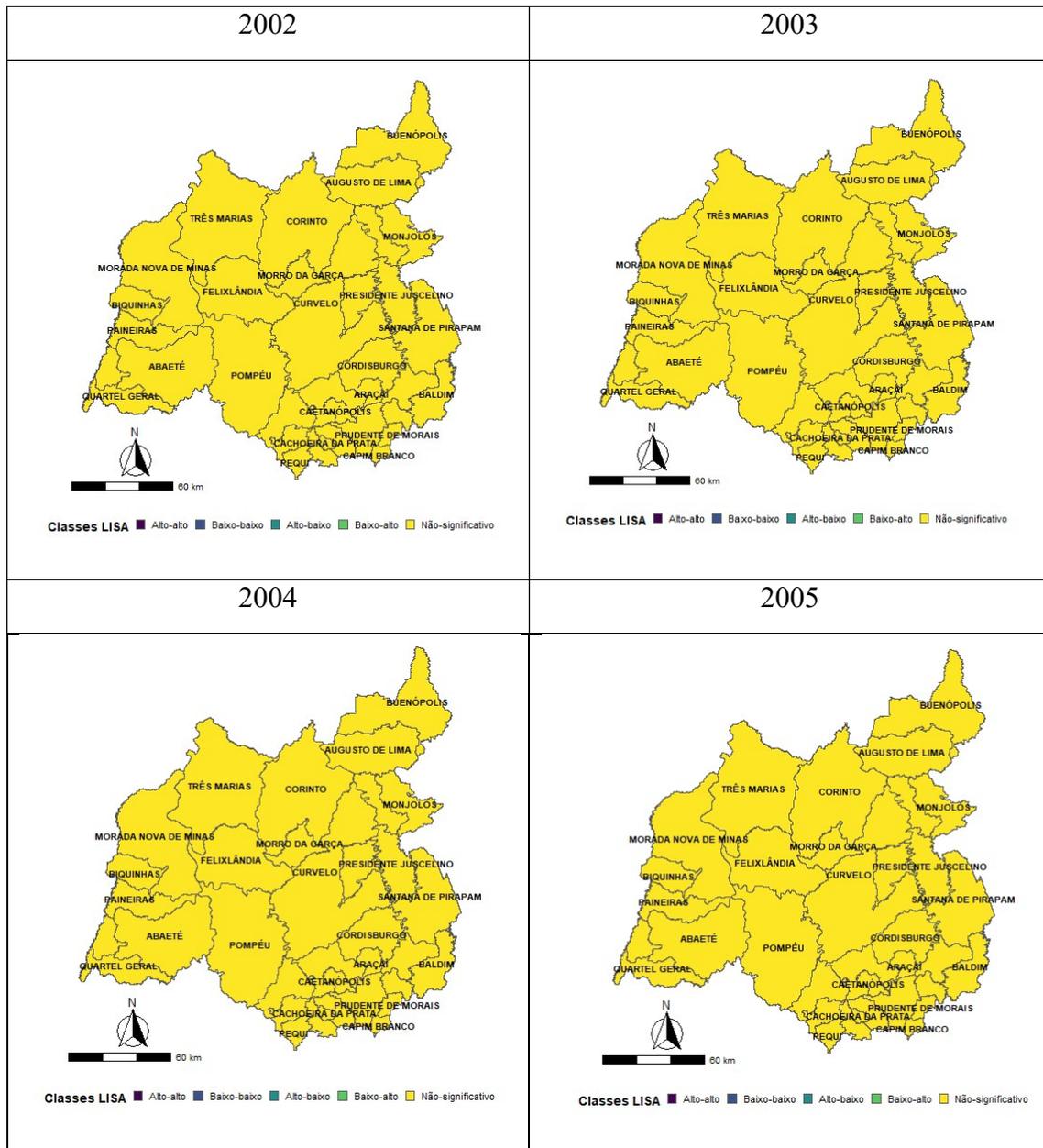
No ano de 2004, o índice Global de Moran das taxas de incidência foi de 1,7, com valor de p menor que 0,05. Dessa forma rejeitamos a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial, ao nível de significância de 5%. Já do período de 2005 à 2013, os índices globais de Moran das taxas de incidência foram todos altos, negativos e não significativos, valores de p superior a 0,05. O índice local de Moran e seus valores foram calculados e também apresentados no Lisa-Map (figura 04) para esses anos, mostrando que nenhum valor foi significativo, sendo assim, não ocorreu agregados locais de valores semelhantes de incidência entre os municípios.

No período de 2005 a 2013 os valores do índice global de Moran das taxas de incidência na região foram negativos e com valor de p maior que 0,05. Os I de Moran local e seus valores utilizados na construção dos mapas da figura 04, (tabela 04, Apêndice B). Os anos de 2005 e 2006 não apresentaram quaisquer valores significativos. Já nos anos de 2007 à 2013, foram encontrados valores do índice local de Moran significativos, sendo esses sempre na categoria Alto-alto.

Em 2014, o valor do índice global de Moran das taxas de incidência foi fortemente positivo, com valor p menor que 0,05. Mostrando que nesse ano a distribuição das incidências mostra que o valor encontrado em um dado município da região da SRS Sete Lagoas tende a ser semelhante aos valores dos seus vizinhos no mesmo ano. Nesse ano ocorreu cinco municípios com valores de Moran local significativos, e os mesmo 5 municípios na categoria Alto-alto do Lisa-Map, figura 04.

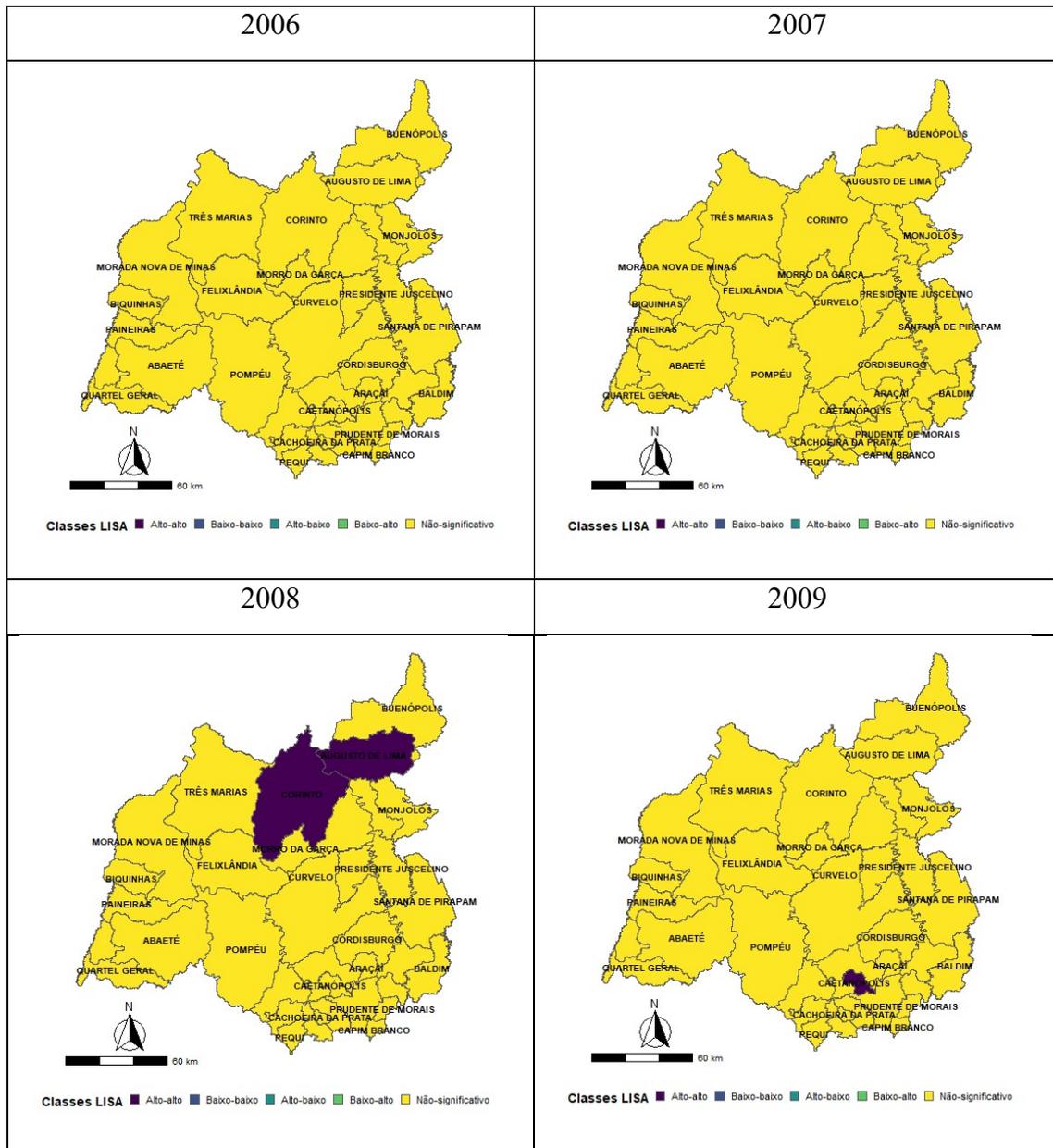
No período de 2015 à 2019, os valores do índice global de Moran das taxas de incidência na região foram negativos, exceto no ano de 2017, mas todos com valor de p maior que 0,05. Nesse período somente os anos de 2016 e 2017 não apresentaram valores do índice local de Moran significativos para nenhum município. Os demais anos apresentaram o mesmo padrão de pelo menos um município significativo na categoria Alto-alto.

Figura 04 – Mapas dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) das incidências acumuladas de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, 2002 a 2019. (Continua)



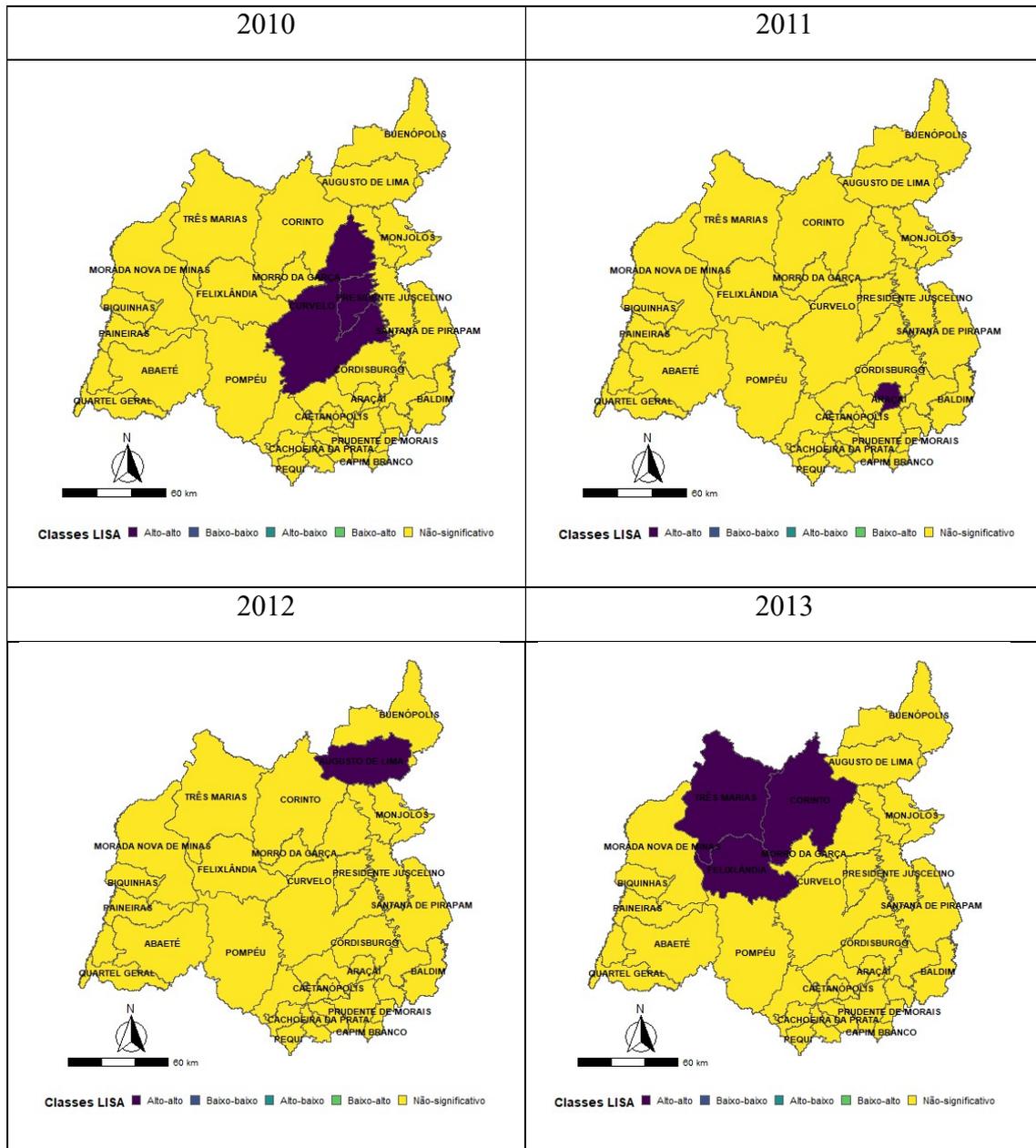
Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Figura 04 – Mapas dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) das incidências acumuladas de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, 2002 a 2019. (Continua)



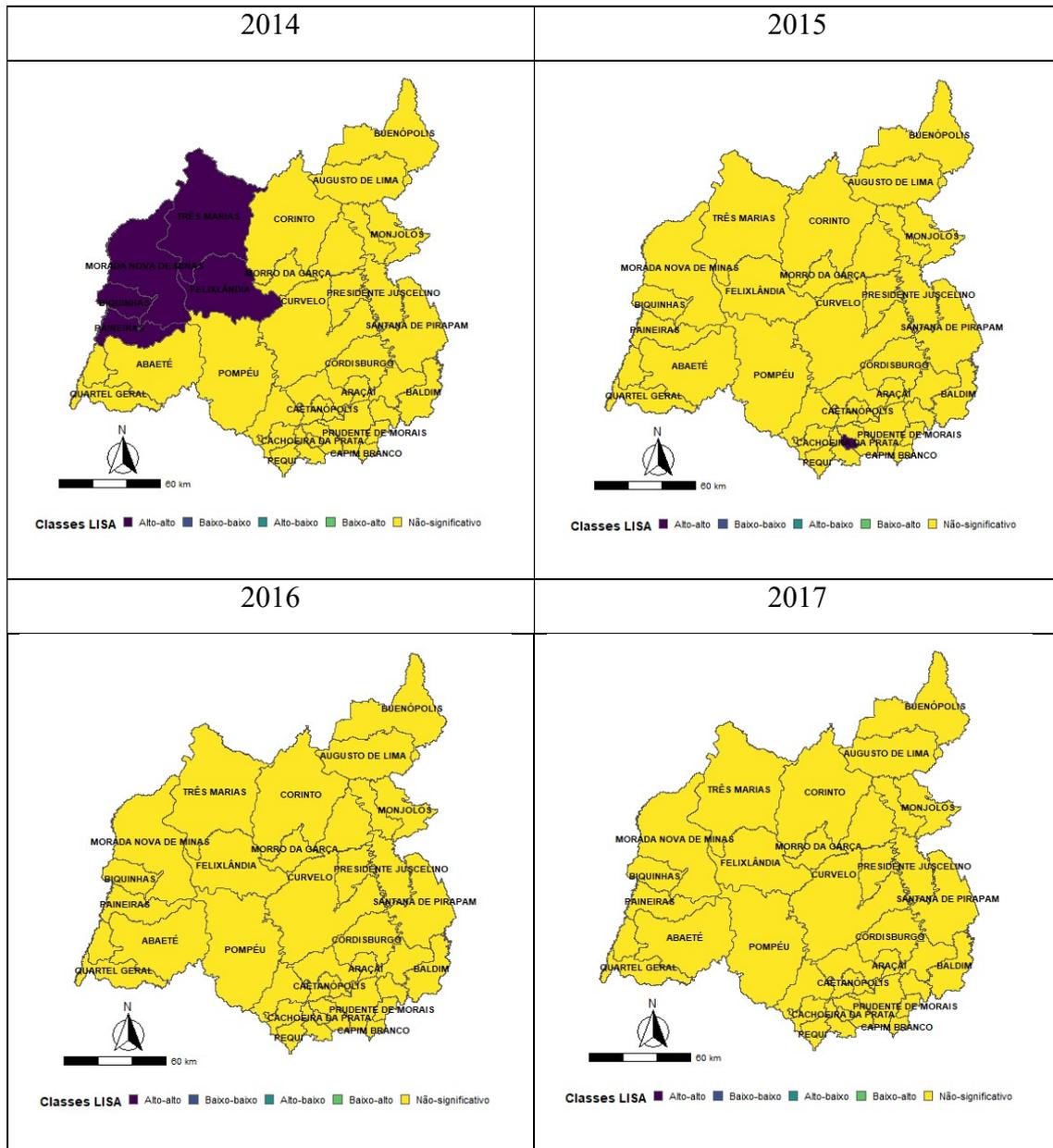
Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Figura 04 – Mapas dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) das incidências acumuladas de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, 2002 a 2019. (Continua)



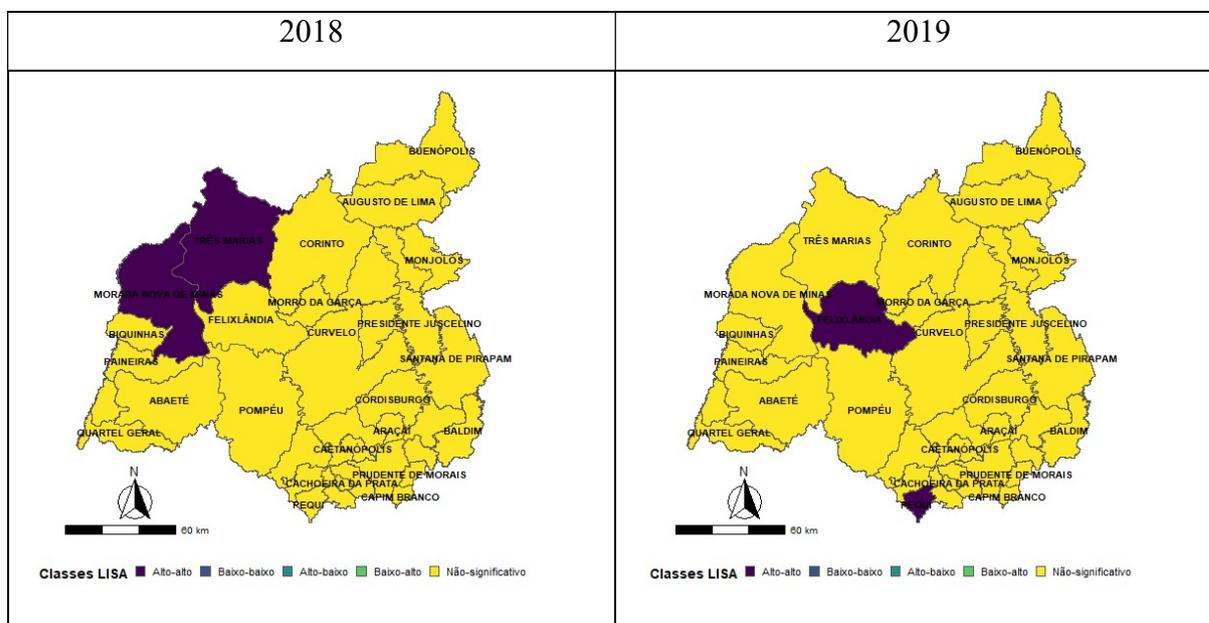
Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Figura 04 – Mapas dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) das incidências acumuladas de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, 2002 a 2019. (Continua)



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Figura 04 – Mapas dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial (Lisa-Map) das incidências acumuladas de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, 2002 a 2019. (Conclusão)

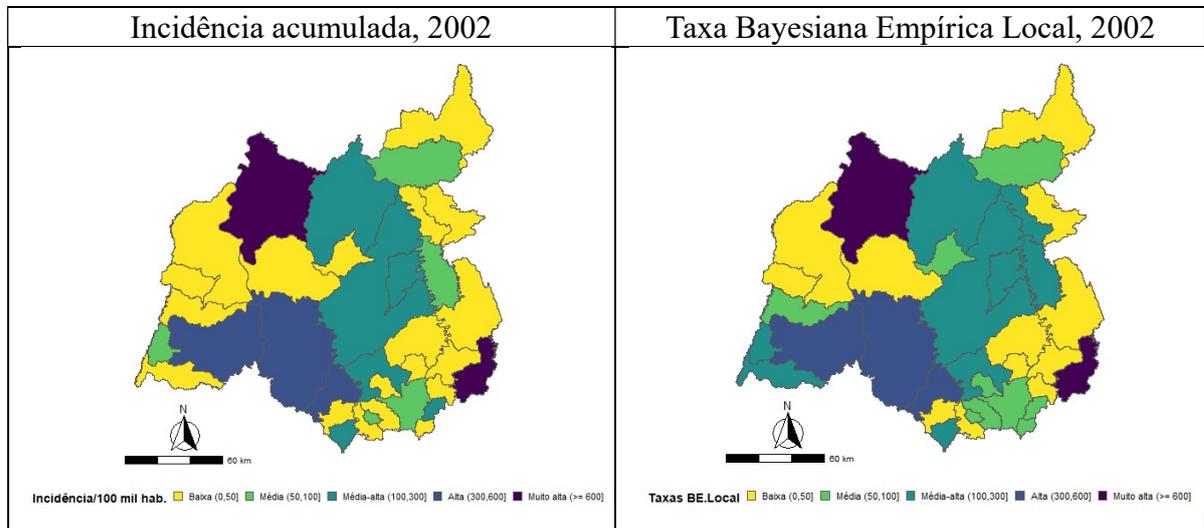


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quanto a distribuição das incidências acumuladas de dengue no ano de 2002, para a maioria dos municípios, 13 (37,1%), não ocorreram casos de dengue, seguido por 6 (17,1%) municípios em baixa incidência de casos. Ficaram na faixa de média incidência 5 (14,3%) municípios, 6 (17,1%) na média-alta, o restante na alta (n=3) e muito alta (n=2), figura 05, abaixo.

No mesmo ano, usando o estimador bayesiano empírico local para suavização das taxas, tivemos uma grande mudança com o deslocamento de municípios sem casos para a categoria de municípios na baixa incidência, ficando nenhum dos municípios sem a ocorrência de casos. Foram então 12 (34,3%) municípios na baixa incidência, 9 municípios na média incidência e outros 9 (25,7%) municípios na média alta incidência. As demais faixas de incidência, ficaram com respectivamente 3 (8,6%) na alta e 2 (5,7%) dos municípios em muito alta.

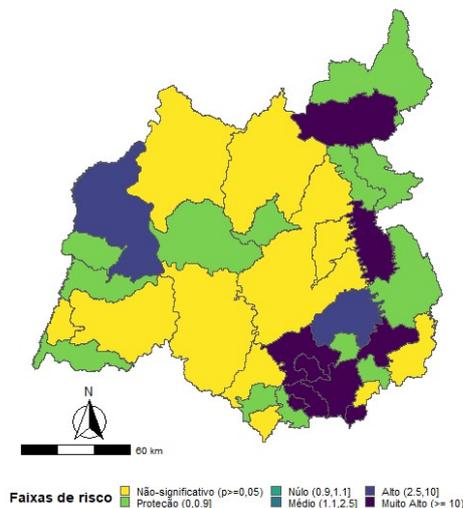
Figura 05 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2002.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados para ocorrência de dengue no ano de 2002 apresentaram em sua maioria proteção 13 (37,1%) ou risco não significativo 11 (31,4%), nove municípios com risco muito alto e dois com risco alto, somando 31,4%. De uma forma geral os últimos 11 municípios seriam alvo de importância nesse ano, uma vez que apresentaram excesso de risco de forma significativa.

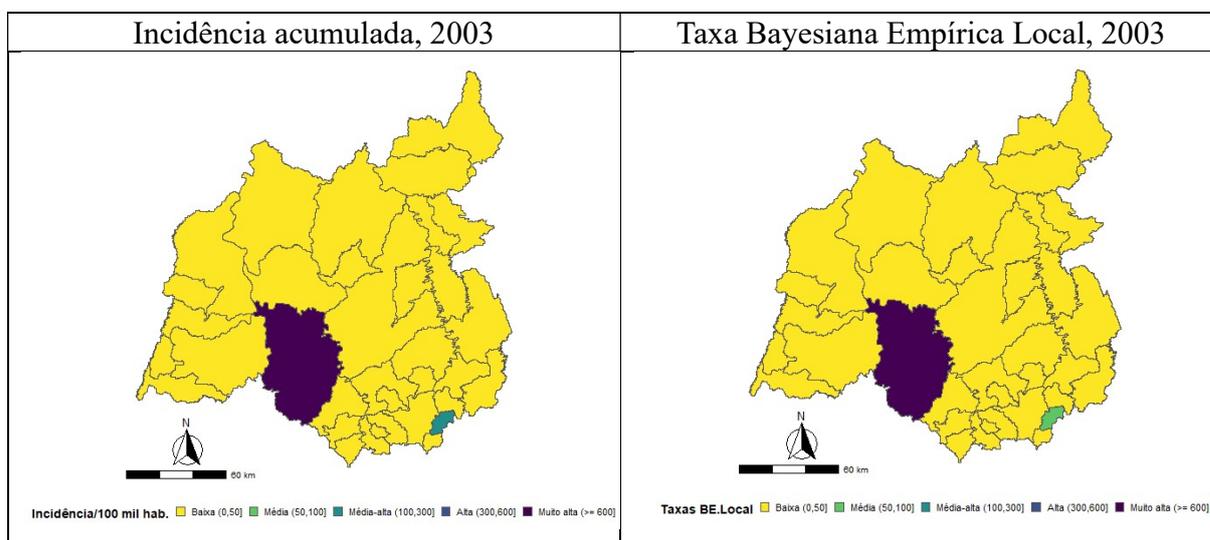
Figura 06 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2002.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Em 2003, a grande maioria dos municípios da SRS Sete Lagoas não tiveram casos de dengue, 19 (54,3%) ou apresentaram baixa incidência, 14 (40%). Apenas um município apresentou incidência média alta e um em muito alta incidência. Com o uso do estimador bayesiano empírico local, o efeito do ajuste provocou uma grande mudança dos municípios sem casos, ficando apenas 4 (11,4%) nessa categoria e os demais migrando para a faixa de baixa incidência de casos, 29 (82,9%) dos municípios. Quanto aos demais, um município migrou da média alta para a categoria de média incidência, nenhum município na categoria de média-alta e alta, e apenas um se manteve na categoria de muito alta incidência, figura 07.

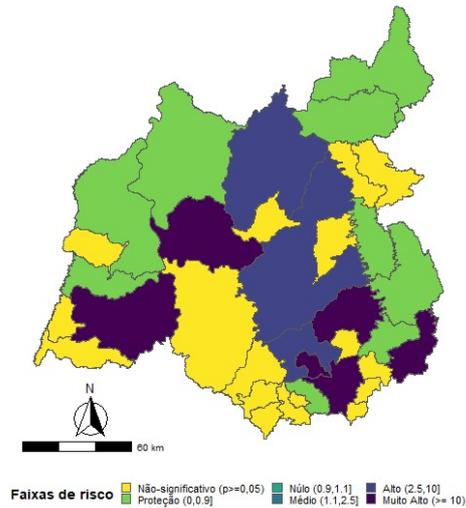
Figura 07 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2003.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quando verificamos os riscos relativos estimados para 2003, 17 (48,6%) dos municípios apresentaram riscos sem significância estatística, 9 (25,7%) foram proteção, 6 (17,1%) foram de risco muito alto e 3 (8,6%) tiveram alto risco.

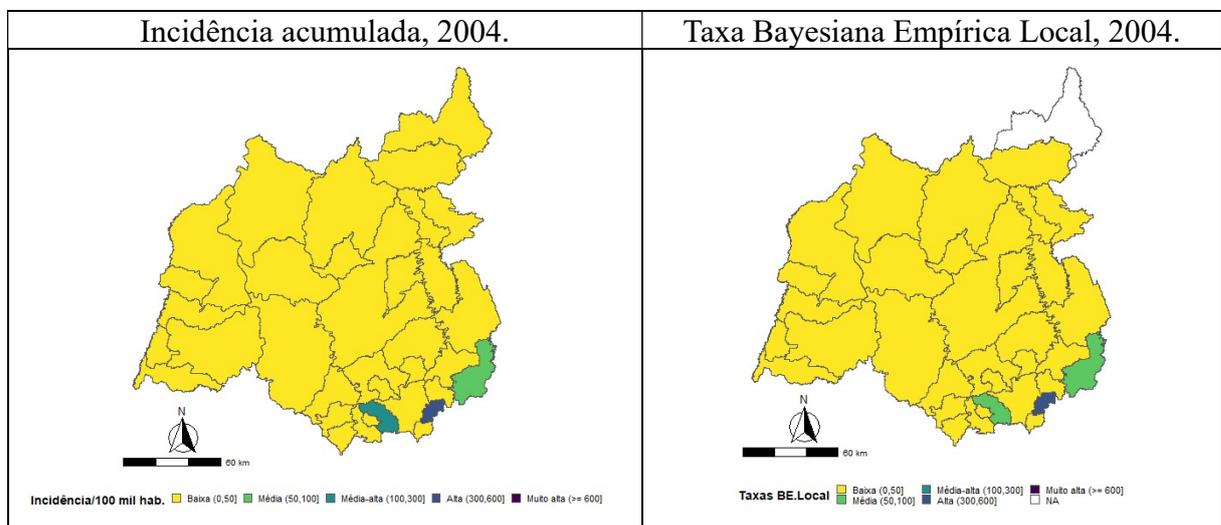
Figura 08 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2003.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

A incidência de dengue na SRS Sete Lagoas em 2004 foi baixa, com 26 (74,3%) dos municípios sem ocorrência de casos de dengue. Na baixa incidência foram 6 (17,1%) dos municípios. Nas demais categorias, um município em cada uma das categorias, média, média-alta e alta, somando 8,7% do total. Usando a taxa bayesiana local, apenas 4 (11,4%) municípios não tiveram casos de dengue nesse ano e a maioria dos municípios ficou na baixa incidência 28 (80%). Dois (5,7%) municípios ficaram na média e um na alta incidência, figura 09 abaixo.

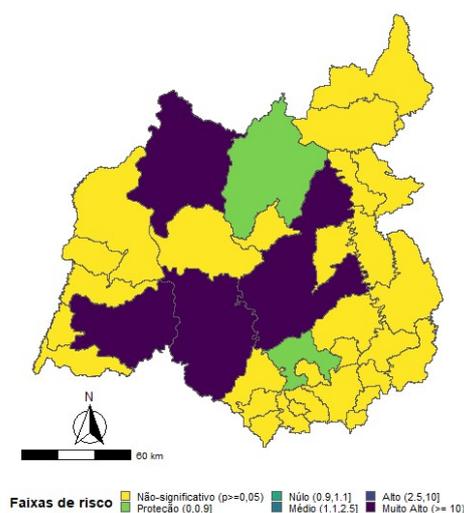
Figura 09 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2004.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados no ano de 2004 apresentaram em sua maioria proteção 29 (82,91%) ou risco não significativo 11 (31,4%), nove municípios com risco muito alto e dois com risco alto, somando 31,4%. De uma forma geral os últimos 11 municípios seriam alvo de importância nesse ano, uma vez que apresentaram excesso de risco de forma significativa.

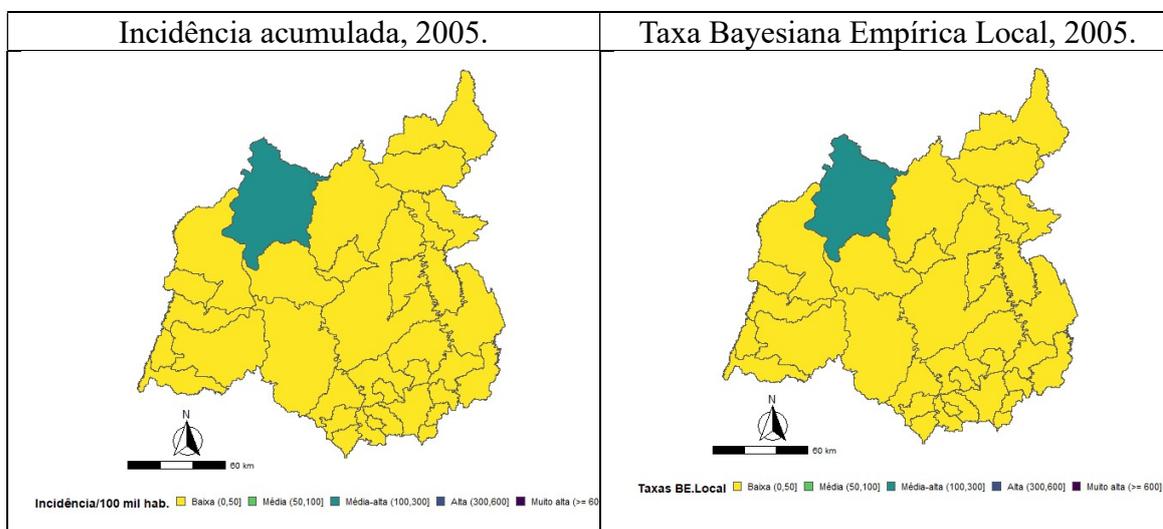
Figura 10 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2004.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Em 2005, ano de baixa incidência a maioria dos municípios 28 (80%) não apresentaram casos de dengue. Na baixa incidência foram 6 (17,1%) municípios e apenas um município ficou na média alta incidência com mais de 50 casos por 100 mil habitantes. Utilizando a taxa bayesiana empírica local, nesse ano sete (20%) municípios continuaram com valores zero e 27 (77,1%) municípios apresentaram baixa incidência. O mesmo município que apresentou incidência média alta continuou na mesma categoria, apesar do uso do estimador bayesiano local, figura 11.

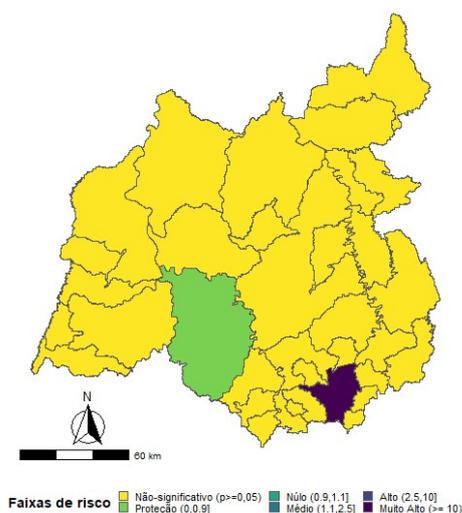
Figura 11 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2005.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quanto aos riscos relativos estimados para a ocorrência da doença, 33 (94,3%) apresentaram riscos não significativos, o município de Pompéu ficou na categoria de proteção, e Sete Lagoas apresentou risco muito alto no ano de 2005.

Figura 12 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2005.

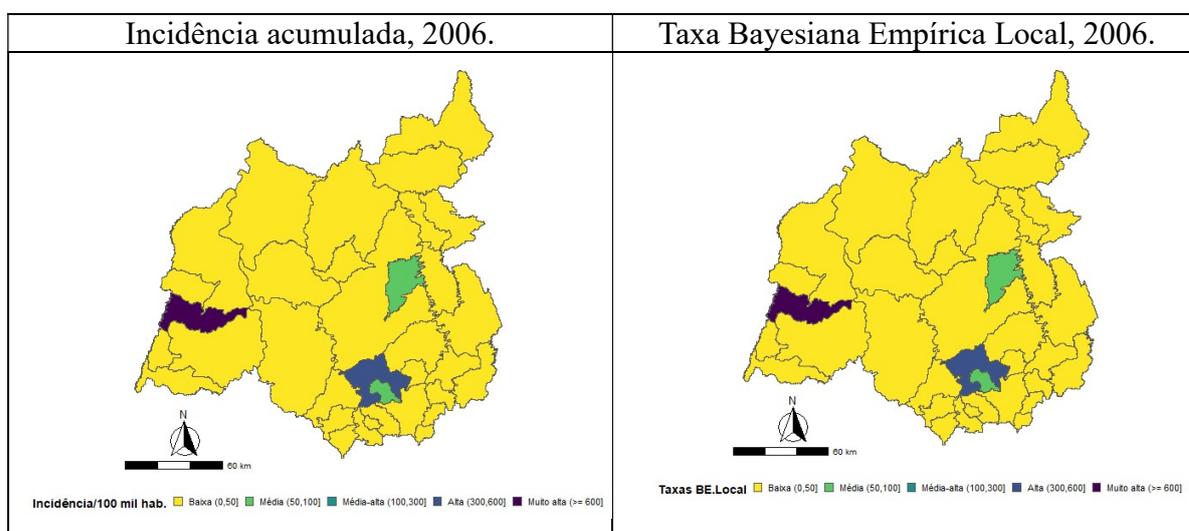


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

A incidência de dengue na SRS Sete Lagoas no ano de 2006 foi baixa e 22 (62,9%) municípios não apresentaram casos, 9 (25,7%) municípios tiveram baixa incidência e 2 (5,7%) ficaram

com incidência média. Os demais 2 municípios ficaram, 1 (2,9%) na alta e outro em muito alta incidência. A taxa bayesiana empírica local fez com que 17 municípios que não haviam apresentado casos migrassem para a categoria de baixa incidência, ficando assim: Sete (20%) na faixa dos municípios sem casos de dengue, 27 (77,1%) municípios na baixa incidência, e por último, um (2,9%) município apresentou alta incidência, figura 13.

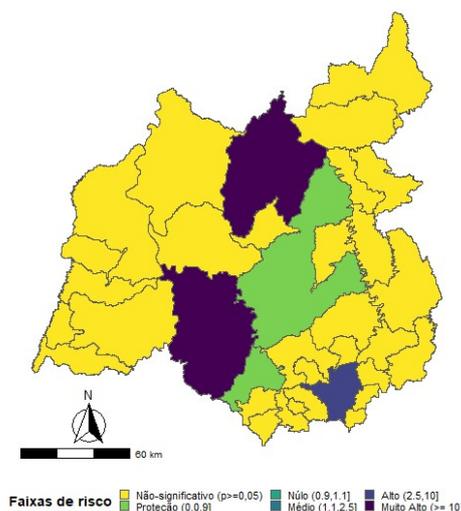
Figura 13 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2006.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados para os municípios no ano de 2006 foram não significativos em 30 (85,7%) dos municípios. Dois, 5,7% apresentaram proteção, um ficou com risco alto e outro município foi muito alto.

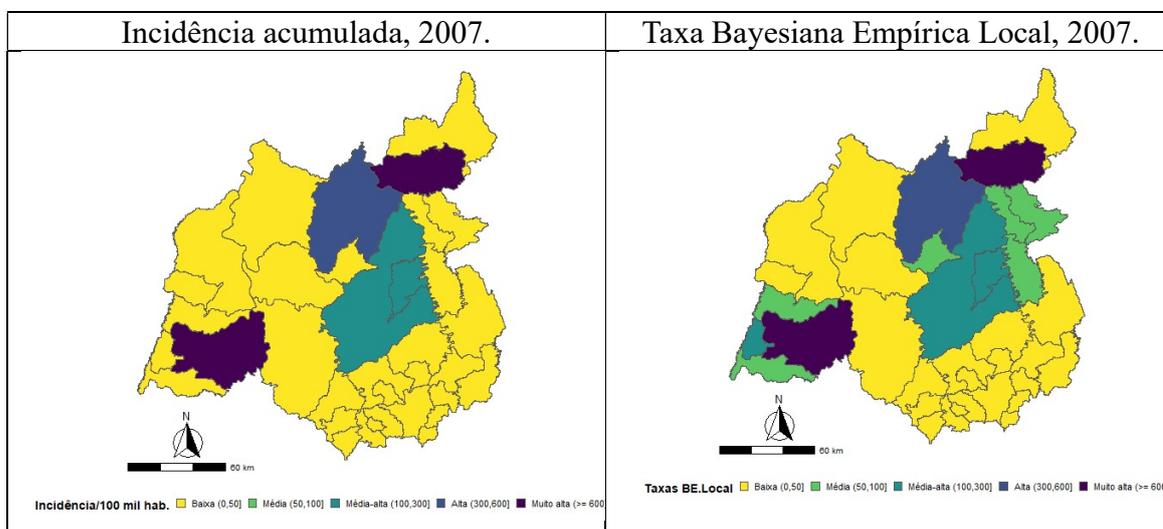
Figura 14 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2006.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No ano de 2007, também de baixa incidência, 17 (48,6%) municípios não apresentaram casos de dengue e 13 (37,1%) tiveram baixas incidências acumuladas no ano. Dois municípios ficaram na faixa de média-alta incidência, um município na alta e dois municípios em muito alta incidência. Com o uso da taxa bayesiana empírica local, as mudanças nas classes de incidência resultaram em apenas 3 (8,6%) municípios sem ocorrência de casos de dengue e 20 (57,1%) municípios na baixa incidência. Seis (17,1%) municípios ficaram na incidência média, três na média alta, outro município em alta incidência e por últimos dois municípios permaneceram em muito alta incidência, figura 15.

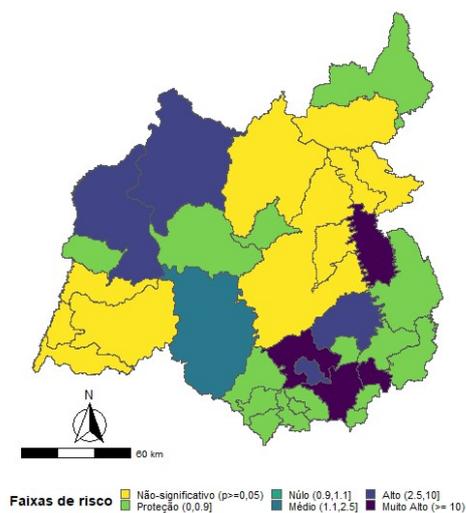
Figura 15 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2007.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quanto aos riscos relativos estimados, agora apenas 10 (28,6%) municípios tiveram riscos não significativos, 16 (45,7%) tiveram valores de proteção, um (2,9%) apresentou médio risco, 4 (11,4%) alto risco e outros 4 (11,4%) muito alto risco.

Figura 16 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2007.

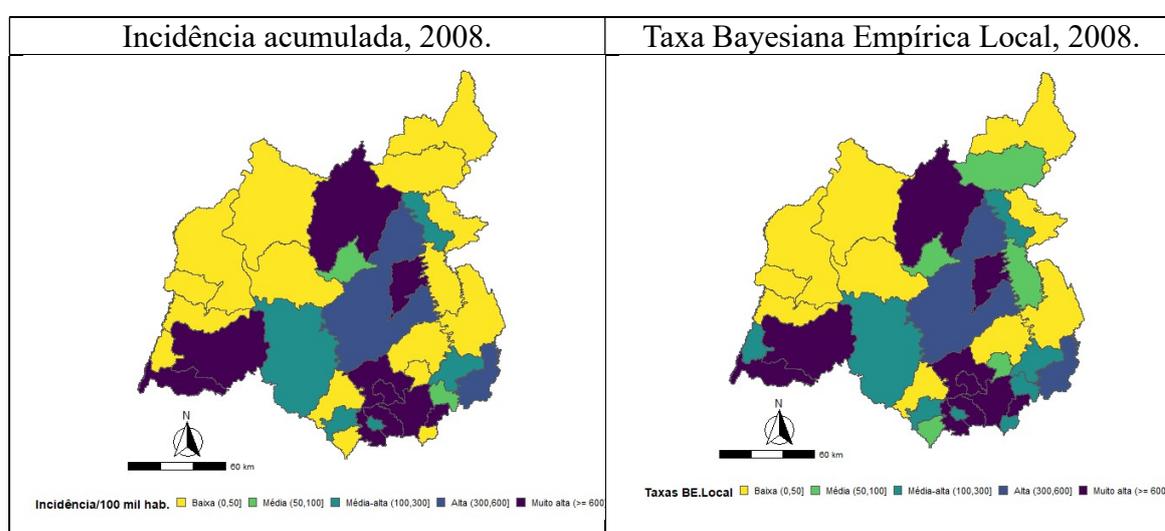


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No ano de 2008, apenas 7 (20 %) municípios não tiveram casos de dengue e 9 (25,7%) ficaram com incidência baixa de casos, 2 (5,7%) municípios ficaram com média incidência, 5

(14,3%) na média-alta, dois na alta e 10 (28,6%) municípios com muito-alta incidência. Utilizando o estimador bayesiano empírico local, apenas um município ficou sem ocorrência de casos de dengue no período, e 9 (25,7%) municípios ficaram na baixa incidência. Cinco (14,3%) ficaram na média e oito (22,9%) na média alta incidência de casos. Dois tiveram alta incidência e 10 (28,6%) municípios tiveram muito alta incidência, figura 17.

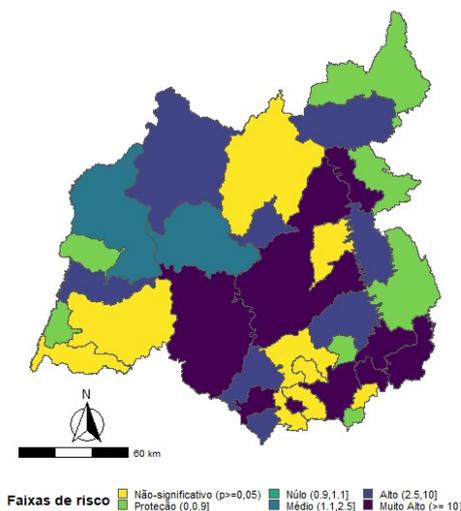
Figura 17 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2008.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados para o ano de 2008 mostram que apenas 9 (25,7%) tiveram o risco não significativo, 7 (20%) tiveram valores de proteção, 2 (5,7%) risco médio, 8 (22,9%) um risco alto e 9 (25,7%) risco muito alto.

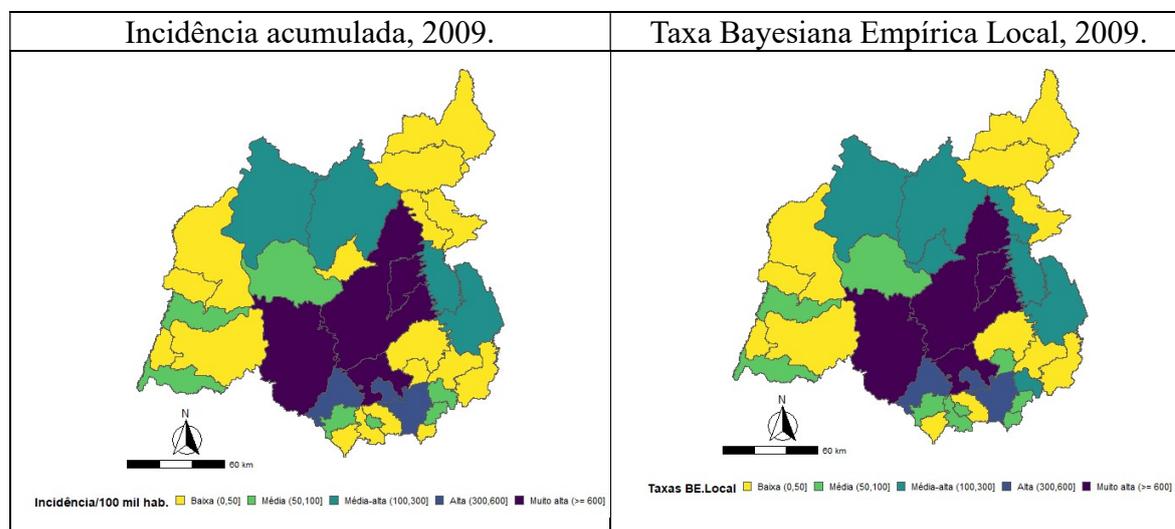
Figura 18 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2008.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

As incidências no ano de 2009 foram baixas, cinco (14,3%) municípios não apresentaram casos e 12 (34,3%) dos municípios ficaram na baixa incidência. Na média incidência tivemos 7 (20,0%) municípios, na média alta foram 4 (11,4%) municípios, alta incidência em 3 (8,6%) e muito alta nos demais 4 (11,4%) municípios. Usando a taxa bayesiana local, nenhum município ficou sem ocorrência de casos, permaneceram 12 (34,3%) municípios na baixa incidência e 9 (25,7%) na média. Na faixa de média alta incidência foram 7 (20%) municípios, 3 (8,6%) municípios na alta e 4 (11,4%) municípios em muito alta incidência, figura 19.

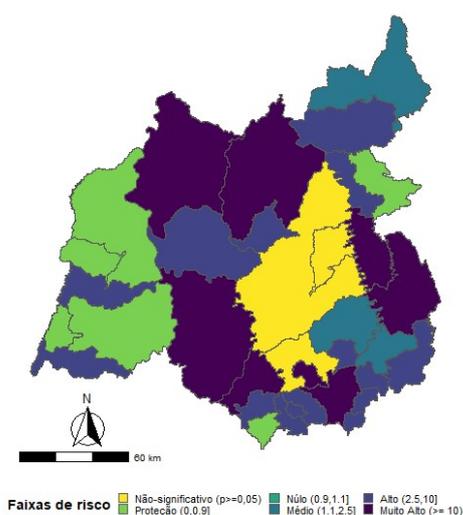
Figura 19 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2009.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados foram não significativos em apenas 3 (8,6%) municípios, 6 (17,1%) tiveram valores de proteção, 3 (8,6%) ficaram no médio risco, a maioria 15 (42,9%) na faixa de alto risco, e por fim 8 (22,9%) com muito alto risco.

Figura 20 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2009.

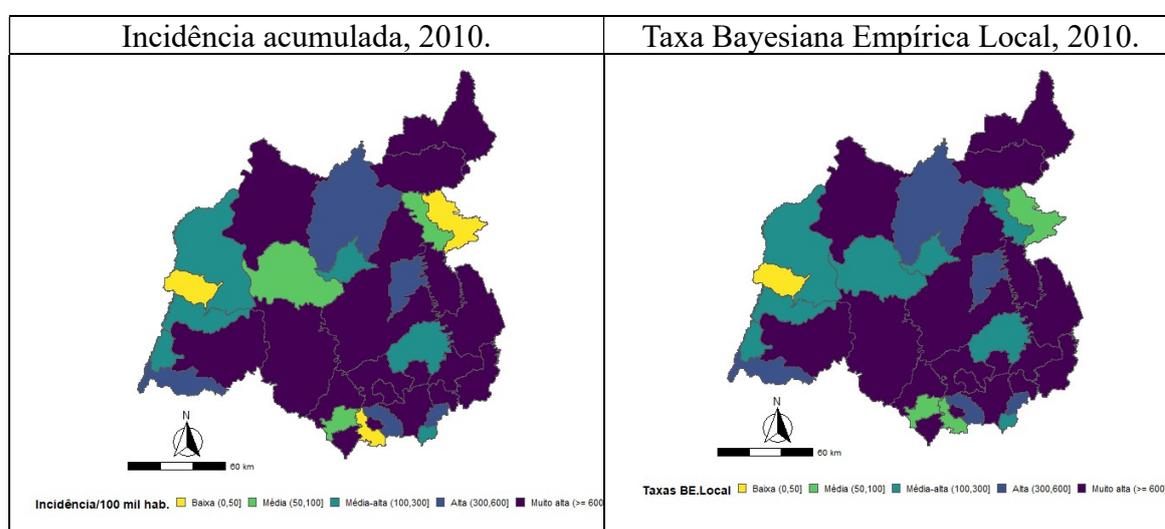


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Em 2010, somente 1 (2,9%) município ficou sem ter tido casos de dengue, 2 (5,7%) ficaram com baixa incidência e 3 (8,6%) municípios com média incidência. Seis (17,1%)

municípios tiveram média alta incidência, 5 (14,3%) municípios com alta e por fim, a maioria 18 (51,4%) municípios com muito alta incidência de casos. As taxas bayesianas locais mostraram modificações nas classes, nenhum município ficou sem ter ocorrido casos de dengue. Apenas um município apresentou incidência baixa, 3 (8,6%) municípios na média incidência e 8 (22,9%) municípios em média-alta. Cinco (14,3%) municípios tiveram alta incidência de casos e a maioria dos municípios, 18 (51,4%), continuou com alta incidência, figura 21.

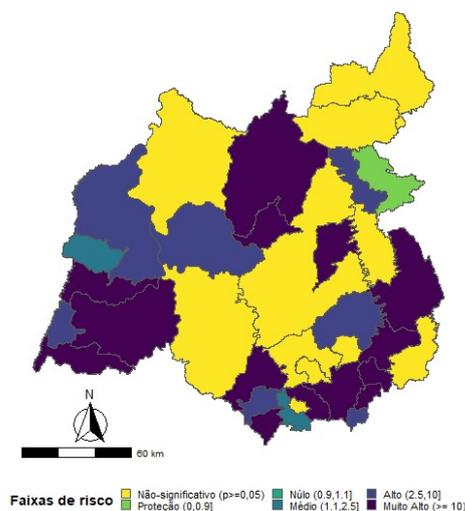
Figura 21 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2010.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No mesmo ano de 2010, os riscos relativos estimados foram não significativos em 11 (31,4%) dos municípios. Apenas um teve valor de proteção, 2 (5,7%) apresentaram médio risco, 7 (20%) municípios tiveram alto risco e 14 (40%) tiveram muito-alto risco.

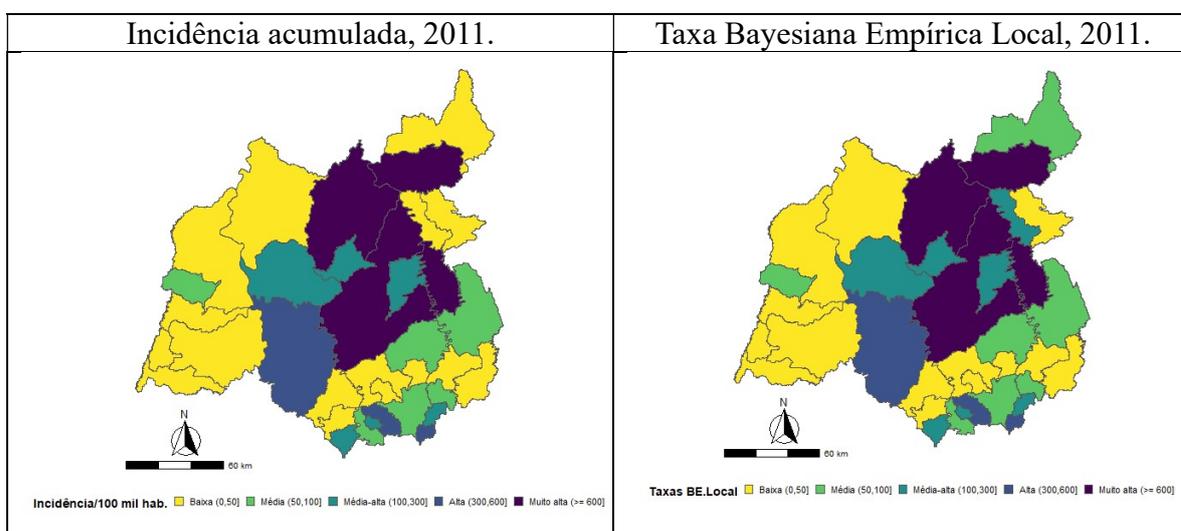
Figura 22 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2010.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No ano de 2011 as taxas de incidência foram baixas em 16 (45,7%) dos municípios, médias em 6 (17,1%), média-alta no mesmo número, alta em 3 (8,6%) e muito alta em 4 (11,4%). Com as taxas bayesianas locais podemos ver que 14 (40%) dos municípios ficaram na baixa incidência, 7 (20%) na média, 7 (20%) na média-alta, 3 (8,6%) com alta incidência e 4 (11,4%) com incidência muito alta.

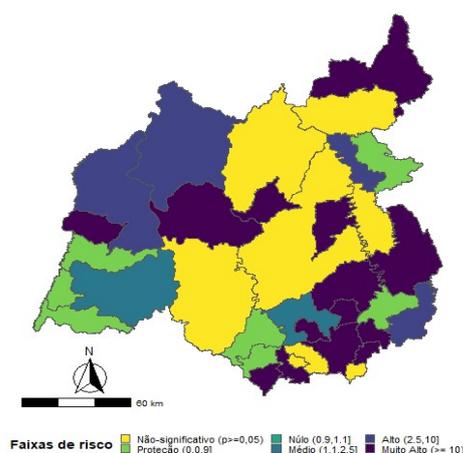
Figura 23 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2011.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quanto aos riscos relativos, 8 (22,9%) dos municípios tiveram risco não significativo, 7 (20%) apresentaram valores que ofereceram proteção, seguindo por 2 (5,7%) com risco médio, 4 (11,4%) com risco alto e 14 (40%) com risco muito alto.

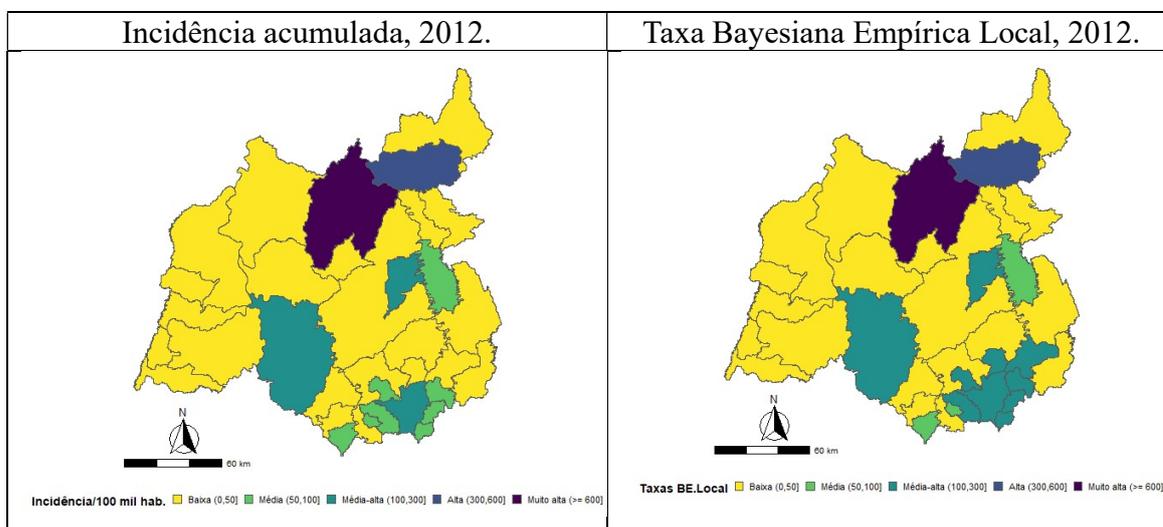
Figura 24 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2011.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No ano de 2012, nove (25,7%) municípios não tiveram casos de dengue e as incidências acumuladas em 13 (37,1%) municípios foram baixas. A incidência foi média em 8 (22,9%) municípios, média alta em 3 (8,6%) municípios e apenas um município na alta e outro em muito-alta incidência. As taxas bayesianas locais apresentaram alteração nos municípios sem casos de dengue que agora são somente 3 (8,6%) e na baixa incidência, ficaram 17 (48,6%) municípios. Reduziu para 3 (8,6%) os municípios na média incidência e aumentou para 10 (28,6%) municípios na média-alta, mantendo um na alta e outro em muito alta incidência, figura 25.

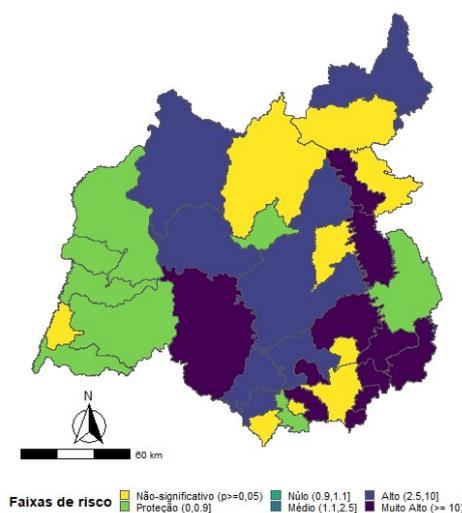
Figura 25 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2012.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos não foram significativos em 9 (25,7%) dos municípios, apresentaram valores de proteção para 8 (22,9%). O risco foi alto em 7 (20%) e muito alto em 11 (31,4%) dos municípios.

Figura 26 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2012.

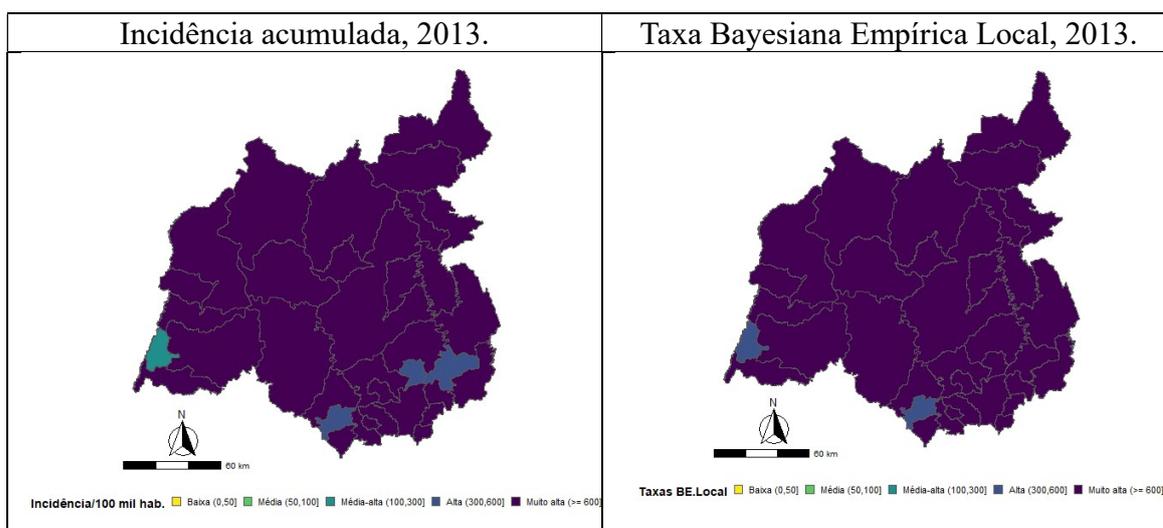


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Em 2013, conforme já relatado em resultados anteriores, foi um ano de grande intensidade de incidência de dengue. Nesse ano todos os municípios tiveram casos e nenhum

município apresentou incidências baixas ou médias. Um município apenas ficou na média-alta incidência, 3 (8,6%) apresentaram alta incidência e os demais 31 (88,6%) muito alta. Para os valores das taxas bayesianas empíricas locais calculadas, só tivemos 2 (5,7%) dos municípios em alta incidência e os demais 33 (94,3%) municípios em muito alta incidência, figura 27.

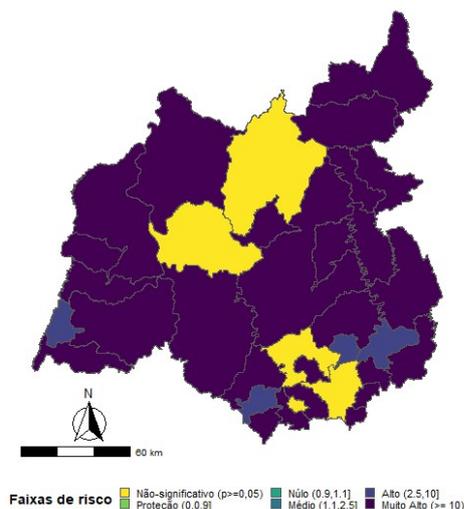
Figura 27 – Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2013.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados nesse ano de alta circulação viral foram não significativos em 5 (14,3%) dos municípios, alto em 4 (11,4%) dos municípios e muito alto em 26 (74,3%) municípios. Mostrando o excesso de risco em anos de alta incidência.

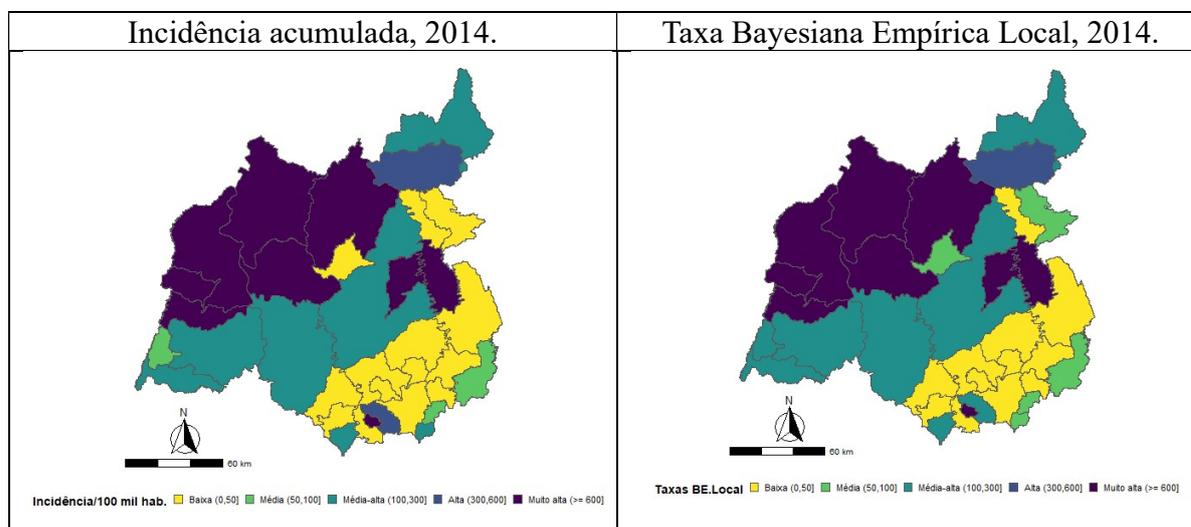
Figura 28 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2013.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

As incidências acumuladas de dengue no ano de 2014 foram mais baixas em relação a 2013, quatro (11,4%) municípios não tiveram casos de dengue, 10 (28,6%) municípios tiveram baixa incidência e 3 (8,6%) municípios ficaram na média. Na média-alta incidência tivemos 7 (20%) municípios, em alta incidência foram 2 (5,7%) municípios e 9 (25,7%) municípios em muito alta. Os valores das taxas bayesianas locais foram: nenhum município sem casos de dengue, 12 (34,3%) municípios na baixa incidência, 5 (14,3%) municípios na média. Na média alta incidência, tivemos 8 (22,9%) municípios, um apenas em alta incidência e 9 (25,7%) municípios em muito alta, figura 29.

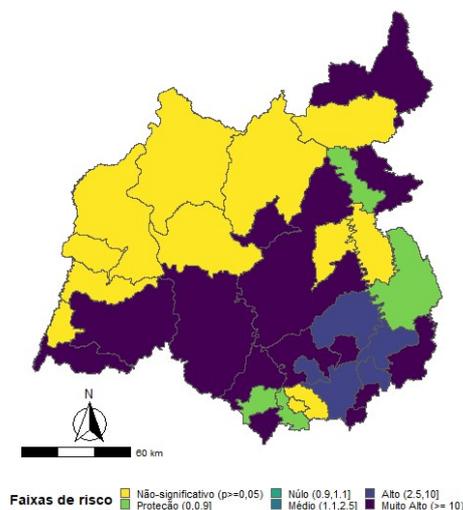
Figura 29 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2014.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos foram não significativos em 12 (34,3%) dos municípios e proteção em 4 (11,4%) dos mesmos. O risco alto ocorreu em 5 (14,3%) municípios e muito alto em 14 (40%).

Figura 30 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2014.

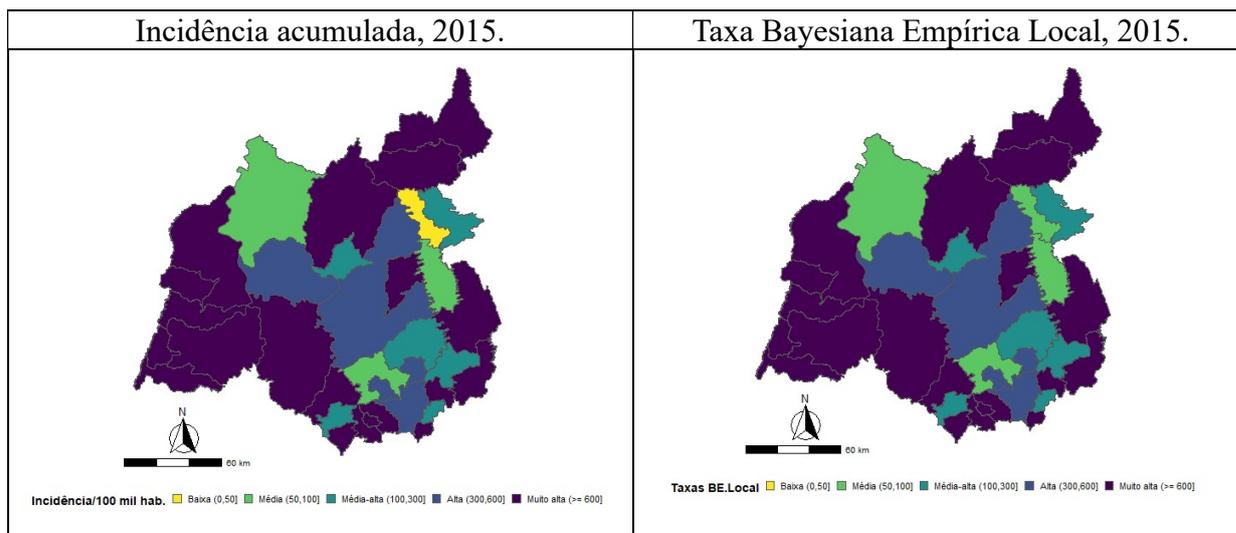


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Em 2015, ano de importante transmissão, nenhum município ficou sem ocorrência de casos de dengue e apenas um município apresentou baixa incidência e outros 3 (8,6%) ficaram

na média incidência. Seis (17,1%) municípios tiveram uma incidência média alta, 5 (14,3%) municípios em alta incidência e a maioria, 20 (57,1%) municípios em muito alta, figura 31 a seguir.

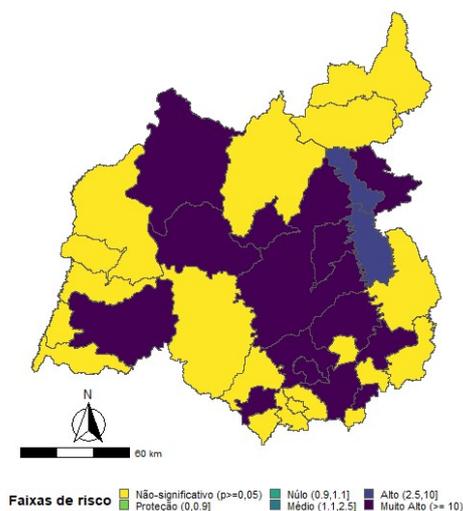
Figura 31 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2015.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quanto aos riscos relativos em 2015, 19 (54,3%) apresentaram valores não significativos. Os demais, 2 (5,7%) em alto risco e 14 (40%) com muito alto risco.

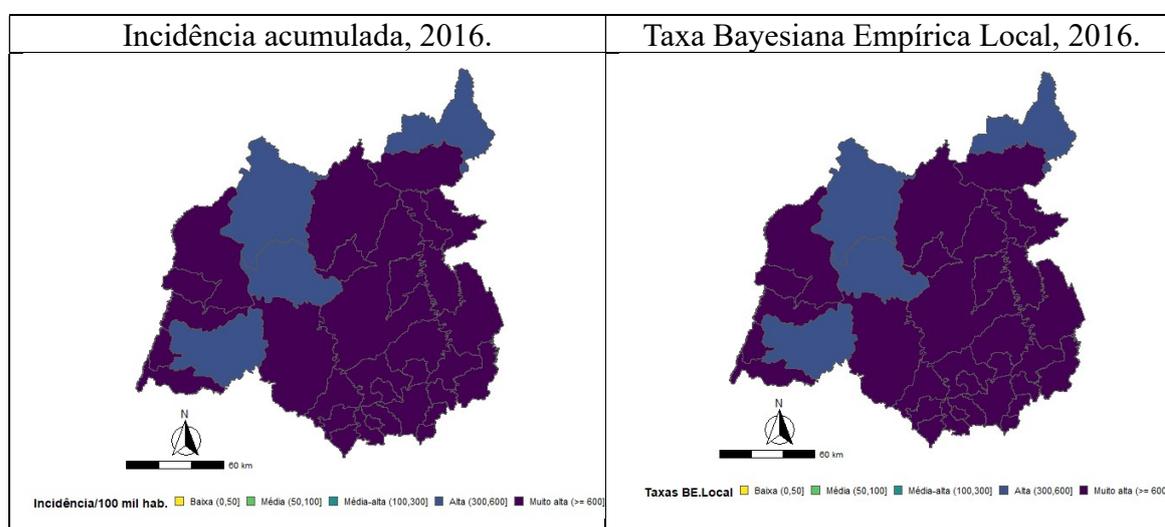
Figura 32 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2015.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No ano de 2016, talvez o mais importante na ocorrência histórica da doença, ocorreram incidências muito consideráveis, e nenhum município ficou sem casos da doença ou apresentou baixa, média, ou média alta incidência. Quatro municípios apresentaram alta incidência e os demais 31 (88,6%) municípios apresentaram incidência muito alta, com mais de 600 casos por 100 mil habitantes. Mesmo com o cálculo das taxas bayesianas locais, nenhuma mudança na distribuição da incidência ocorreu nesse ano, figura 33.

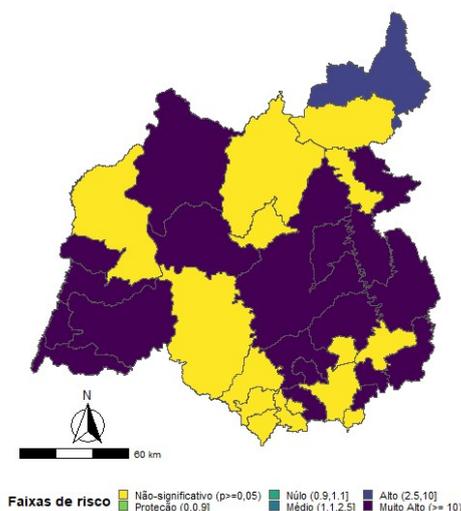
Figura 33 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2016.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados foram não significativos em 15 (42,9%) dos municípios. Um município apresentou risco alto e os demais 19 (54,3%) dos municípios apresentaram risco muito alto.

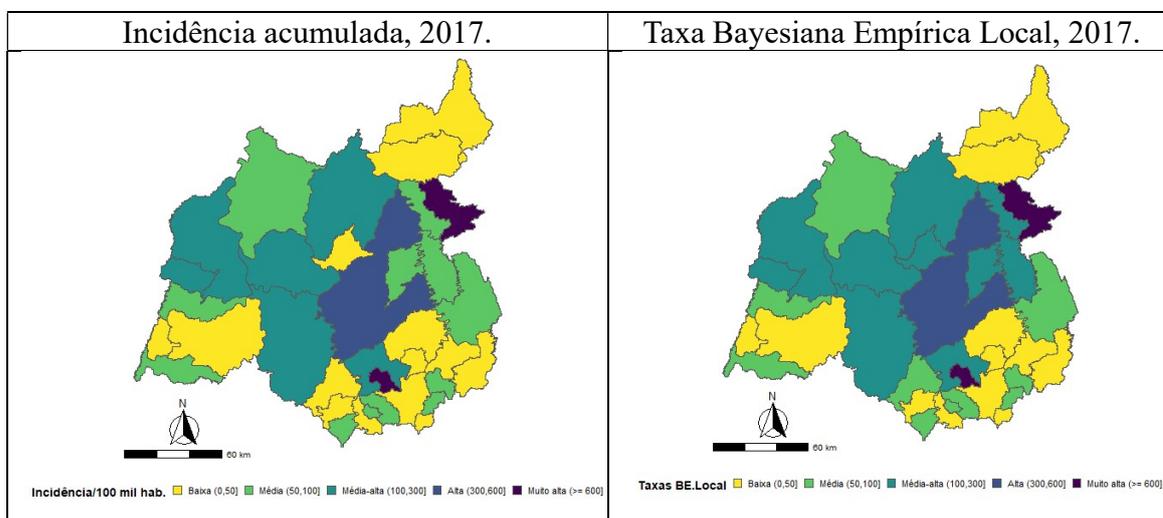
Figura 34 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2016.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Em 2017, ano pós epidêmico, cinco (14,3%) municípios não apresentaram casos de dengue, em 9 (25,7%) municípios a incidência foi baixa, e média em 12 (34,3%) municípios. Em média alta incidência foram 6 (17,1%) municípios, alta incidência ocorreu em um município e foi muito alta em 2 (5,7%) municípios. Com o uso das taxas bayesianas empíricas locais, podemos mostrar que nenhum município ficou sem casos da doença e 12 (34,3%) municípios ficaram com baixa incidência. Outros 10 (28,6%) municípios ficaram na média incidência, e 10 com incidência média alta. Na incidência alta, tivemos apenas um município e dois com muito alta, figura 35.

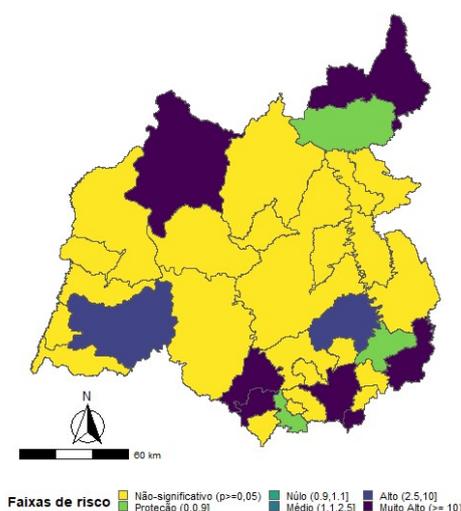
Figura 35 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2017.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados foram não significativos em 23 (65,7%) municípios e em 3 (8,6%) municípios tiveram valores de proteção. Em alto risco 2 (5,7%) municípios e com muito alto risco 7 (20%).

Figura 36 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2017.

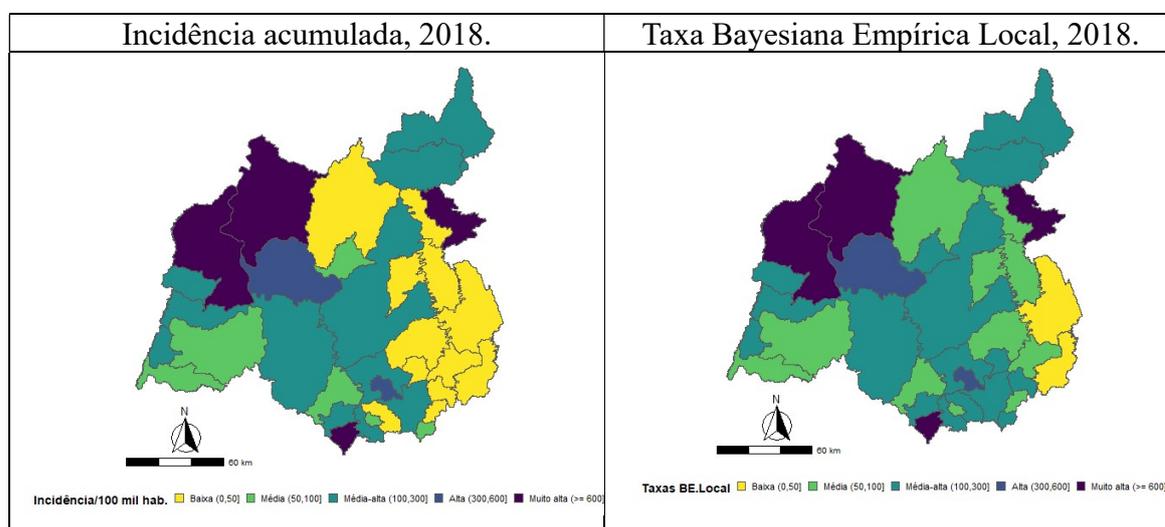


Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

No ano de 2018, as incidências acumuladas de dengue foram baixas, quatro (11,4%) municípios não tiveram casos de dengue, 8 (22,9%) municípios tiveram baixa incidência de

casos e 6 (17,1%) municípios ficaram com na média. Na média alta incidência tivemos 11 (31,4%) municípios e apenas 2 (5,7%) municípios em alta e 4 (11,4%) em muito alta incidência de dengue. As taxas bayesianas locais alteraram moderadamente o perfil, sendo que nenhum município ficou sem casos, 2 (5,7%) municípios ficaram na baixa incidência, aumentando para 11 (31,4%) municípios em média incidência. Outro incremento com agora 16 (45,7%) municípios em média alta incidência e mantivemos os municípios que já haviam apresentado alta 2 (5,7%) e muito alta incidência em 4 (11,4%) municípios, figura 37.

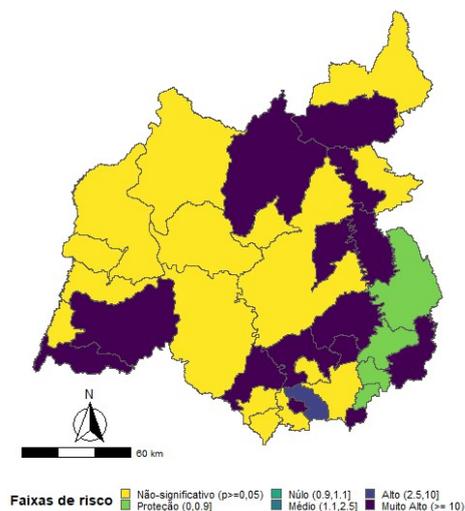
Figura 37 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2018.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Os riscos relativos estimados para 2018 foram não significativos em 16 (45,7%) e com valores de proteção em 4 (11,4%). Um município apresentou risco alto e os demais 14 (40%) municípios tiveram risco muito alto para ocorrência de dengue nesse ano.

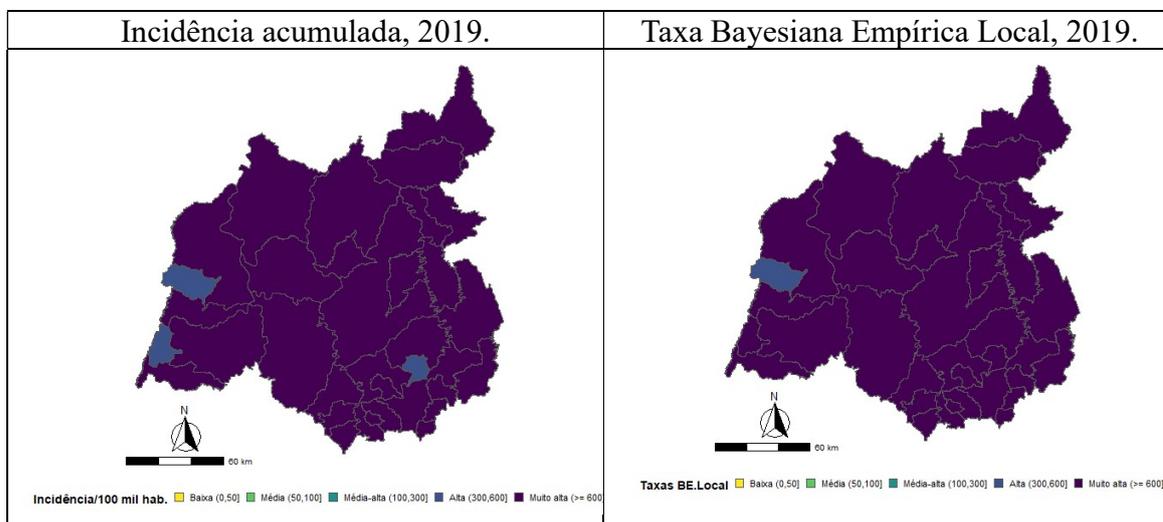
Figura 38 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2018.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Por último, o ano de 2019 foi de alta ocorrência da doença. Nesse ano nenhum município ficou sem casos da doença nem apresentou incidências baixas, médias e média altas. A incidência alta ocorreu em 3 (8,6%) municípios e muito alta em 32 (91,4%) municípios. Com o uso das estimativas bayesianas empíricas locais, reduzimos para apenas um município em alta incidência e os demais incrementaram a última faixa com agora 34 (97,1%) municípios em muito alta incidência, figura 39.

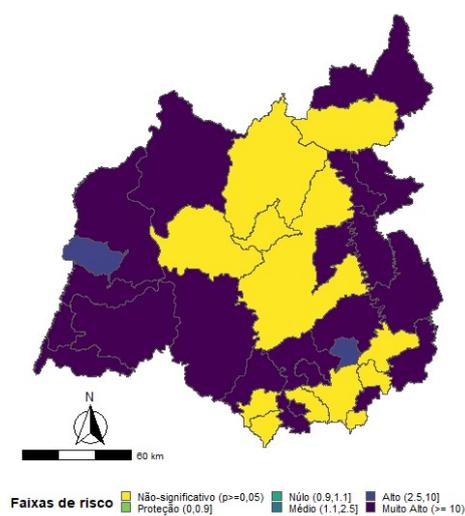
Figura 39 - Incidência acumulada de dengue e o estimador bayesiano empírico local das incidências, SRS Sete Lagoas-MG, 2019.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

Quanto aos riscos relativos estimados, 12 (34,3%) municípios tiveram valores não significativos. Apenas dois municípios apresentaram risco alto e os 21 (60%) restante apresentaram risco muito alto para incidência de dengue.

Figura 40 – Riscos relativos estimados para incidência de dengue por município, SRS-Sete Lagoas-MG, 2019.



Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

7 DISCUSSÕES

Apesar de todas as séries temporais obtidas nesse trabalho serem estacionárias em primeira e segunda ordem, conforme demonstrado na análise exploratória e via testes estatísticos, há certa variabilidade na amplitude ao longo da componente sazonal. Principalmente em municípios de grande porte, os quais apresentaram epidemias cada vez maiores ao longo do tempo, capazes de gerar uma grande diferença entre as epidemias mais recentes e as anteriores, e entre essas e a ocorrência sazonal, gerando alta dispersão nos dados. Essa grande diversidade de padrões temporais em escala municipal aponta a importância dos dados de séries temporais serem desagregados ou agregados espacialmente, (PERKINS *et al.*, 2019).

Nos municípios de pequeno porte, a maior parte do tempo não se tem registro ou ocorrem, no máximo, três casos da doença, podendo considerarmos uma ocorrência esporádica, não rara. Alguns municípios como Cedro do Abaeté, Santo Hipólito, Morro da Garça, Monjolos, Funilândia, Fortuna de Minas, Biquinhas e Araçá, ficaram livres de casos de dengue mais de 90% das semanas epidemiológicas da série. A análise conjunta da média de semanas sem casos e a média de semanas em que houve apenas um ou no máximo três casos notificados equivaleram a mais de 93% de todo tempo estudado.

As semanas acima de três casos, na sua maioria, têm quantidades de casos subsequentes bem maiores. Isso pode significar, mesmo descritivamente, que esse pode ser um importante ponto de mudança da série, pois uma vez ultrapassado alguns poucos casos nesses locais, é mais provável que tenhamos semanas mais fortes no futuro, impulsionados talvez, pelo fortalecimento dos mecanismos de transmissão sustentada da doença em um conjunto de situações favoráveis. A identificação tardia de casos, ou a falta de uma forma de alertar para as mudanças verificadas nas análises, pode afetar toda a resposta de saúde pública à frente no tempo.

Caso o município de pequeno porte não consiga responder eficientemente a esses casos iniciais com a interrupção da transmissão, seja no controle dos vetores ou na investigação epidemiológica, é provável que a transmissão se sustente e acelere em direção a uma ocorrência epidêmica. Esta situação pode ser potencializada pela falta de uma preparação prévia para responder a esse evento de saúde pública, que exige a mobilização de equipe, equipamentos e insumos adequados ao pronto uso, questões que podem ser limitantes operacionais, facilitando a ocorrência de uma epidemia nesses municípios.

A frequência de semanas sem casos se mostrou diferente para os diferentes portes de

municípios, sugerindo que devam existir abordagens diferentes e específicas ao tamanho dos municípios nos diferentes programas municipais de vigilância epidemiológica, entomológica, monitoramento e controle vetorial, assistência e gestão. Os órgãos regionais e/ou estaduais têm importante papel na estruturação e condução dessas abordagens, definindo para cada estrato/grupo as questões específicas que devem ser abordadas nos seus planos. Dessa forma, qualquer sinal de aumento de casos deve ser respeitado assim que percebido, devendo ser oportunas as execuções das atividades de intervenção pré-definidas para controle de epidemias.

Esses achados descritivos sugerem que estimativas futuras com modelos de séries temporais devem abordar os tratamentos necessários, tanto para o caso de ocorrências altamente variáveis de casos, gerando superdispersão dos dados, quanto para o caso de excessos de semanas sem casos e pequenos números, sendo esses últimos a maioria dos municípios dos estados e do país. Sem atentar para esses detalhes, podem ocorrer grande imprecisão nas estimativas ou violação dos intervalos das mesmas, devido a questões dos dados utilizados sem um tratamento estatístico adequado.

Um exemplo com uso de modelos SARIMA, adequados para considerar a sazonalidade, possível não estacionariedade e todas as autocorrelações, foi utilizado em dados de incidência de dengue nos municípios de Ribeirão Preto e São Paulo. Os resultados mostraram que os casos observados foram muito maiores que os estimados no ano epidêmico, e os intervalos de confiança previstos foram muito amplos. Os modelos assumem que um dado padrão da distribuição passada se repetirá no futuro, então as grandes epidemias ou um passado de baixa transmissão podem influenciar as estimativas futuras, fazendo que na maioria das vezes os casos observados sejam diferentes dos casos esperados. Mesmo assim, os serviços de saúde podem usar, com a devida cautela, essa categoria de modelos para predição e antecipar cenários de doenças, como no caso das epidemias, mesmo que sua magnitude possa estar subestimada (HU *et al.*, 2010; GHARBI *et al.*, 2011; MARTINEZ; SILVA, 2011; BHATNAGAR *et al.*, 2012; PHUNG *et al.*, 2015; GABRIEL; ALENCAR; MIRAGLIA, 2019).

Outras situações ocorrem quando as séries temporais de doenças possuem grandes quantidades de zeros como acontecem com as doenças raras, bem como nas infecções hospitalares. No entanto, em períodos epidêmicos, as séries podem atingir altas contagens em relação a frequência média no tempo. Essas contagens com excessos de zeros não são bem tratadas pelos modelos estatísticos da família Box & Jenkins (BOX; JENKINS, 1976). Na maioria das vezes, esses dados são altamente correlacionados ao longo do tempo, o que pode alterar algumas estimativas e resultar em previsões enganosas ou ainda em associações espúrias.

Infelizmente, poucos artigos são publicados especificamente para o tratamento de séries temporais com excesso de zeros (YANG, Ming, 2012).

Os modelos inflacionados de zeros são baseados na ideia de que os zeros excedentes são gerados por um processo diferente, portanto separado dos valores da contagem, e que estes podem ser modelados de maneira independente. Alguns modelos propostos são uma extensão dos modelos discutidos por FOKIANOS e KEDEM em 2005, (KEDM; FOKIANOS, 2005). Outras soluções podem ser encontradas com modelos estatísticos diferentes, por exemplo, como utilizado em um estudo para avaliar uma intervenção ergonômica participativa em saúde ocupacional, usando um modelo autorregressivo misto de Poisson Inflado de Zeros (ZIP), pertencente à classe de modelos baseados em parâmetros onde a estrutura autorregressiva de primeira ordem considerada é muito restritiva para aproximar com precisão da correlação temporal real nos dados de séries temporais (YAU; LEE; CARRIVICK, 2004).

O uso de previsões de séries temporais na vigilância em saúde pública demonstra que a autocorrelação é comumente usada nas estatísticas para identificar o melhor período de medição e melhorar o desempenho das previsões. Os longos períodos de medição provavelmente fornecem melhor desempenho, mas podem não ser úteis para os profissionais, porque são muito longos. Métodos de previsão usando a autocorrelação e a análise de pontos de mudança para identificar o melhor período de medição podem melhorar o desempenho de séries temporais e as previsões para a contagem de doenças como a dengue (TALAEI-KHOEI; WILSON; KAZEMI, 2019).

Em relação a análise espacial, podemos dizer que, apesar do grande número de publicações a respeito do uso dos métodos, principalmente com relação ao uso dos indicadores locais e globais (Índices de Moran) de autocorrelação espacial para a detecção de padrões espaciais, o uso desses indicadores na prática rotineira de vigilância em saúde pública, ou particularmente da dengue, ainda não se consolidou como método descritivo importante para avaliar padrões espaciais e identificar clusters de áreas e ou locais de importância na transmissão da doença (ANSELIN, 1995; ARAÚJO; FERREIRA; ABREU, 2008; CÂMARA *et al.*, 2004; CARVALHO, Marília Sá; SOUZA-SANTOS, 2005; OLIVEIRA; RIBEIRO; CASTILLO-SALGADO, 2013; SILVA, 2018; SKALINSKI; COSTA; TEIXEIRA, 2019).

Nesse estudo, a maioria dos valores dos índices globais de Moran não foram significativos, sugerindo que utilizando os métodos descritos não identificamos dependência e ou padrão espacial entre os valores de incidência de dengue nos 35 municípios da região da SRS Sete Lagoas, na maioria dos anos do período estudado. A heterogeneidade regional na

ocorrência da doença no tempo, sem autocorrelação global significativa, sugere que as questões relacionadas a dependência espacial entre os municípios foram fracas nessa região, ou pode ter ocorrido de forma aleatória.

No entanto, a dependência pode estar mais relacionada a média dos valores dos vizinhos mais próximos, do que em relação à média de toda região, principalmente devido às questões relacionadas às pequenas áreas e a grande heterogeneidade populacional entre esses municípios. Os achados do estudo podem reforçar os resultados de que a ocorrência de dengue entre áreas, numa escala ainda considerada grande, pode ser heterogênea e sem um padrão espacial evidente que permita explorar e ou fomentar hipóteses a respeito de possíveis preditores de risco, (GALLI; CHIARAVALLI NETO, 2008; ARAUJO; DESMOULIÈRE; LEVINO, 2014; SKALINSKI; COSTA; TEIXEIRA, 2019).

Utilizando os indicadores locais de autocorrelação espacial, observamos de forma mais sutil, que em boa parte dos anos, os valores de incidência similares tendem a se agregar mais localmente. Apresentando alguns aglomerados, principalmente nos anos de média transmissão ou de epidemias maiores. Análises mais refinadas, em áreas menores, mais específicas e bem delimitadas da população, poderão captar algum padrão espacial mais facilmente. Mesmo assim, o resultado obtido nos permite delimitar áreas de agregação de municípios para que sejam feitas de forma similar em todos eles, intervenções de vigilância epidemiológica e entomológica com o objetivo de reduzir a transmissão, bem como intervenções assistenciais para o diagnóstico e condução adequadas dos casos. As regionais de saúde, como no caso a de Sete Lagoas, pode ser uma importante interlocutora entre os municípios, tanto para apoiar quanto monitorar a execução das ações nos aglomerados apontados nos resultados (ANSELIN, 1995; SOUZA, W. V. *et al.*, 2001; CÂMARA *et al.*, 2004; CARVALHO, Marília Sá; SOUZA-SANTOS, 2005; SILVA, 2018; ANSELIN, 2019b).

Importante refletirmos sobre o tamanho do território escolhido e suas 35 subunidades, os municípios que compõe a SRS Sete Lagoas. Talvez em um território maior, com maior número de subunidades, provavelmente o efeito médio global poderia ter maior impacto na dependência espacial dessas subunidades. No caso desse estudo, muitos municípios limítrofes da SRS-Sete Lagoas ficaram de fora com esse recorte espacial por pertencerem a outra regional e, talvez, com a retirada da influência desses, podemos ter retirado importante parte do efeito local, que provavelmente alteraria os resultados encontrados.

A distribuição espacial dos casos de dengue a partir da incidência acumulada no ano sofre influência dos setores locais de assistência e vigilância em saúde. Os quais, podem

interferir diretamente na captação de casos suspeitos, investigação e o diagnóstico final. Outros fatores como a rede viária, hidrográfica e ferroviária, que resultam no estabelecimento de fluxos entre os municípios e o padrão de trânsito de pessoas, bens e mercadorias interferem no padrão de vizinhança e de relações entre os municípios da região. A matriz de vizinhança utilizada não levou em consideração essas questões, de forma que a força ou ponderação da relação entre os vizinhos pode não ter sido a melhor representação da realidade nesses locais, que de forma direta e indireta atuam na essência da incidência acumulada de dengue na região (CLARKE; MCLAFFERTY; TEMPALSKI, 1996; ARAÚJO; FERREIRA; ABREU, 2008; FLAUZINO; SOUZA-SANTOS; OLIVEIRA, 2009; GODÓI *et al.*, 2018).

Os indicadores globais de autocorrelação espacial aplicados às incidências não apresentaram resultados satisfatórios na identificação de padrões espaciais, talvez devido a heterogeneidade entre os municípios na maioria dos anos. A suavização das incidências acumuladas com o uso de estimadores bayesianos empíricos locais corrigiu as flutuações possivelmente aleatórias relacionadas a alta variabilidade entre os municípios da região, principalmente nos de pequeno porte. Provavelmente por essa medida levar em consideração médias locais, o que de alguma forma aproxima cada um de valores dos respectivos vizinhos dessas microrregiões. Uma possível estratégia para aperfeiçoar o uso do método e melhorar os resultados seria a construção de uma matriz de vizinhança baseada em informações como já citado anteriormente, e não só na relação de contiguidade de ponto ou linha de fronteiras. A representação das incidências acumuladas na sua forma pura de razão é uma desvantagem, pois essa sofre grandes variações em pequenas mudanças ocorridas no número de casos observados, podendo resultar em medidas exageradamente elevadas, não representando a realidade, e induzindo a conclusões e decisões equivocadas (MARSHALL, 1991; MOLLIE; RICHARDSON, 1991; CRESSIE, 1992b, a; ASSUNÇÃO, Renato Martins *et al.*, 1998b; ASSUNÇÃO, Renato M., 2001; CÂMARA *et al.*, 2004; CARBALLO, 2005; HIDIROGLOU, 2007; GALLI; CHIARAVALLI NETO, 2008; RANGEL; BARROZO, 2015).

As mudanças ocorridas com o uso dos estimadores bayesianos locais foram numericamente maiores que nos estimadores globais, principalmente em relação ao número de municípios que mudaram suas categorias de incidência. Isso nos possibilitou visualizar muitas áreas importantes na transmissão da doença que estavam negativas ou com incidências mais baixas que a realidade da vizinhança. Da mesma forma, alguns municípios que apresentaram valores excessivamente altos, por diversos motivos que podem afetar o número de notificações, tiveram uma redução para valores próximos da média local, nos dando uma noção mais real da

ocorrência e distribuição espacial da doença.

Assim, estados com as mesmas características do estado de Minas Gerais, bem como suas várias regiões de saúde, em que temos elevada heterogeneidade espacial no que diz respeito a muitos aspectos, o uso dos métodos bayesianos podem corrigir ou suavizar o efeito da variabilidade nos valores das taxas e essa prática deve fazer parte das análises rotineiras em vigilância em saúde pública (DEVINE; LOUIS, 1994; CÂMARA *et al.*, 2004; DOS SANTOS; RODRIGUES; LOPES, 2005; CARVALHO, Alexandre Xavier Ywata de *et al.*, 2012).

Os resultados das análises bayesianas de risco nos permitiram identificar municípios de risco alto e muito alto para incidência de dengue na maioria dos anos. Foi importante para percebermos que utilizando uma metodologia relativamente simples e aplicável aos dados de vigilância em saúde pública, podemos interferir no planejamento das medidas de vigilância e controle da doença, apontando os locais de maior risco e permitindo uma melhor alocação de recursos financeiros e humanos, atualmente limitados para o setor saúde.

Já sabemos que os métodos bayesianos reduzem os vieses e a variância do risco relativo, principalmente nas pequenas áreas, utilizando a informação da vizinhança. Essa abordagem apesar de possuir algumas limitações pela simplicidade, exige conhecimentos mais aprofundados de estatística, mesmo que um pouco complexos, alguns programas computacionais vêm facilitando seu uso na epidemiologia espacial com resultados promissores, o que facilita sua aplicação em saúde pública, podendo ser incorporado na prática das análises rotineiras de vigilância em saúde, (MARSHALL, 1991; DEVINE; LOUIS, 1994; SOUZA, W. V. *et al.*, 2001; BAILEY, T. C. *et al.*, 2005).

8 CONCLUSÕES

As análises exploratórias apontaram um aumento da média de casos de dengue e da variabilidade na ocorrência sazonal ao longo das séries temporais, principalmente a partir do ano de 2010. Isso não foi suficiente para interferir na estacionariedade das séries, confirmado pelos valores dos testes estatísticos para essas hipóteses. Podemos perceber diferenças aparentemente relevantes nas séries temporais entre os municípios de diferentes portes, no entanto, essas não influenciaram outras componentes estatísticas importantes como a tendência e a sazonalidade, de forma a refletir na estacionariedade.

A média de casos de dengue por SE é maior nos municípios de grande porte em relação aos de médio e pequeno porte, assim como a variabilidade na ocorrência, demonstrada pelo desvio padrão e o coeficiente de variação calculados.

Nos municípios de uma forma geral, o número de semanas sem casos é maior quanto menor for o porte populacional. Por exemplo, Sete Lagoas tendo menos da metade da população de Belo Horizonte e da SRS-Sete Lagoas, tem mais que o dobro de semanas sem casos registrados ao longo da série histórica. Os municípios de médio porte, em quase 80% do tempo, não registram ou tem no máximo três casos de dengue registrados em uma SE. De forma que, podemos concluir que na maioria das semanas o valor vai de zero a três casos. Da mesma forma, nos municípios de pequeno porte, grande parte do tempo (83,9%) não tem registro de casos, e para a contagem máxima de até 3 casos, são 93,3% das semanas sem casos.

A duração da temporada epidêmica é menor nos municípios de pequeno porte, em relação aos de médio e grande porte. Ou seja, as temporadas de transmissão têm o tempo de duração influenciado positivamente pelo tamanho das populações dos respectivos municípios.

A magnitude das epidemias nos municípios de pequeno porte é menor e de maior variabilidade. De forma que a definição de valores de incidência limite para o grupo pode não ser adequada para os diferentes municípios desse porte populacional. Com os métodos utilizados não foi possível estabelecer qualquer limite, mas podemos apontar as características dessa variabilidade, como por exemplo a mudança em poucos casos nessas populações gerando variações significativas no valor obtido, caso seja utilizado apenas o cálculo da incidência bruta. Poderíamos usar técnicas de mudança de regime em estudos futuros.

A dependência serial parece ser mais forte nos municípios de maior porte. Talvez devido a menor quantidade de semanas sem casos registrados (valor zero) e, quando os mesmos começam a ocorrer de forma mais sustentada, a dependência entre os casos ocorridos é forte, enquanto que nas pequenas populações a flutuação aleatória é maior.

Já a distribuição espacial das incidências entre os municípios apresentou autocorrelação significativa somente nos anos de 2004 e 2014, dois de 18 anos avaliados. Nos demais anos não foi observada, com os métodos analíticos utilizados, a existência de padrão espacial na ocorrência de dengue entre os municípios da região.

Os indicadores locais de autocorrelação espacial apontaram possíveis aglomerados espaciais em 10 dos 18 anos avaliados, o que sugere que alguns municípios apresentaram padrão de aglomeração na ocorrência de dengue. Diferentemente dos valores dos indicadores globais, os indicadores locais foram eficientes em apontar uma direção regional no que diz respeito a reconhecer áreas de maior importância para a vigilância e controle da doença na região.

O uso da técnica bayesiana empírica global para a suavização das incidências não apresentou bons resultados na redução da variabilidade das taxas, na maioria dos anos as mudanças foram pouco perceptíveis. No entanto, o uso do estimador bayesiano empírico local se mostrou satisfatório para suavizar as taxas em municípios que estavam discrepantes em relação aos seus vizinhos. Tanto em anos de alta ocorrência da doença, quanto em anos de baixa ocorrência, dando uma visão mais realística das incidências acumuladas por municípios nos diferentes anos.

Os riscos relativos estimados foram importantes para apontar os municípios de maior risco para elevada incidência da doença na região. Em todos os anos avaliados, houve municípios com risco significativo. Esses resultados, mesmo com uma abordagem simples para a estimativa de riscos, podem ser mais eficientes que os métodos tradicionais usados nas vigilâncias e melhor direcionar ações de saúde para o controle e vigilância da dengue nos municípios de maior risco.

Essa estratégia, além de oferecer uma medida que podemos categorizar em faixas, para termos uma ordem de prioridade, nos permite também otimizar a aplicação dos escassos recursos de saúde, na tentativa de evitar e/ou minimizar os efeitos das epidemias de dengue. Os municípios com valores pouco importantes ou não significativos podem ser identificados mais facilmente e dessa forma não estarão nos olhares do planejamento da intervenção em saúde pública de forma desnecessária, sendo seguidos com os devidos cuidados.

Como a maioria dos municípios da SRS Sete Lagoas são de pequeno e médio porte, a grande flutuação nas incidências acumuladas pôde ser observada na maioria dos anos do período. O uso dos métodos bayesianos foi importante, tanto para evitar que alguns municípios ficassem isolados com medidas excessivamente altas em relação aos vizinhos. Como também

evitar que alguns municípios fiquem aparentemente livres da ocorrência da doença ou em baixíssimas incidências, enquanto estão de fato próximos de áreas quentes de transmissão com seus vizinhos apresentando altos valores de incidência.

As ferramentas analíticas utilizadas nesse estudo, tanto na análise espacial quanto temporal, podem ser implementadas nos municípios estudados, bem como em estruturas como os órgãos regionais e secretarias estaduais de saúde, de forma simples, rápida e com custo baixo. Devido as características das técnicas utilizadas, a capacitação de técnicos e elaboração de material para ajudar os mesmos nas análises podem impulsionar grandes mudanças nas vigilâncias e gestão de saúde locais. Essas podem ser feitas utilizando softwares livres robustos e sem custos para os órgãos públicos que já possuem orçamento limitado.

Com pequeno investimento em capacitação de técnicos e gestores para o uso dessas ferramentas, podemos possibilitar o melhor entendimento de características descritivas marcantes das séries temporais e da distribuição espacial das doenças de notificação compulsória como a dengue. Por exemplo, apresentar a visualização de uma distribuição espacial corrigida/suavizada da incidência de dengue entre áreas, bem como podendo estimar o risco espacial dessa doença nas rotinas de vigilância para priorizar as ações de saúde pública.

Os resultados mostraram características importantes das análises de séries temporais e espaciais da ocorrência de dengue na região estudada. Permitindo levantar alguns pontos para possível aplicação de métodos mais complexos tanto para explicação do fenômeno quanto sua predição. O uso da abordagem bayesiana empírica e dos indicadores de autocorrelação espacial nas incidências de dengue podem produzir melhor entendimento da distribuição espacial das incidências. Desde ter uma interpretação mais realística da distribuição espacial suavizada da transmissão, quanto estimar risco e identificar municípios e/ou áreas de maior risco e clusters espaciais, questões que podem influenciar a tomada de decisão. Quanto ao desenvolvimento de ações para checagem e correção, como a busca e investigação de possíveis casos ocorridos em locais com baixa ou sem notificação, ou ainda, entender possíveis processos de super notificação em municípios com excesso de casos, gerando processos epidêmicos falsos.

Atualmente, podemos contar com a facilidade de ter softwares livres e gratuitos, bem como computadores minimamente capazes de suportar os processos analíticos informacionais, além de técnicos capazes de entender e reproduzir o processo.

Outros métodos estatísticos mais avançados devem ser empregados para verificar de forma mais adequada a existência de padrão espacial e temporal na ocorrência e distribuição da dengue na regional de Sete Lagoas e Belo Horizonte, no entanto não foram alvo desse trabalho,

que apresentou caráter analítico mais descritivo e de aplicação prática.

Limitações

A matriz de vizinhança levou em consideração a informação dos vizinhos de outros regionais para introduzir nas estimativas de taxas e avaliar se eles têm influência sobre as taxas dos municípios limítrofes da SRS Sete Lagoas.

Não foi utilizado informações de vizinhança que permitissem dar peso adequado ao nível de relação entre os municípios vizinhos, e dessa forma a matriz de vizinhança construída pode não ser a mais apropriada.

Não foi possível inserir Belo Horizonte nas análises espaciais devido a distância entre esse e a SRS Sete Lagoas, pois nosso critério de vizinhança adotado foi a relação de contiguidade.

Recomendações

À SRS Sete Lagoas, orientamos a reprodução da metodologia utilizada nesse estudo para a definição de pontos importantes na ocorrência de casos de dengue tanto no tempo quanto no espaço, bem como na preparação e elaboração dos planos de contingências para epidemias de dengue:

Conduzir a elaboração de planos de contingência regionais ou estaduais estratificados para os municípios de diferentes portes populacionais, uma vez que encontramos perfis diferentes de ocorrência da doença de acordo com os portes populacionais.

Utilizar os métodos de suavização bayesianos para avaliar a distribuição espacial das incidências nos municípios em comparação as taxas brutas frequentemente utilizadas.

Buscar aglomerados espaciais com o uso dos Indicadores Locais de Autocorrelação Espacial, uma vez que se mostrou importante ao longo tempo na identificação desses aglomerados.

Estimar o risco espacial bayesiano com os dados de incidência acumulada existentes, estratificar os grupos de risco e priorizar as ações de vigilância e controle na região tendo em vista os resultados encontrados.

Sugerir o monitoramento mais sistemático da vigilância e controle de casos de dengue nos períodos não epidêmicos, uma vez que os sinais de casos mais frequentes podem resultar em ocorrências epidêmicas, principalmente em municípios de médio e pequeno porte.

De forma forma geral, como boa parte do tempo não temos casos dengue, os sistemas

municipais devem usar o período sem transmissão para focar no combate ao vetor, com identificação de áreas prioritárias para o trabalho e uso de métodos sensíveis para identificação da infestação vetorial e prever a ocorrência de casos humanos.

Aos municípios de pequeno porte, devido a maioria do tempo ter muito pouco ou não possuir casos, analisar a possibilidade de utilizar uma abordagem simples como o uso de um limiar fixo para ocorrência de casos, gerando um alerta quando os mesmos atingirem o limiar na semana epidemiológica observada. Ou seja, atingindo esse ponto de mudança na tendência de casos, é possível que venha a ocorrer uma ocorrência epidêmica com base nos dados descritivos das séries temporais.

Desdobramentos futuros

Utilizar modelos estatísticos mais avançados e capazes de lidar com o excesso de zeros e pequenos números nas séries temporais. O uso desses métodos pode corrigir parte dos problemas atribuídos a baixa ocorrência de casos em pequenos municípios na maior parte do tempo, e assim desenvolver modelos de análise e previsão mais ajustados para os municípios que possuem essa característica. Possibilitando a existência de um alerta adequado as pequenas populações.

Utilizar métodos mais robustos para identificação de clusters espaciais de casos de dengue nos municípios da região com o uso do software SaTScan que utiliza de métodos de varredura, mais robustos para a questão (KULLDORFF, 1997; SATSCAN, [s. d.]). Ou ainda, podem ser usados os modelos bayesianos via abordagem de Aproximação de Laplace Aninhada Integrada, conhecidos pela sigla do inglês INLA (Integrated Nested Laplace Approximation).

Reproduzir um modelo bayesiano hierárquico usando o sinal de início da transmissão o município de maior porte, de forma a propagar a onda aos de menor porte.

Utilizar métodos capazes de definir pontos críticos de mudança na tendência da série temporal para que esses possam ser observados e estudados quanto a possibilidade de definição de limiares.

Elaborar um documento eletrônico com a descrição metodológica desse trabalho e o passo a passo utilizado para realizar as análises descritivas tanto de séries temporais quanto análises espaciais. Análises que se mostraram importantes e com capacidade para serem reproduzidas nas rotinas de vigilância epidemiológica das regionais de saúde ou até mesmo das secretarias estaduais. O exemplo poderia ser composto inicialmente de uma breve descrição metodológica com exemplos práticos no R e em seguida as análises descritivas abordando as

séries temporais, distribuição espacial de taxas, indicadores de autocorrelação espacial, estimadores bayesianos empíricos e risco relativo espacial.

Desenvolver um curso de capacitação e capacitar técnicos locais para a aplicação das técnicas empregadas principalmente para municípios de pequeno e médio porte, de forma que as ferramentas utilizadas sejam incorporadas às vigilâncias locais, tendo como base o material eletrônico criado para ser usado com os dados dos regionais ou do estado.

REFERÊNCIAS

- ABERER, E.; DURAY, P. H. Morphology of *Borrelia burgdorferi*: structural patterns of cultured borreliae in relation to staining methods. **Journal of Clinical Microbiology**, v. 29, n. 4, seq. Research Article, p. 764–772, 1 abr. 1991. .
- ALEXANDRE, SAN PEDRO.; MARÍLIA, SÁ CARVALHO.; NILDIMAR, ONÓRIO. Arbo-Alvo: Proposta Metodológica de Estratificação de Áreas de Risco para o Dengue, Chikungunya e Zika em Cidades Endêmicas Brasileiras. 2020. **ResearchGate**. Disponível em: <https://www.researchgate.net/project/Arbo-Alvo-Proposta-Metodologica-de-Estratificacao-de-Areas-de-Risco-para-o-Dengue-Chikungunya-e-Zika-em-Cidades-Endemicas-Brasileiras>. Acesso em: 21 dez. 2020.
- ALVANIDES, S.; OPENSHAW, S.; REES, P. Designing your own geographies. **The Census Data System**, , p. 47–66, abr. 2002. .
- ANDRADE, A. L.; MONTEIRO, A. M. V.; BARCELLOS, C.; LISBOA, E.; ACOSTA, L. M. W.; ALMEIDA, M. C. de M.; BRITO, M. R. V.; CARVALHO, M. S.; SANTOS, M. A. dos; CRUZ, O.; SANTOS, R. S. dos; FLORES, R.; SANTOS, S. M.; SILVA, S. A. e; SOUZA, W. V. Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública. 2007. [Texto]. Disponível em: <https://ares.unasus.gov.br/acervo/handle/ARES/1199>. Acesso em: 2 dez. 2020. (Accepted: 2014-06-26T14:32:08Z).
- ANSELIN, L. A Local Indicator of Multivariate Spatial Association: Extending Geary's c. **Geographical Analysis**, v. 51, n. 2, p. 133–150, 2019a. <https://doi.org/10.1111/gean.12164>.
- ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>.
- ANSELIN, L. The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. [*S. l.: s. n.*], 2019b. p. 111–126. <https://doi.org/10.1201/9780203739051-8>.
- ARAÚJO, M. R. de; DESMOULIÈRE, S. J. M.; LEVINO, A. Padrão espacial da distribuição da incidência de dengue e sua relação com a variável renda na Cidade de Manaus, Estado do Amazonas, Brasil. **Revista Pan-Amazônica de Saúde**, v. 5, n. 2, p. 11–20, jun. 2014. .
- ARAÚJO, J. R.; FERREIRA, E.; ABREU, M. Systematic review of spatial analysis studies on dengue in Brazil. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 11, p. 696–708, 1 dez. 2008. .
- ASSUNCAO, R. M.; REIS, E. A. A new proposal to adjust Moran's I for population density. **Statistics in medicine**, v. 18, n. 16, p. 2147–2162, 1999. .
- ASSUNÇÃO, Renato M. Estatística espacial com aplicações em epidemiologia, economia e sociologia. **São Carlos: Associação Brasileira de Estatística**, v. 131, 2001. .
- ASSUNÇÃO, Renato Martins; BARRETO, S. M.; GUERRA, H. L.; SAKURAI, E. Mapas de taxas epidemiológicas: uma abordagem Bayesiana. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 14, n. 4, p. 713–723, 1998a. .
- ASSUNÇÃO, Renato Martins; BARRETO, S. M.; GUERRA, H. L.; SAKURAI, E. Mapas de taxas epidemiológicas: uma abordagem Bayesiana. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 14, n. 4,

p. 713–723, out. 1998b. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X1998000400013>.

BAILEY, T. C.; CARVALHO, M. S.; LAPA, T. M.; SOUZA, W. V.; BREWER, M. J. Modeling of under-detection of cases in disease surveillance. **Annals of Epidemiology**, v. 15, n. 5, p. 335–343, 2005. .

BAILEY, Trevor C.; GATRELL, A. C. **Interactive Spatial Data Analysis**. [S. l.]: Longman Scientific & Technical, 1995a.

BAILEY, Trevor C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. [S. l.]: Longman Scientific & Technical Essex, 1995b. v. 413, (, 8).

BARRERA, R.; AVILA, J.; GONZÁLEZ-TÉLLEZ, S. Unreliable supply of potable water and elevated *Aedes aegypti* larval indices: a causal relationship? **Journal of the American Mosquito Control Association**, v. 9, n. 2, p. 189–195, jun. 1993. .

BHATNAGAR, S.; LAL, V.; GUPTA, S. D.; GUPTA, O. P. Forecasting incidence of dengue in Rajasthan, using time series analyses. **Indian Journal of Public Health**, v. 56, n. 4, p. 281–285, dez. 2012. <https://doi.org/10.4103/0019-557X.106415>.

BIVAND, R. Implementing spatial data analysis software tools in R. **Geographical Analysis**, v. 38, n. 1, p. 23–40, 2006. .

BIVAND, R. Spatial econometrics functions in R: Classes and methods. **Journal of geographical systems**, v. 4, n. 4, p. 405–421, 2002. .

BIVAND, R.; KEITT, T.; ROWLINGSON, B.; PEBESMA, E.; SUMNER, M.; HIJMANS, R.; BASTON, D.; ROUAULT, E.; WARMERDAM, F.; OOMS, J.; RUNDEL, C. **rgdal: Bindings for the “Geospatial” Data Abstraction Library**. [S. l.: s. n.], 2021. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=rgdal>. Acesso em: 5 set. 2021.

BIVAND, R. S.; PEBESMA, E. J.; GÓMEZ-RUBIO, V.; PEBESMA, E. J. **Applied spatial data analysis with R**. [S. l.]: Springer, 2008. v. 747248717, .

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. [S. l.]: Holden-Day, 1976.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2015.

BRAGA, I. A.; VALLE, D. *Aedes aegypti*: histórico do controle no Brasil. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 16, n. 2, p. 113–118, 2007. .

BRASIL, F. N. de S. **Programa Nacional de Controle da Dengue - PNCD**. [S. l.: s. n.], 2002. v. Unico, .

BRASIL, M. da S. **Dengue : diagnóstico e manejo clínico**. 3a.ed. Brasília : Ministério da Saúde, 2007.: Brasília, DF : Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Diretoria Técnica de Gestão, 2005., 2007. v. Unico, (Série A. Normas e Manuais Técnicos).

BRASIL, M. da S. **Guia de Vigilância Epidemiológica**. 7. ed. [S. l.: s. n.], 2009(Série A. Normas e Manuais Técnicos).

BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Dengue diagnóstico e manejo clínico: adulto e criança**. Brasília: MS, 2007a.

BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE. Diretrizes nacionais para a prevenção e controle de epidemias de dengue. **Diretrizes nacionais para a prevenção e controle de epidemias de dengue**, p. 157–157, 2009. .

BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Sistema de Informação de Agravos de Notificação - Sinan**. 2. ed. Brasília : Ministério da Saúde, 2007.: Editora do Ministério da Saúde, 2007b(Série A. Normas e Manuais Técnicos).

BRASIL; SECRETARIA DE VIGILÂNCIA EM SAÚDE, B.; DIRETORIA TÉCNICA DE GESTÃO, B. **Diagnóstico Rápido nos Municípios para Vigilância Entomológica do Aedes Aegypti no Brasil - LIRAA - Metodologia para Avaliação dos Índices de Breteau e Predial**. [S. l.: s. n.], 2005. v. Unico, (Série A. Manuais e Normas Técnicas).

BRUNSDON, C.; FOTHERINGHAM, A. S.; CHARLTON, M. E. Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity. **Geographical Analysis**, v. 28, n. 4, p. 281–298, 1996. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x>.

BRUNSDON, Chris.; AITKIN, M.; FOTHERINGHAM, S.; CHARLTON, M. A comparison of random coefficient modelling and geographically weighted regression for spatially non-stationary regression problems. **Geographical and Environmental Modelling**, v. 3, n. 1, p. 47–62, 1999. .

CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S.; CRUZ, O. G.; CORREA, V. 5 ANÁLISE ESPACIAL DE ÁREAS. , p. 45, 2004. .

CARBALLO, M. T. Métodos bayesianos e epidemiologia espacial: avaliando a taxa de fecundidade em mulheres de 10 a 19 anos em Porto Alegre. 2005. .

CARDIM, L. L.; PINHO, S. T. R.; TEIXEIRA, M. G.; COSTA, M. C. N.; ESTEVA, M. L.; FERREIRA, C. P. Heterogeneities in dengue spatial-temporal transmission in Brazilian cities and its influence on the optimal age of vaccination. **BMC Public Health**, v. 19, 6 fev. 2019. DOI 10.1186/s12889-019-6426-9. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6364408/>. Acesso em: 1 set. 2019.

CARMO, E. H.; PENNA, G.; OLIVEIRA, W. K. de. Emergências de saúde pública: conceito, caracterização, preparação e resposta. **Estudos Avançados**, v. 22, n. 64, p. 19–32, dez. 2008. <https://doi.org/10.1590/S0103-40142008000300003>.

CARVALHO, A. X. Y. de; SILVA, G. D. M. da; ALMEIDA JÚNIOR, G. R. de; ALBUQUERQUE, P. H. M. de. Taxas bayesianas para o mapeamento de homicídios nos municípios brasileiros. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 28, n. 7, p. 1249–1262, 2012. .

CARVALHO, M. S.; SOUZA-SANTOS, R. Análise de dados espaciais em saúde pública: métodos, problemas, perspectivas. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 21, p. 361–378, 2005. .

CDC, E. Summary of Notifiable Diseases, United States, 1997. 1997. Disponível em: <https://www.cdc.gov/mmwr/preview/mmwrhtml/00056071.htm>. Acesso em: 6 set. 2021.

CHURCH, R. L. Geographical information systems and location science. **Computers & Operations Research**, v. 29, n. 6, p. 541–562, 2002. .

CLARK, W. a. V.; KOLOUTSOU-VAKAKIS, S. Evaluating Tobler's Migration Vector Fields. **Geographical Analysis**, v. 24, n. 2, p. 110–120, 1992. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00255.x>.

CLARKE, K. C.; MCLAFFERTY, S. L.; TEMPALSKI, B. J. On epidemiology and geographic information systems: a review and discussion of future directions. **Emerging infectious diseases**, v. 2, n. 2, p. 85, 1996. .

CLIFF, A. D.; HAGGETT, P. Spatial aspects of epidemic control: **Progress in Human Geography**, 1 jul. 2016. DOI 10.1177/030913258901300301. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/030913258901300301>. Acesso em: 10 fev. 2020.

CODEÇO, C.; COELHO, F.; CRUZ, O.; OLIVEIRA, S.; CASTRO, T.; BASTOS, L. Infodengue: A nowcasting system for the surveillance of arboviruses in Brazil. **Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique**, v. 66, p. S386, 1 jul. 2018. <https://doi.org/10.1016/j.respe.2018.05.408>.

CRAGLIA, M.; ONSRUD, H. **Geographic Information Research: Transatlantic Perspectives**. [S. l.]: CRC Press, 2004.

CRESSIE, N. Smoothing regional maps using empirical Bayes predictors. **Geographical Analysis**, v. 24, n. 1, p. 75–95, 1992a. .

CRESSIE, N. Smoothing Regional Maps Using Empirical Bayes Predictors. **Geographical Analysis**, v. 24, n. 1, p. 75–95, 1 jan. 1992b. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00253.x>.

CROMLEY, E. K.; MCLAFFERTY, S. **GIS and Public Health**. [S. l.]: Guilford Press, 2012.

CROMLEY, E. K.; MCLAFFERTY, S. L. **GIS and public health**. [S. l.]: Guilford Press, 2011.

DAVIES, S.; LAMBERT, R. **Early warning in the Sahel and Horn of Africa: the state of the art. A review of the literature. Volume 1 of a three-part series**. [S. l.: s. n.], 1991.

DE PAULA, S. O.; FONSECA, B. A. L. da. Dengue: a review of the laboratory tests a clinician must know to achieve a correct diagnosis. **Brazilian Journal of Infectious Diseases**, v. 8, n. 6, dez. 2004. DOI 10.1590/S1413-86702004000600002. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1413-86702004000600002&script=sci_arttext. Acesso em: 21 abr. 2011.

DEVINE, O. J.; LOUIS, T. A. A constrained empirical Bayes estimator for incidence rates in areas with small populations. **Statistics in Medicine**, v. 13, n. 11, p. 1119–1133, 1994. .

DIGGLE, P. **Time Series: A Biostatistical Introduction**. 1 edition. Oxford England : New York: Oxford University Press, 1996.

DIGGLE, P. J.; CHETWYND, A. G. Second-order analysis of spatial clustering for inhomogeneous populations. **Biometrics**, v. 47, n. 3, p. 1155–1163, set. 1991. .

- DIJKSTRA, A.; JANSSEN, F.; BAKKER, M. D.; BOS, J.; LUB, R.; WISSEN, L. J. G. V.; HAK, E. Using Spatial Analysis to Predict Health Care Use at the Local Level: A Case Study of Type 2 Diabetes Medication Use and Its Association with Demographic Change and Socioeconomic Status. **PLOS ONE**, v. 8, n. 8, p. e72730, 30 ago. 2013. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0072730>.
- DOS SANTOS, A. E.; RODRIGUES, A. L.; LOPES, D. L. Aplicações de Estimadores Bayesianos Empíricos para Análise Espacial de Taxas de Mortalidade. 2005. **GeoInfo** [...]. [S. l.: s. n.], 2005. p. 300–309.
- DURR, P.; GATRELL, A. (Orgs.). **GIS and spatial analysis in veterinary science**. Wallingford: CABI, 2004. DOI 10.1079/9780851996349.0000. Disponível em: <http://www.cabi.org/cabebooks/ebook/20043183502>. Acesso em: 2 nov. 2020.
- EHLERS, R. S. Análise de Séries Temporais. , p. 90, 2007. .
- EQUIPE DE DESENVOLVIMENTO DO QGIS. Sistema de Informações Geográficas QGIS. 2020. Disponível em: <https://qgis.org/en/site/>. Acesso em: 18 maio 2020.
- EQUIPE RSTUDIO. RStudio: ambiente de desenvolvimento integrado para R. RStudio, PBC, Boston, MA. 2020. Disponível em: <http://www.rstudio.com/>. Acesso em: 18 maio 2020.
- FARRINGTON, C. P.; ANDREWS, N. J.; BEALE, A. D.; CATCHPOLE, M. A. A Statistical Algorithm for the Early Detection of Outbreaks of Infectious Disease. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)**, v. 159, n. 3, p. 547–563, 1996. <https://doi.org/10.2307/2983331>.
- FERREIRA, B. J.; SOUZA, M. de F. M.; SOARES FILHO, A. M.; CARVALHO, A. A. The historical evolution of dengue prevention and control programs in Brazil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 14, n. 3, p. 961–972, jun. 2009. .
- FLAUZINO, R. F.; SOUZA-SANTOS, R.; OLIVEIRA, R. M. Dengue, geoprocessing, and socioeconomic and environmental indicators: a review. **Revista Panamericana de Salud Pública**, v. 25, n. 5, p. 456–461, maio 2009. <https://doi.org/10.1590/S1020-49892009000500012>.
- FOCKS, D. A.; HAILE, D. G.; DANIELS, E.; MOUNT, G. A. Dynamic life table model for *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae): simulation results and validation. **Journal of Medical Entomology**, v. 30, n. 6, p. 1018–1028, nov. 1993. .
- GABRIEL, A. F. B.; ALENCAR, A. P.; MIRAGLIA, S. G. E. K. Dengue outbreaks: unpredictable incidence time series. **Epidemiology and Infection**, v. 147, 1 mar. 2019. DOI 10.1017/S0950268819000311. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6518828/>. Acesso em: 17 mar. 2020.
- GALLI, B.; CHIARAVALLI NETO, F. Temporal-spatial risk model to identify areas at high-risk for occurrence of dengue fever. **Revista de Saúde Pública**, v. 42, n. 4, p. 656–663, ago. 2008. <https://doi.org/10.1590/S0034-89102008005000032>.
- GARDNER, E. S. Forecasting: Methods and applications (Second Edition), Makridakis, S., Wheelwright, S. C. and McGee, V. E., New York: Wiley, 1983. Price: \$47.85/\$20.15 (cloth),

\$34.15/E14.35 (paper). Pages: 923. **Journal of Forecasting**, v. 3, n. 4, p. 457–460, 1984. <https://doi.org/10.1002/for.3980030408>.

GATTRELL, A.; LOYTONEN, M. **GIS and Health**. [S. l.]: Houghton Mifflin Harcourt, 1998.

GHARBI, M.; QUENEL, P.; GUSTAVE, J.; CASSADOU, S.; RUCHE, G. L.; GIRDARY, L.; MARRAMA, L. Time series analysis of dengue incidence in Guadeloupe, French West Indies: Forecasting models using climate variables as predictors. **BMC Infectious Diseases**, v. 11, p. 166, 9 jun. 2011. <https://doi.org/10.1186/1471-2334-11-166>.

GILL, C. A. The Prediction of Malaria Epidemics. With Special Reference to an Actual Forecast in 1921. **Indian Journal of Medical Research**, v. 10, n. 4, 1923. .

GILL, C. A. The Rôle of Meteorology in Malaria. **Indian Journal of Medical Research**, v. 8, n. 4, 1921. .

GODÓI, I. P.; SILVA, L. V. D. D.; SARKER, A. R.; MEGIDDO, I.; MORTON, A.; GODMAN, B.; ALVAREZ-MADRAZO, S.; BENNIE, M.; GUERRA-JUNIOR, A. A. Economic and epidemiological impact of dengue illness over 16 years from a public health system perspective in Brazil to inform future health policies including the adoption of a dengue vaccine. **Expert Review of Vaccines**, v. 17, n. 12, p. 1123–1133, 2 dez. 2018. <https://doi.org/10.1080/14760584.2018.1546581>.

GOULD, P. **The slow plague: a geography of the AIDS pandemic**. [S. l.]: Blackwell Publishers, 1993.

GUBLER, D. J. Dengue and Dengue Hemorrhagic Fever. **Clinical Microbiology Reviews**, v. 11, n. 3, p. 480–496, jul. 1998a. .

GUBLER, D. J. Resurgent vector-borne diseases as a global health problem. **Emerging Infectious Diseases**, v. 4, n. 3, p. 442–450, 1998b. .

GUBLER, D. J. The emergence of epidemic dengue fever and dengue hemorrhagic fever in the Americas: a case of failed public health policy. **Revista Panamericana de Salud Pública**, v. 17, p. 221–224, 2005. .

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica - 5.Ed.** [S. l.]: AMGH Editora, 2011.

GUMMOW, B. GIS and spatial analysis in veterinary science, edited by P. Durr and A. Gatrell : book review. **Journal of the South African Veterinary Association**, v. 77, 7 jun. 2006. <https://doi.org/10.4102/jsava.v77i2.352>.

HAINING, R. Spatial Data and Statistical Methods: A Chronological Overview. **Handbook of Regional Science**. [S. l.: s. n.], 2014. p. 1277–1294. https://doi.org/10.1007/978-3-642-23430-9_71.

HAMILTON, J. D. **Time Series Analysis**. [S. l.]: Princeton University Press, 1994.

HANSON, K. M.; SILVER, R. N. (Orgs.). **Maximum Entropy and Bayesian Methods: Santa Fe, New Mexico, U.S.A., 1995 Proceedings of the Fifteenth International**

- Workshop on Maximum Entropy and Bayesian Methods.** Dordrecht: Springer Netherlands, 1996. DOI 10.1007/978-94-011-5430-7. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-94-011-5430-7>. Acesso em: 23 maio 2021.
- HIDIROGLOU, M. Small-Area Estimation: Theory and Practice. **JSM proceedings, survey research methods section, 2007**, 1 jan. 2007. .
- HIPEL, K. W.; MCLEOD, A. I. **Time Series Modelling of Water Resources and Environmental Systems.** [S. l.]: Elsevier, 1994.
- HOWE, G. M. A world geography of human diseases. **Medical History**, v. 23, n. 2, p. 242–243, abr. 1979. .
- HU, W.; CLEMENTS, A.; WILLIAMS, G.; TONG, S. Dengue fever and El Niño/Southern Oscillation in Queensland, Australia: a time series predictive model. **Occupational and Environmental Medicine**, v. 67, n. 5, seç. Original article, p. 307–311, 1 maio 2010. <https://doi.org/10.1136/oem.2008.044966>.
- HYNDMAN [AUT, R.; CRE; CPH; ATHANASOPOULOS, G.; BERGMEIR, C.; CACERES, G.; CHHAY, L.; O’HARA-WILD, M.; PETROPOULOS, F.; RAZBASH, S.; WANG, E.; YASMEEN, F.; R CORE TEAM; IHAKA, R.; REID, D.; SHAUB, D.; TANG, Y.; ZHOU, Z. **forecast: Forecasting Functions for Time Series and Linear Models.** [S. l.: s. n.], 2021. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=forecast>. Acesso em: 5 set. 2021.
- KEDEM, B.; FOKIANOS, K. **Regression Models for Time Series Analysis.** [S. l.]: John Wiley & Sons, 2005.
- KULLDORFF, M. A spatial scan statistic. **Communications in Statistics - Theory and Methods**, v. 26, n. 6, p. 1481–1496, 1 jan. 1997. <https://doi.org/10.1080/03610929708831995>.
- LAGUARDIA, J.; DOMINGUES, C. M. A.; CARVALHO, C.; LAUERMAN, C. R.; GLATT, R.; MACÁRIO, E. Sistema de Informação de Agravos de desafios no desenvolvimento em saúde. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 13, n. 3, p. 135–147, 2004. .
- LATORRE, M. do R. D. de O.; CARDOSO, M. R. A. Análise de séries temporais em epidemiologia: uma introdução sobre os aspectos metodológicos. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 4, n. 3, p. 145–152, nov. 2001. <https://doi.org/10.1590/S1415-790X2001000300002>.
- LEVIZZANI, V.; BAUER, P.; TURK, F. J. **Medindo Precipitação do Espaço, Texto original: EURAINSAT e o futuro.** [S. l.]: Springer Holanda, 2007(Avanços na Pesquisa de Mudança Global). Disponível em: <https://www.springer.com/gp/book/9781402058349>. Acesso em: 12 dez. 2020.
- LOPES, J.; DA SILVA, M. A.; BORSATO, A. M.; DE OLIVEIRA, V. D.; OLIVEIRA, F. J. [Aedes (Stegomyia) aegypti L. and associated culicidae fauna in a urban area of southern Brazil]. **Revista De Saúde Pública**, v. 27, n. 5, p. 326–333, out. 1993. .
- MACEACHREN, A. M.; KRAAK, M. J. Exploratory cartographic visualization advancing

the agenda. **Computers and Geosciences**, v. 23, n. 4, p. 335–343, 1 jan. 1997.
[https://doi.org/10.1016/S0098-3004\(97\)00018-6](https://doi.org/10.1016/S0098-3004(97)00018-6).

MAKRIDAKIS, S. G.; WHEELWRIGHT, S. C. **The Handbook of Forecasting: A Manager's Guide**. New York: John Wiley & Sons Inc, 1982.

MARSHALL, R. J. Mapping disease and mortality rates using empirical Bayes estimators. **Journal of the Royal Statistical Society. Series C, Applied Statistics**, v. 40, n. 2, p. 283–294, 1991. .

MARTENS, W. J. M. **Health and climate change : modelling the impacts of global warming and ozone depletion /**. London : Earthscan Publications, c1998.

MARTINEZ, E. Z.; SILVA, E. A. S. da. Predicting the number of cases of dengue infection in Ribeirão Preto, São Paulo State, Brazil, using a SARIMA model. **Cadernos De Saude Publica**, v. 27, n. 9, p. 1809–1818, set. 2011. <https://doi.org/10.1590/s0102-311x2011000900014>.

MINAS GERAIS, S. E. da S. **Ajuste do Plano Diretor de Regionalização de Saúde de Minas Gerais (PDR/MG)**. 1. ed. Belo Horizonte: [s. n.], 2020. Disponível em: <https://www.saude.mg.gov.br/parceiro/regionalizacao-pdr2>. Acesso em: 23 maio 2021.

MOLLIÉ, A. Bayesian mapping of disease. **Markov chain Monte Carlo in practice**, v. 1, p. 359–379, 1996. .

MOLLIE, A.; RICHARDSON, S. Empirical Bayes estimates of cancer mortality rates using spatial models. **Statistics in medicine**, v. 10, n. 1, p. 95–112, 1991. .

MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S.; DRUCK, S. Análise espacial de dados geográficos. **Brasília: Embrapa**, 2004. .

MONTGOMERY, D.; MASTRANGELO, C. Some Statistical Process Control Methods for Autocorrelated Data. **Journal of Quality Technology**, v. 23, 1 jul. 1991.
<https://doi.org/10.1080/00224065.1991.11979321>.

MYERS, M. F.; ROGERS, D. J.; COX, J.; FLAHAULT, A.; HAY, S. I. Forecasting Disease Risk for Increased Epidemic Preparedness in Public Health. **Advances in parasitology**, v. 47, p. 309–330, 2000. .

NATHAN, M. B.; KNUDSEN, A. B. *Aedes aegypti* infestation characteristics in several Caribbean countries and implications for integrated community-based control. **Journal of the American Mosquito Control Association**, v. 7, n. 3, p. 400–404, set. 1991. .

O'CONNOR, P. D. T. Introduction to Statistical Quality Control (2nd edition), D. C. Montgomery, Wiley, 1991. Number of pages: 702. £49.35, Paperback £17.50. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 7, n. 3, p. 201–201, 1991.
<https://doi.org/10.1002/qre.4680070316>.

OLIVEIRA, M. A. de; RIBEIRO, H.; CASTILLO-SALGADO, C. Geospatial analysis applied to epidemiological studies of dengue: a systematic review. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 16, n. 4, 2013. DOI 10.1590/s1415-790x2013000400011. Disponível em:

<https://www.readcube.com/articles/10.1590%2Fs1415-790x2013000400011>. Acesso em: 13 dez. 2020.

OLIVER, M. A.; WEBSTER, R. **Kriging, Optimal Sampling and Filtering by Kriging Analysis.**, n. RSSUSA-2/3. [S. l.]: READING UNIV (UNITED KINGDOM), 20 ago. 1996. Disponível em: <https://apps.dtic.mil/docs/citations/ADA325081>. Acesso em: 10 fev. 2020.

PANKRATZ, A. Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models: Concepts and Cases. , p. 553–555, 1 maio 2008. <https://doi.org/10.1002/9780470316566.refs>.

PEARSON CARL A. B.; ABBAS KAJA M.; CLIFFORD SAMUEL; FLASCHE STEFAN; HLADISH THOMAS J. Serostatus testing and dengue vaccine cost–benefit thresholds. **Journal of The Royal Society Interface**, v. 16, n. 157, p. 20190234, 30 ago. 2019. <https://doi.org/10.1098/rsif.2019.0234>.

PEBESMA, E. Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data. **The R Journal**, v. 10, n. 1, p. 439–446, 2018. .

PERKINS, T. A.; RODRIGUEZ-BARRAQUER, I.; MANORE, C.; SIRAJ, A. S.; ESPAÑA, G.; BARKER, C. M.; JOHANSSON, M. A.; REINER, R. C. Heterogeneous local dynamics revealed by classification analysis of spatially disaggregated time series data. **Epidemics**, v. 29, p. 100357, 1 dez. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.epidem.2019.100357>.

PHUNG, D.; HUANG, C.; RUTHERFORD, S.; CHU, C.; WANG, X.; NGUYEN, M.; NGUYEN, N. H.; MANH, C. D. Identification of the prediction model for dengue incidence in Can Tho city, a Mekong Delta area in Vietnam. **Acta Tropica**, v. 141, p. 88–96, 1 jan. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2014.10.005>.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2020. Disponível em: <https://www.r-project.org/>. Acesso em: 18 maio 2020.

RANGEL, M. E. S.; BARROZO, L. V. Estimador bayesiano empírico local em epidemiologia espacial de casos de hanseníase no Estado do Maranhão, Nordeste do Brasil. **Anais do 17º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, , p. 25–29, 2015. .

ROGERS, L. Climate and Disease Incidence in India, with Special Reference to Leprosy, Phthisis, Pneumonia and Smallpox. **Journal of State Medicine**, v. 33, p. 501–10, 1925. .

ROGERS, L. Small-Pox and Climate in India. Forecasting of Epidemics. **Small-Pox and Climate in India. Forecasting of Epidemics.**, 1926. Disponível em: <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19272700898>. Acesso em: 1 dez. 2019.

ROGERS, L. The World Incidence of Leprosy in Relation to Meteorological Conditions and its Bearing on the Probable Mode of Transmission. **Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 16, n. 8, p. 440–460, 1923. .

RUSH, B.; DOBSON, T. **An account of the bilious remitting yellow fever, as it appeared in the city of Philadelphia, in the year 1793.** [S. l.]: Philadelphia : Printed by Thomas Dobson, at the Stone-House, no 41, South Second-Street, 1794. Disponível em: <http://archive.org/details/2569009R.nlm.nih.gov>.

SATSCAN, T. SaTScan: Software para estatísticas de varredura espacial, temporal e espaço-temporal. [s. d.]. Disponível em: <https://www.satscan.org/>. Acesso em: 30 ago. 2021.

SCOTT, A. J. Location-Allocation Systems: A Review. **Geographical Analysis**, v. 2, n. 2, p. 95–119, 1970. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1970.tb00149.x>.

SERVICE, M. W. Importance of ecology in *Aedes aegypti* control. **The Southeast Asian Journal of Tropical Medicine and Public Health**, v. 23, n. 4, p. 681–690, dez. 1992. .

SILVA, J. de P. Análise Exploratória de Dados Espaciais da Dengue no Estado de São Paulo. **Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento**, v. 1, n. 6, p. 136–144, 26 jun. 2018. .

SKALINSKI, L. M.; COSTA, M. da C.; TEIXEIRA, M. da G. L. Contribuições da análise espacial para a compreensão da dinâmica de transmissão da dengue: revisão integrativa. **J. Health Biol. Sci. (Online)**, , p. 53–63, 2019. .

SOUZA, G. P. PREVISÃO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA DO SETOR INDUSTRIAL EM SANTA CATARINA – UM ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DIFERENTES MÉTODOS DE PREVISÃO ATRAVÉS DE SUAS DISCREPÂNCIAS. , p. 11, 2004. .

SOUZA, R. C.; CAMARGO, M. E. **Análise e previsão de séries temporais: os modelos ARIMA**. [S. l.: s. n.], 1996.

SOUZA, W. V.; BARCELLOS, C. C.; BRITO, A. M.; CARVALHO, M. S.; CRUZ, O. G.; ALBUQUERQUE, M. F.; ALVES, K. R.; LAPA, T. M. [Empirical bayesian model applied to the spatial analysis of leprosy occurrence]. **Revista De Saude Publica**, v. 35, n. 5, p. 474–480, out. 2001. <https://doi.org/10.1590/s0034-89102001000500011>.

SPINU, V.; GROLEMUND, G.; WICKHAM, H.; LYTTLE, I.; COSTIGAN, I.; LAW, J.; MITAROTONDA, D.; LARMARANGE, J.; BOISER, J.; LEE, C. H.; INC, G. **lubridate: Make Dealing with Dates a Little Easier**. [S. l.: s. n.], 2021. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=lubridate>. Acesso em: 5 set. 2021.

SWAROOP, S. Forecasting of epidemic malaria in the Punjab, India. **The American journal of tropical medicine and hygiene**, v. 1, n. 1, p. 1–17, 1949. .

TALAEI-KHOEI, A.; WILSON, J. M.; KAZEMI, S.-F. Period of Measurement in Time-Series Predictions of Disease Counts from 2007 to 2017 in Northern Nevada: Analytics Experiment. **JMIR public health and surveillance**, v. 5, n. 1, p. e11357, 15 jan. 2019. <https://doi.org/10.2196/11357>.

TANG, Y.; HORIKOSHI, M.; LI, W. ggfortify: Unified Interface to Visualize Statistical Results of Popular R Packages. **The R Journal**, v. 8, n. 2, p. 474–485, 2016. .

TENNEKES, M. tmap: Thematic Maps in R. **Journal of Statistical Software**, v. 84, n. 1, p. 1–39, 20 abr. 2018. <https://doi.org/10.18637/jss.v084.i06>.

THOMAS, R. **Geomedical Systems: Intervention and Control**. London ; New York: Routledge, 1992.

- TOBLER, W. Spatial Interaction Patterns. jul. 1975. [Monograph]. Disponível em: <http://pure.iiasa.ac.at/id/eprint/241/>. Acesso em: 11 fev. 2020.
- TUN-LIN, W.; KAY, B. H.; BARNES, A. The Premise Condition Index: A Tool for Streamlining Surveys of *Aedes aegypti*. **Am J Trop Med Hyg**, v. 53, n. 6, p. 591–594, 1 dez. 1995. .
- TURNER, R.; BADDELEY, A. SPATSTAT: an R package for analyzing spatial point patterns. **Journal of Statistical Software**, v. 12, 1 jan. 2005. <https://doi.org/10.18637/jss.v012.i06>.
- VALJUS, J.; HONGISTO, M.; VERKASALO, P.; JÄRVINEN, P.; HEIKKILÄ, K.; KOSKENVUO, M. Residential exposure to magnetic fields generated by 110–400 kV power lines in Finland. **Bioelectromagnetics**, v. 16, n. 6, p. 365–376, 1995. <https://doi.org/10.1002/bem.2250160604>.
- WALSH, J. Famine early warning system wins its spurs. **Science**, v. 239, n. 4837, p. 249, 1988. .
- WALSH, S. J.; PAGE, P. H.; GESLER, W. M. Normative models and healthcare planning: network-based simulations within a geographic information system environment. **Health Services Research**, v. 32, n. 2, p. 243–260, jun. 1997. .
- WHITE, J.; HOOGENBOOM, G.; STACKHOUSE JR, P.; HOELL, J. Evaluation of NASA satellite- and assimilation model-derived long-term daily temperature data over the continental US. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, 1 set. 2008. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.05.017>.
- WHITE, J.; HOOGENBOOM, G.; WILKENS, P.; STACKHOUSE JR, P.; HOEL, J. Evaluation of Satellite-Based, Modeled-Derived Daily Solar Radiation Data for the Continental United States. **Agronomy Journal**, v. 103, p. 1242, 1 jul. 2011. <https://doi.org/10.2134/agronj2011.0038>.
- WICKHAM, H.; GROLEMUND, G. **R for Data Science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data**. 1st edition. Sebastopol, CA: O’Reilly Media, 2017.
- WICKHAM, H.; RSTUDIO. **tidyverse: Easily Install and Load the “Tidyverse”**. [S. l.: s. n.], 2021. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=tidyverse>. Acesso em: 5 set. 2021.
- WILLIAMSON, G. D.; WEATHERBY HUDSON, G. A monitoring system for detecting aberrations in public health surveillance reports. **Statistics in Medicine**, v. 18, n. 23, p. 3283–3298, 15 dez. 1999. .
- WILSON, A. G. Complex spatial systems: Challenges for modellers. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 36, n. 3, p. 379–387, 1 ago. 2002. [https://doi.org/10.1016/S0895-7177\(02\)00132-2](https://doi.org/10.1016/S0895-7177(02)00132-2).
- WOOD, D. J.; CLARK, D.; GATRELL, A. C. Equity of access to adult hospice inpatient care within north-west England. **Palliative Medicine**, v. 18, n. 6, p. 543–549, set. 2004. <https://doi.org/10.1191/0269216304pm892oa>.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **A field manual - Communicable disease control in emergencies**. [S. l.: s. n.], 2005. Disponível em:

http://www.who.int/diseasecontrol_emergencies/publications/9241546166/en/. Acesso em: 6 nov. 2017.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Comprehensive Guidelines for Prevention and Control of Dengue and Dengue Haemorrhagic Fever. 2017. **SEARO**. Disponível em:

http://www.searo.who.int/vector_borne_tropical_diseases/documents/SEAROTPS60/en/. Acesso em: 17 set. 2017.

YANG, M. Statistical models for count time series with excess zeros. **Theses and Dissertations**, 1 maio 2012. DOI 10.17077/etd.bcrq9mz0. Disponível em:

<https://ir.uiowa.edu/etd/3019>.

YANG, W.; LI, Z.; LAN, Y.; WANG, J.; MA, J.; JIN, L.; SUN, Q.; LV, W.; LAI, S.; LIAO, Y.; HU, W. A nationwide web-based automated system for outbreak early detection and rapid response in China. **Western Pacific Surveillance and Response Journal : WPSAR**, v. 2, n. 1, p. 10–15, 8 mar. 2011. <https://doi.org/10.5365/WPSAR.2010.1.1.009>.

YAU, K. K. W.; LEE, A. H.; CARRIVICK, P. J. W. Modeling zero-inflated count series with application to occupational health. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 74, n. 1, p. 47–52, 1 abr. 2004. [https://doi.org/10.1016/S0169-2607\(03\)00070-1](https://doi.org/10.1016/S0169-2607(03)00070-1).

ZARA, A. L. de S. A.; SANTOS, S. M. dos; FERNANDES-OLIVEIRA, E. S.; CARVALHO, R. G.; COELHO, G. E. Estratégias de controle do *Aedes aegypti*: uma revisão.

Epidemiologia e Serviços de Saúde, v. 25, n. 2, p. 391–404, jun. 2016.

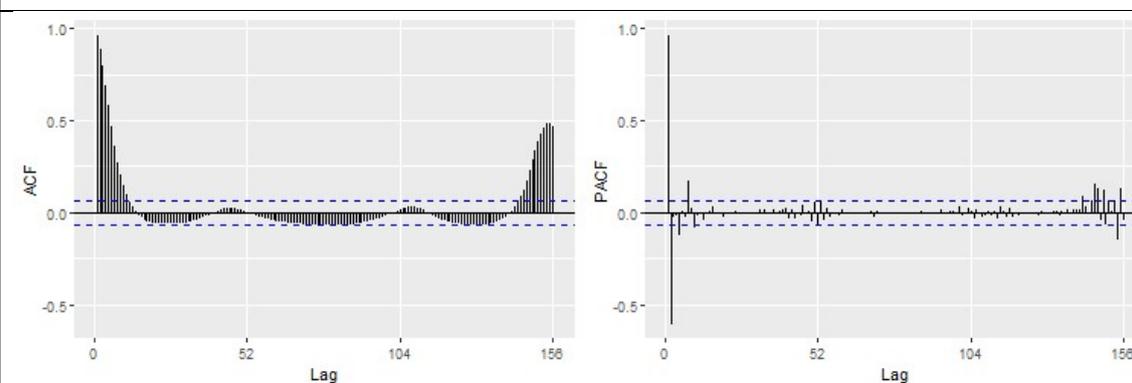
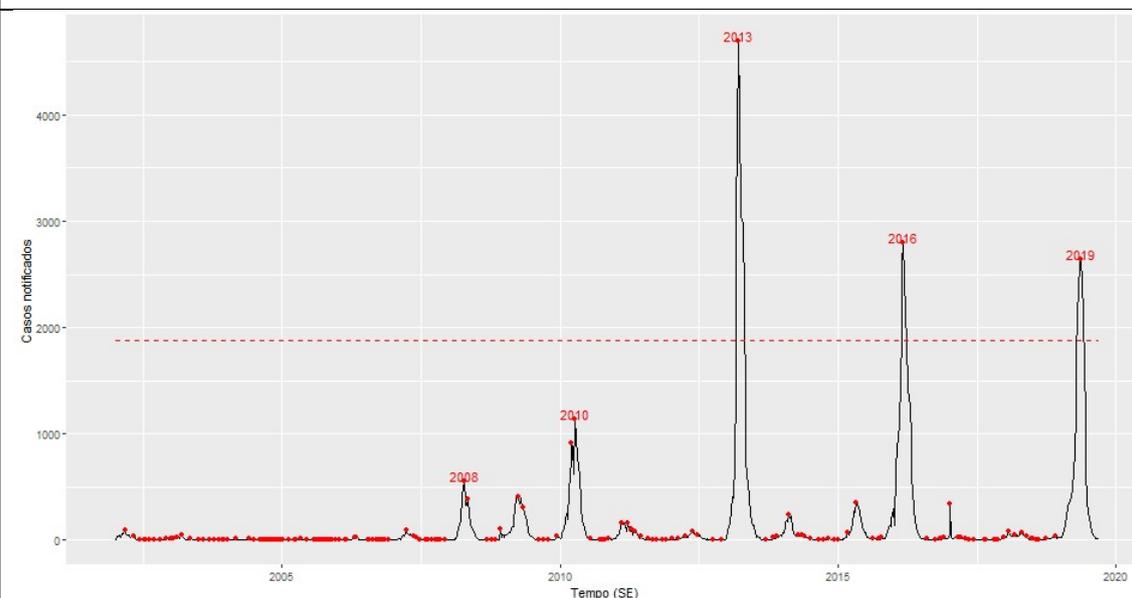
<https://doi.org/10.5123/s1679-49742016000200017>.

APÊNDICE A - QUADROS DE CARACTERÍSTICAS EPIDEMIOLÓGICAS E ESTATÍSTICAS DAS SÉRIES TEMPORAIS DOS MUNICÍPIOS

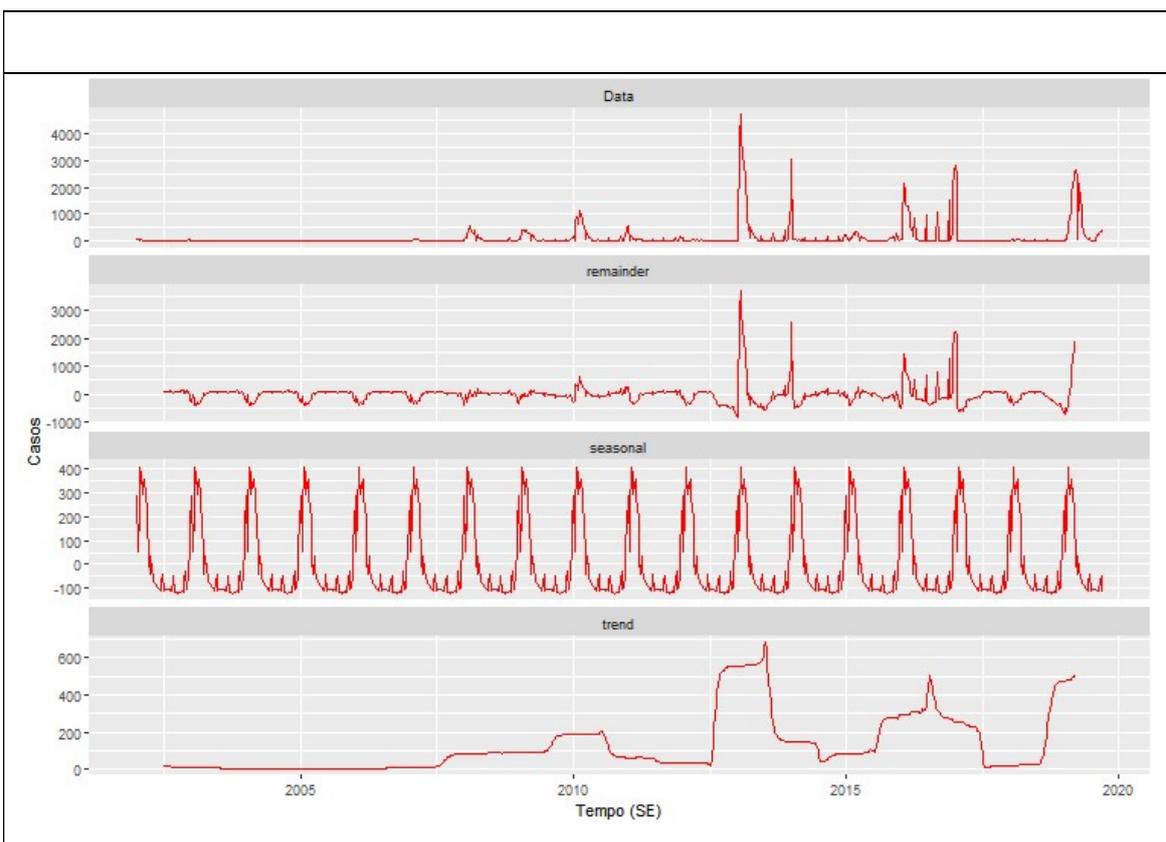
Quadros de características epidemiológicas e estatísticas das séries temporais dos municípios de grande porte.

Quadro 01 - Figuras das análises de séries temporais, SRS-Sete Lagoas, MG, 2002 a 2019.

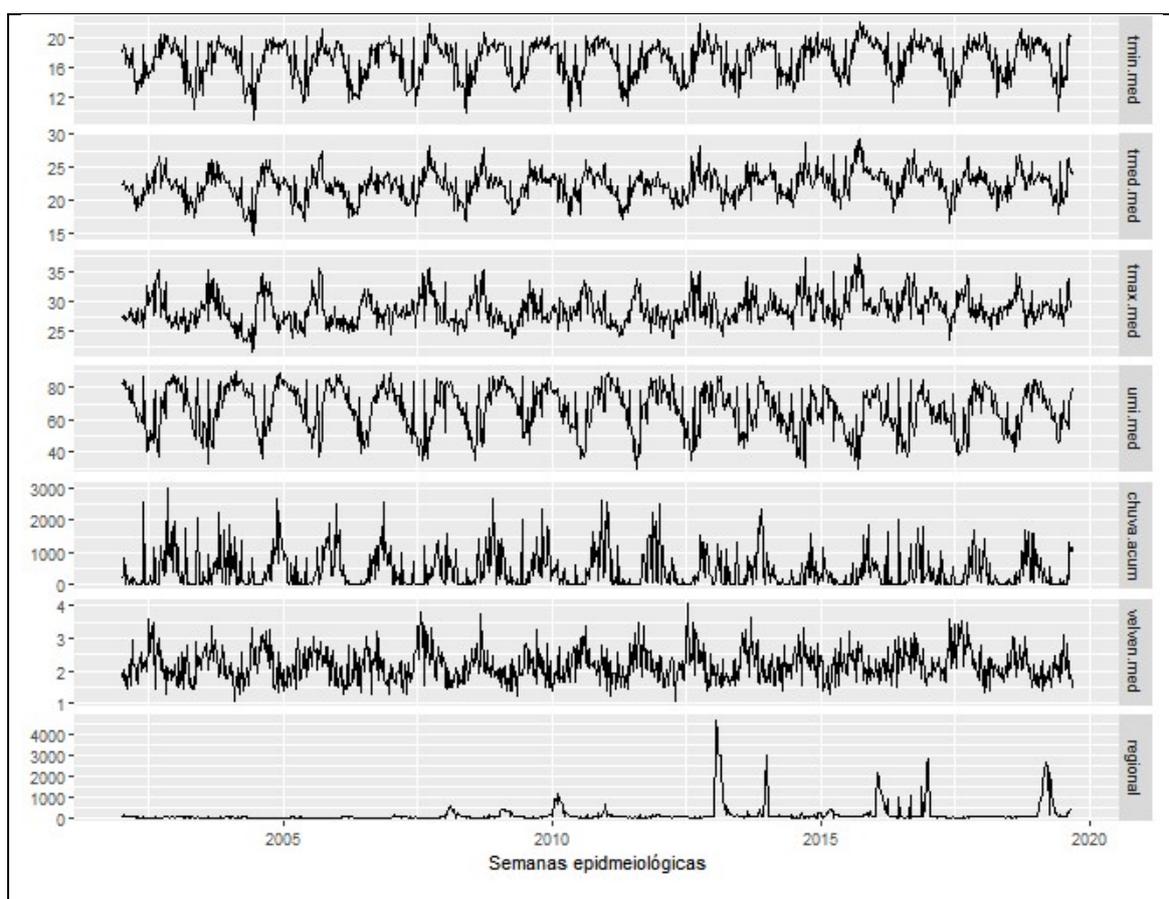
Série de casos de dengue e anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico, Função de Auto Correlação e Função Auto Correlação Parcial da série temporal.



Decomposição da série temporal (método STL).

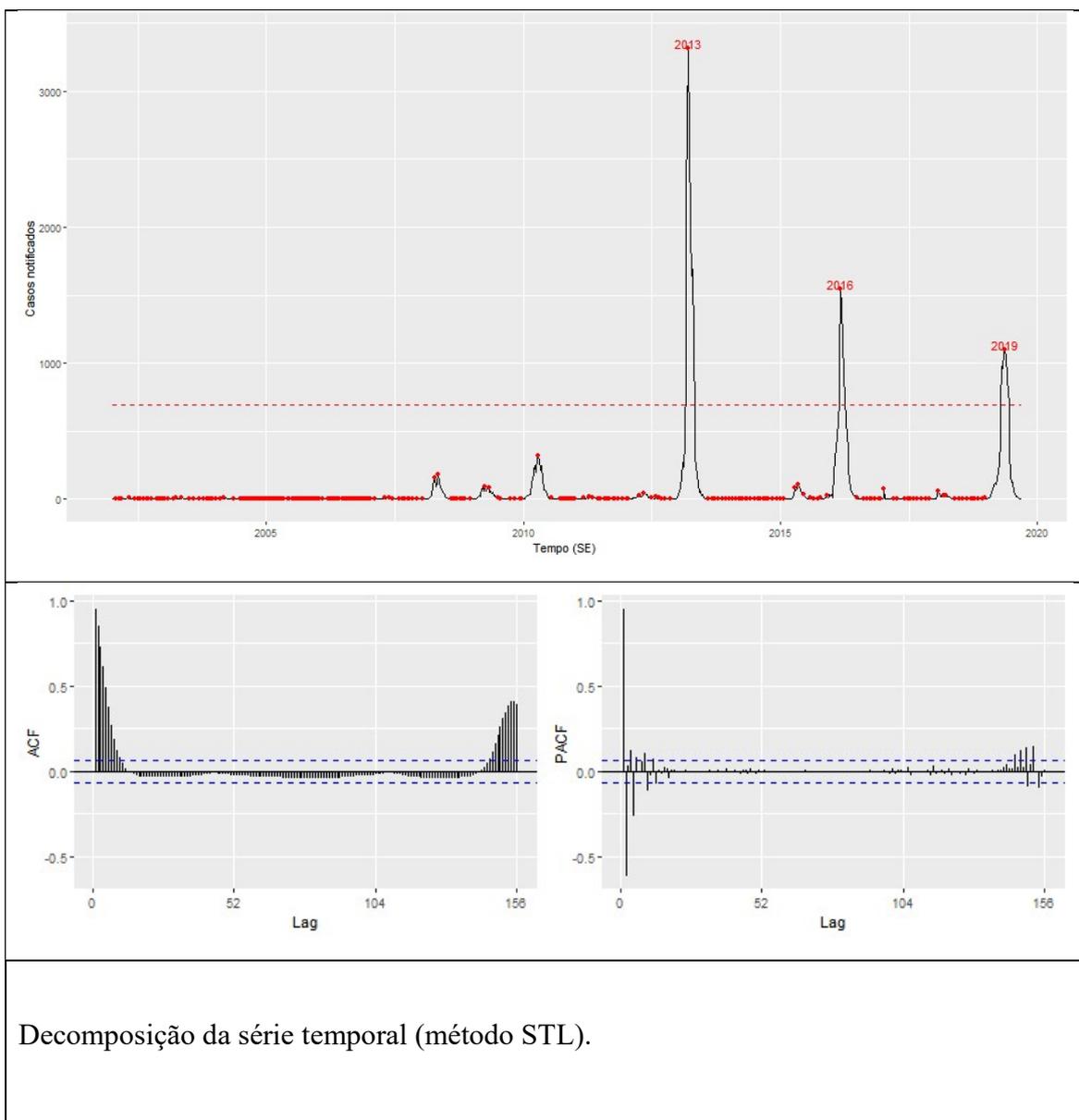


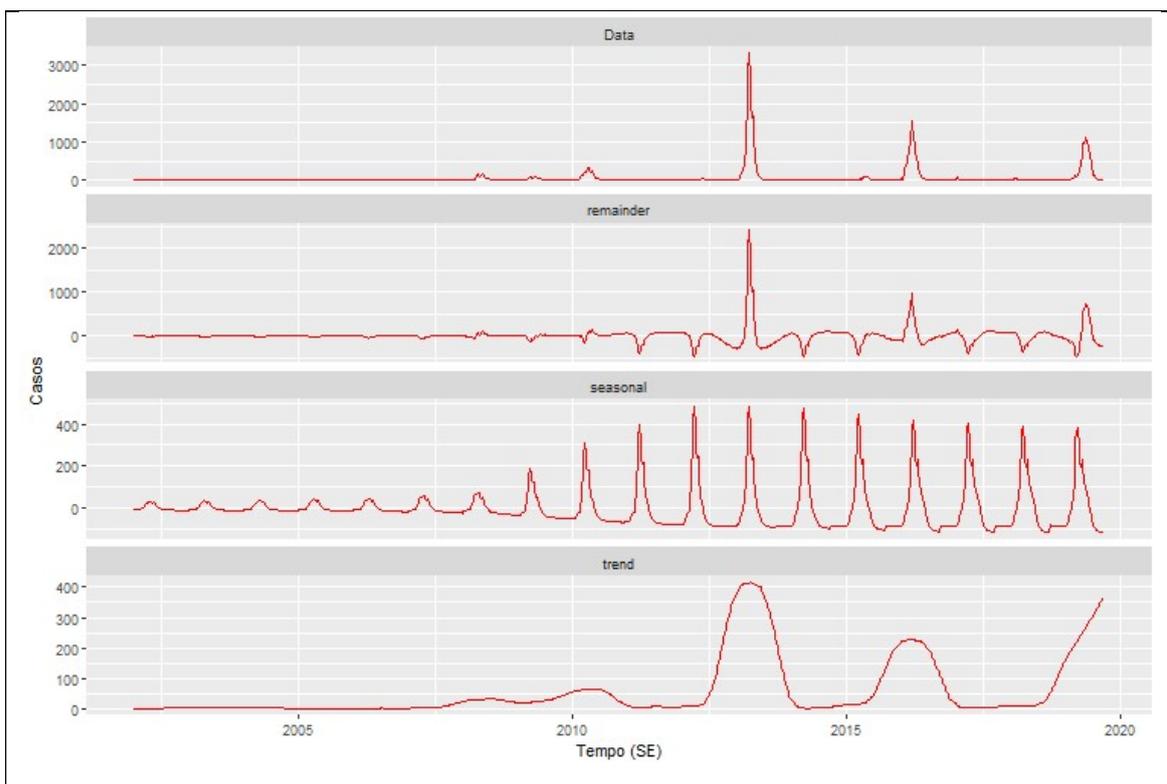
Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.



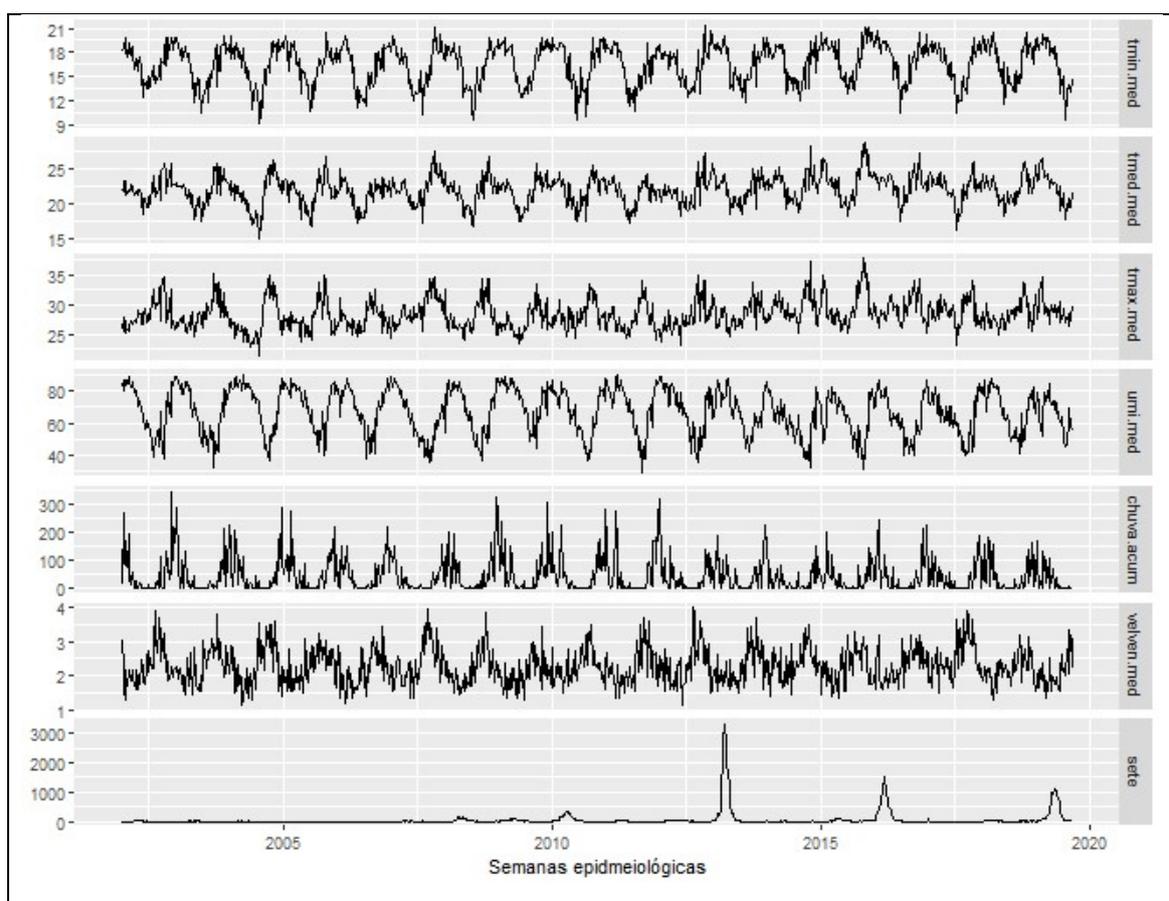
Quadro 02 - Figuras das análises de séries temporais, município de Sete Lagoas, MG, 2002 a 2019.

Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



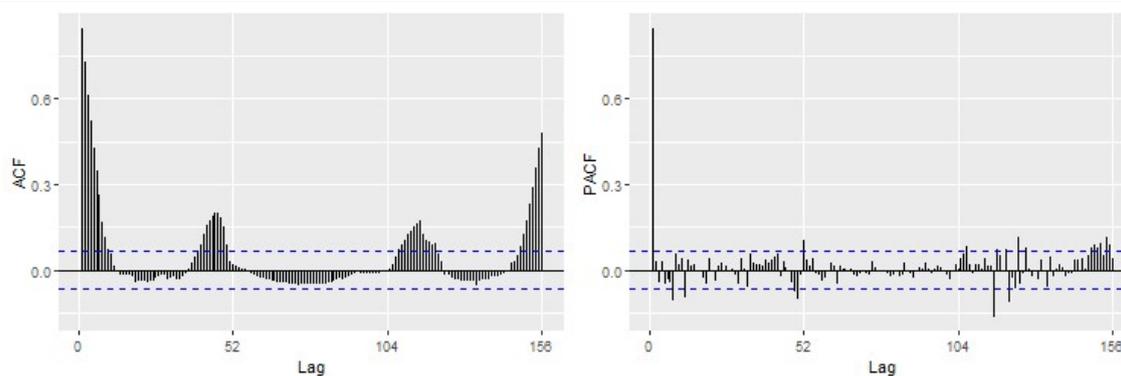
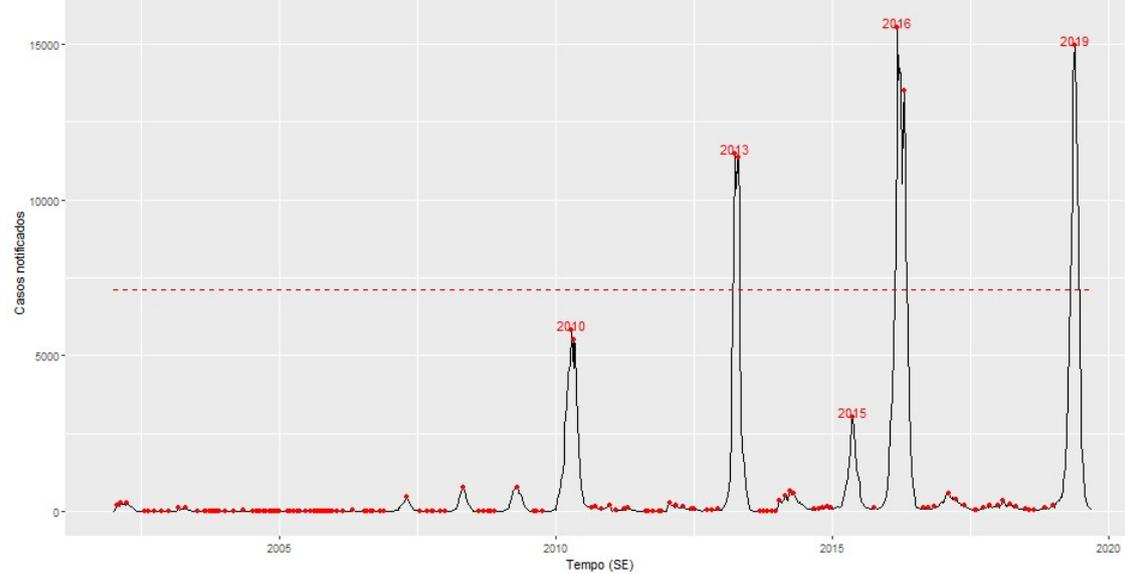


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

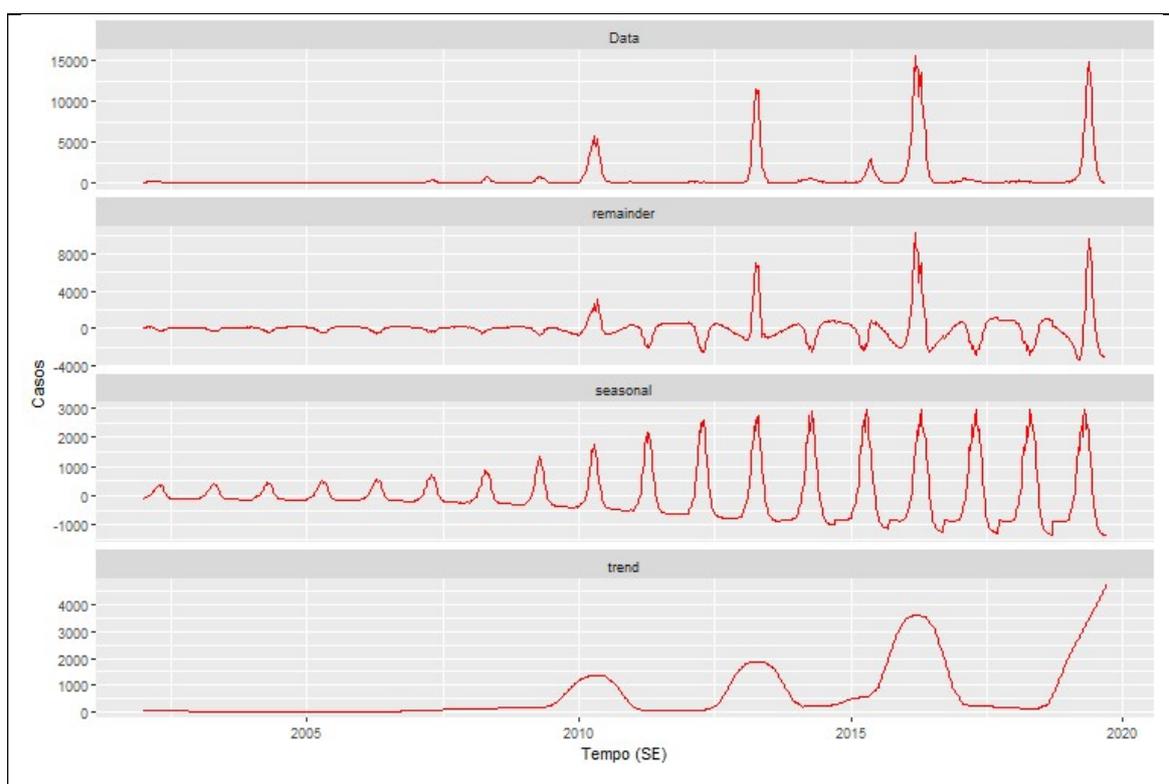


Quadro 03 - Figuras das análises de séries temporais, município de Belo Horizonte, MG, 2002 a 2019.

Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).



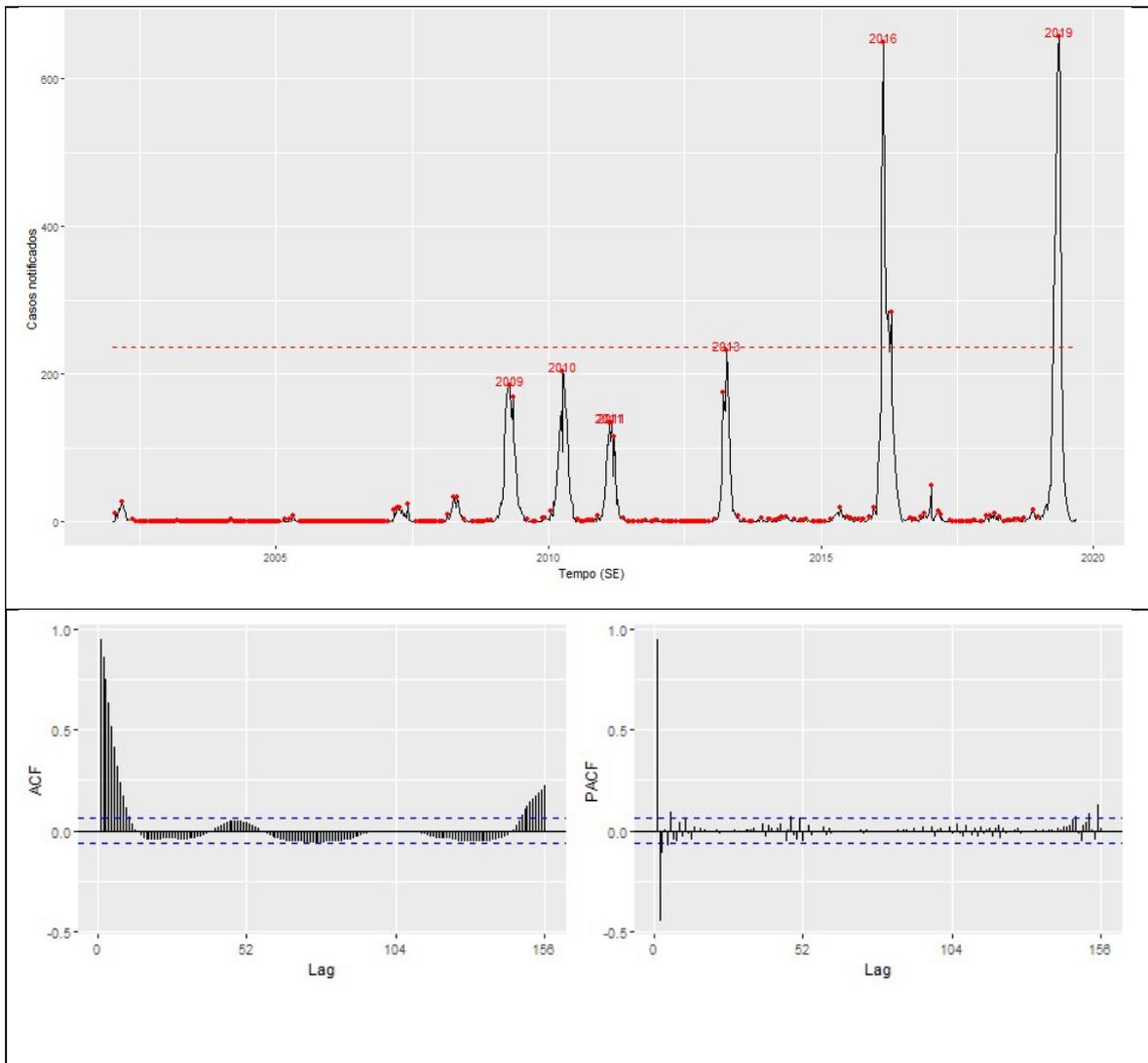
Distribuição média de casos por semana ao longo do período de uma ano.

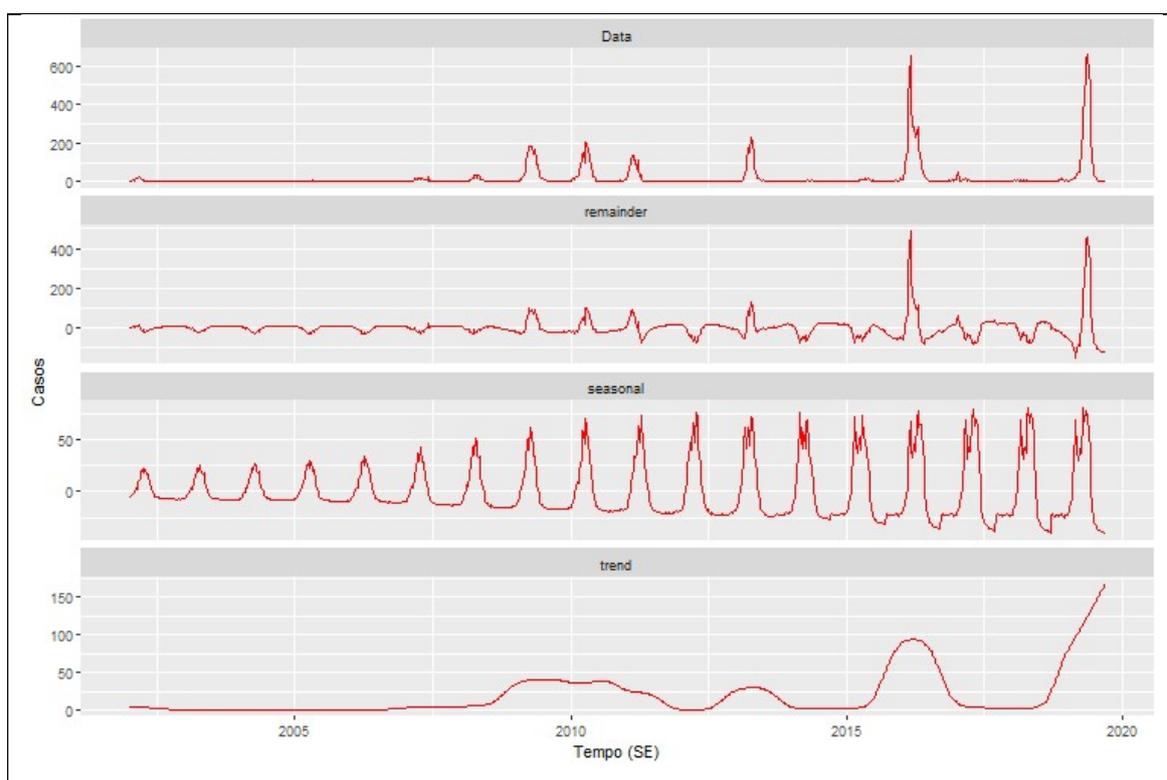


Quadros de características epidemiológicas e estatísticas das séries temporais dos municípios de médio porte.

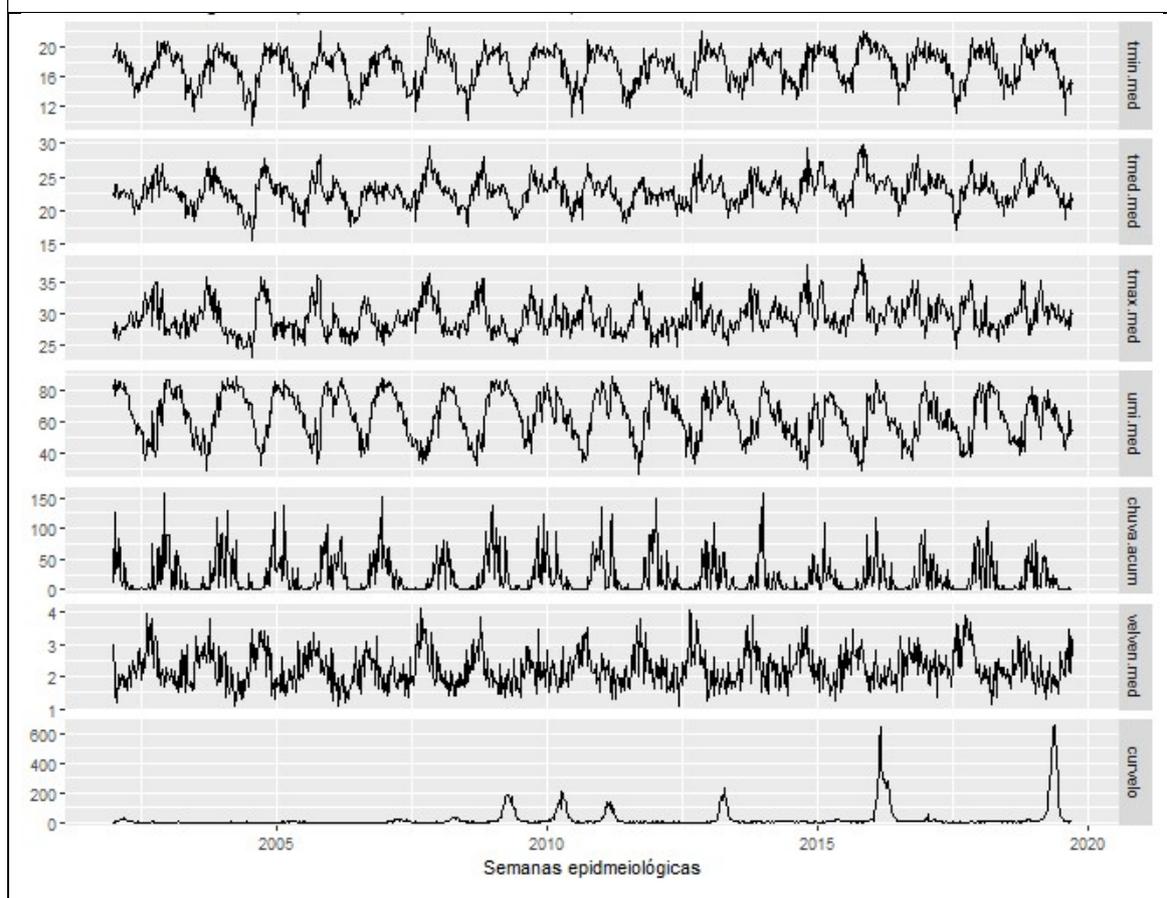
Quadro 04 - Figuras da análise de série temporal, município de Curvelo, MG, 2002 a 2019.

Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



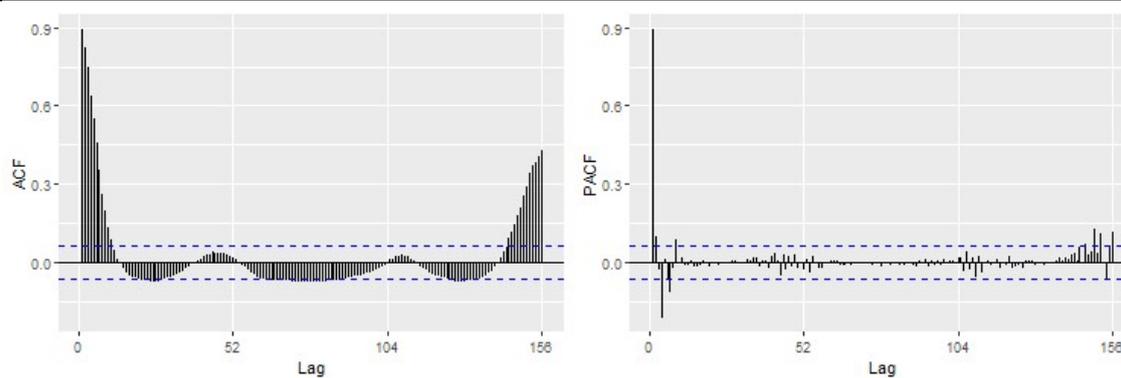
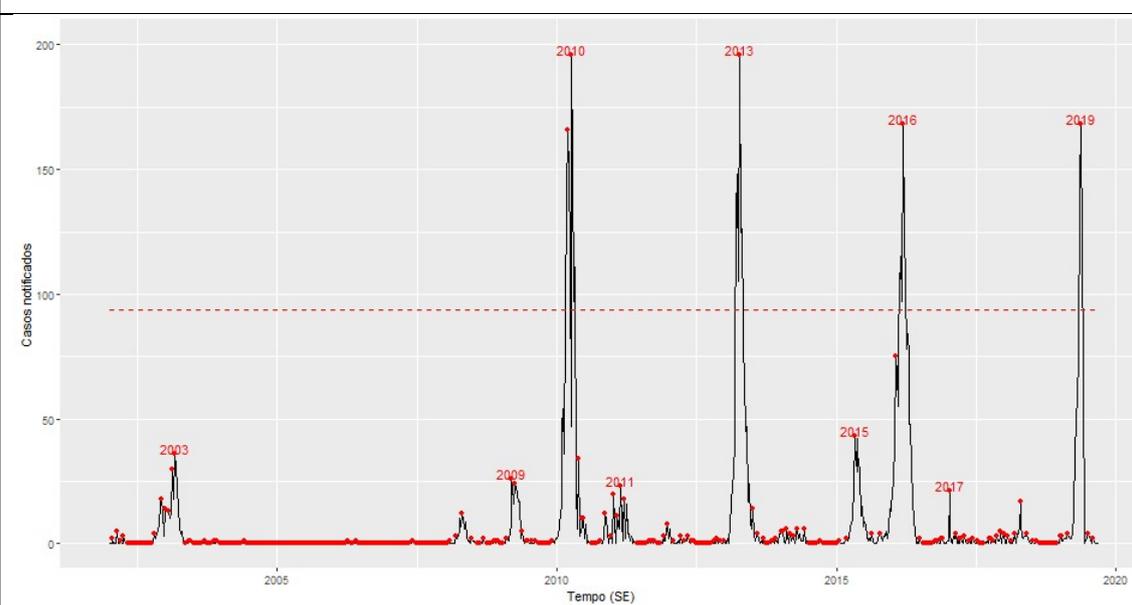


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

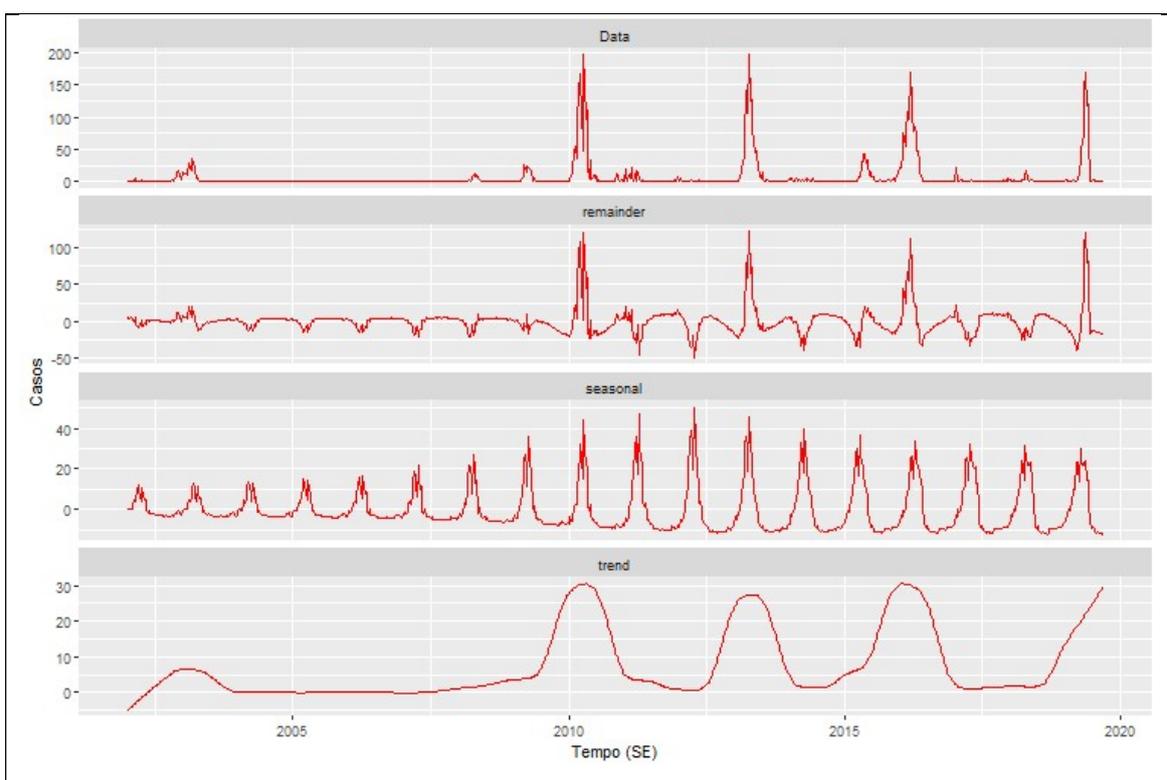


Quadro 05 - Figuras da análise de série temporal, município de Pompéu, MG, 2002 a 2019.

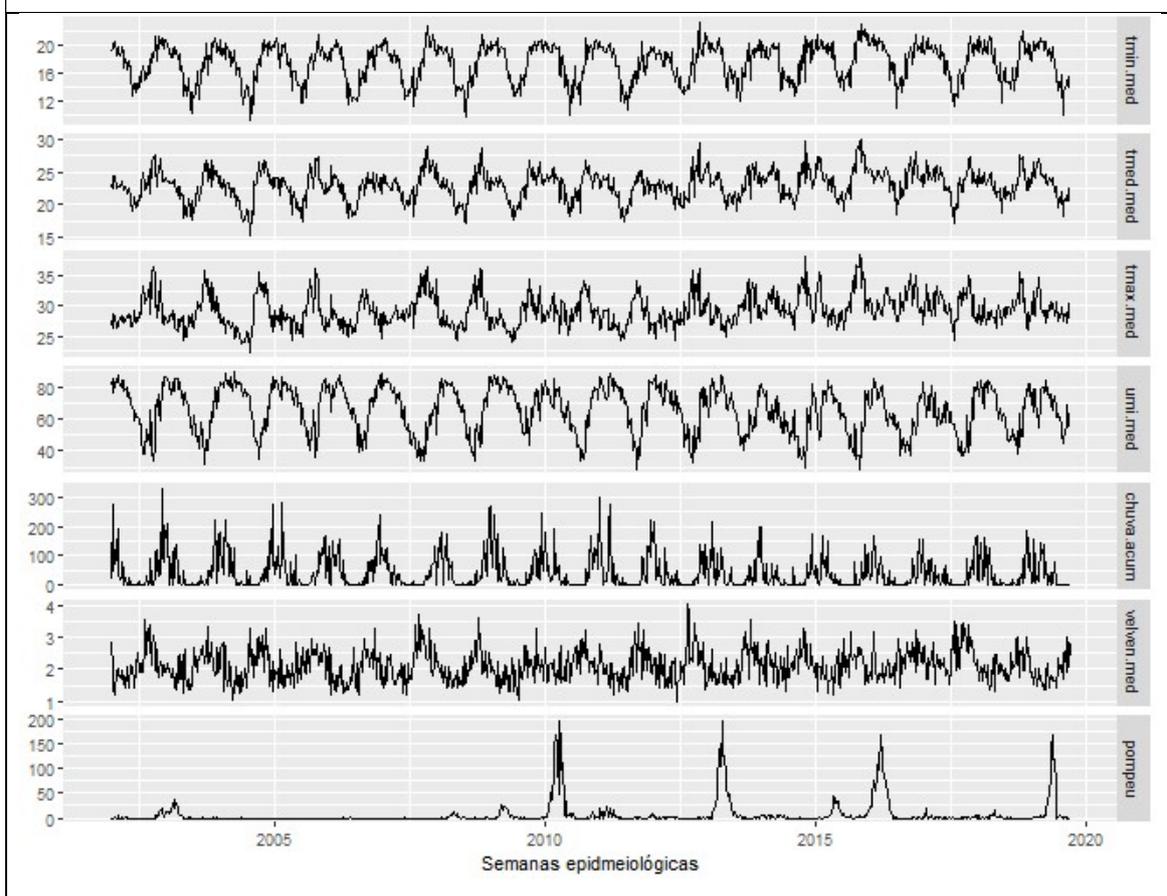
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

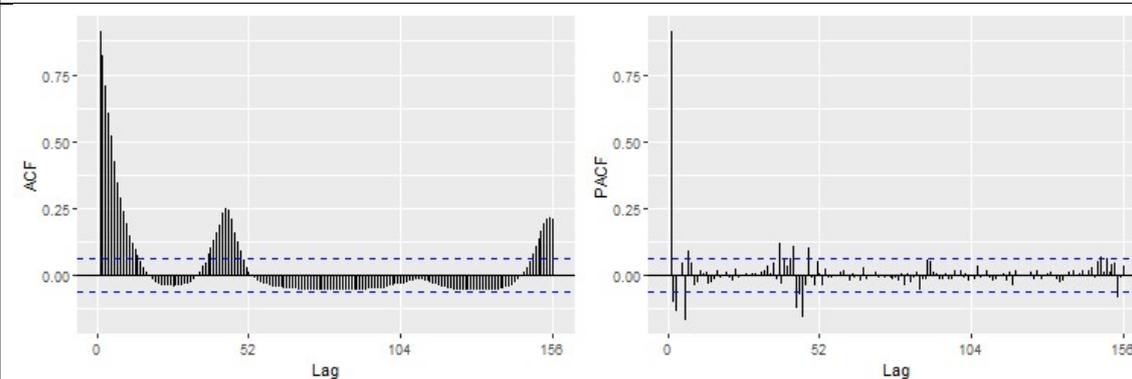
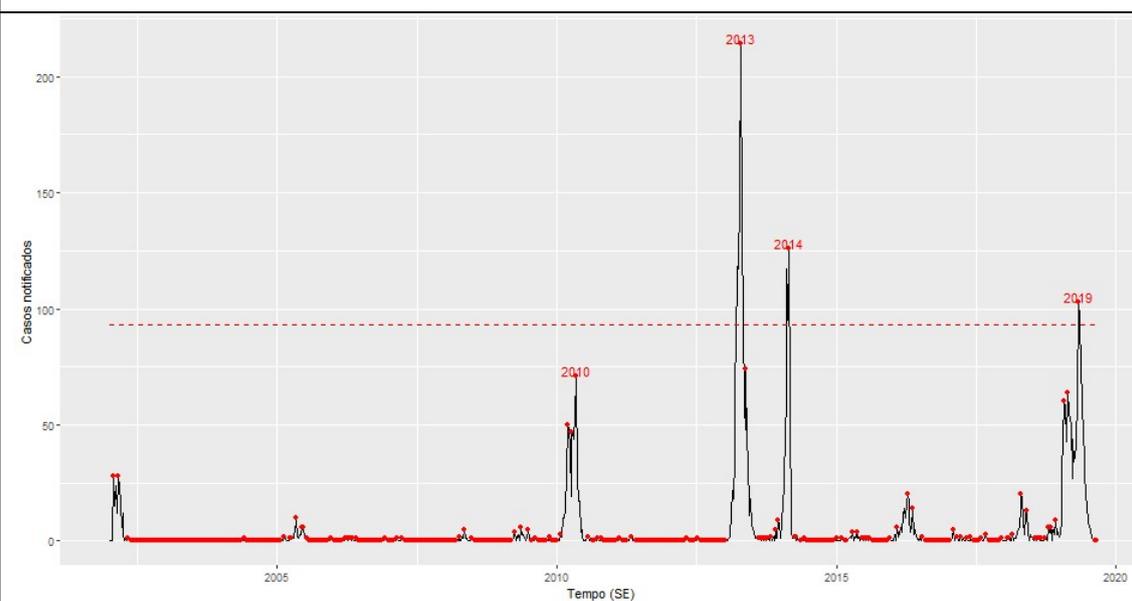


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

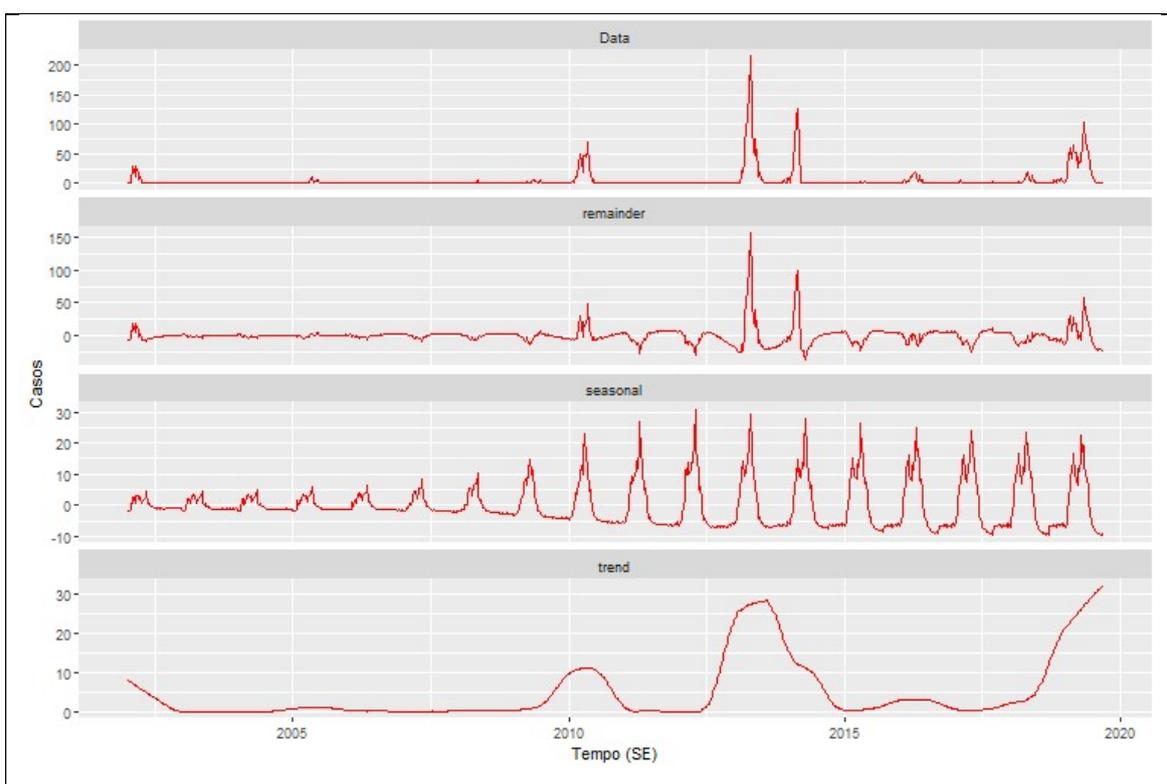


Quadro 06 - Figuras da análise de série temporal, município de Três Marias, MG, 2002 a 2019.

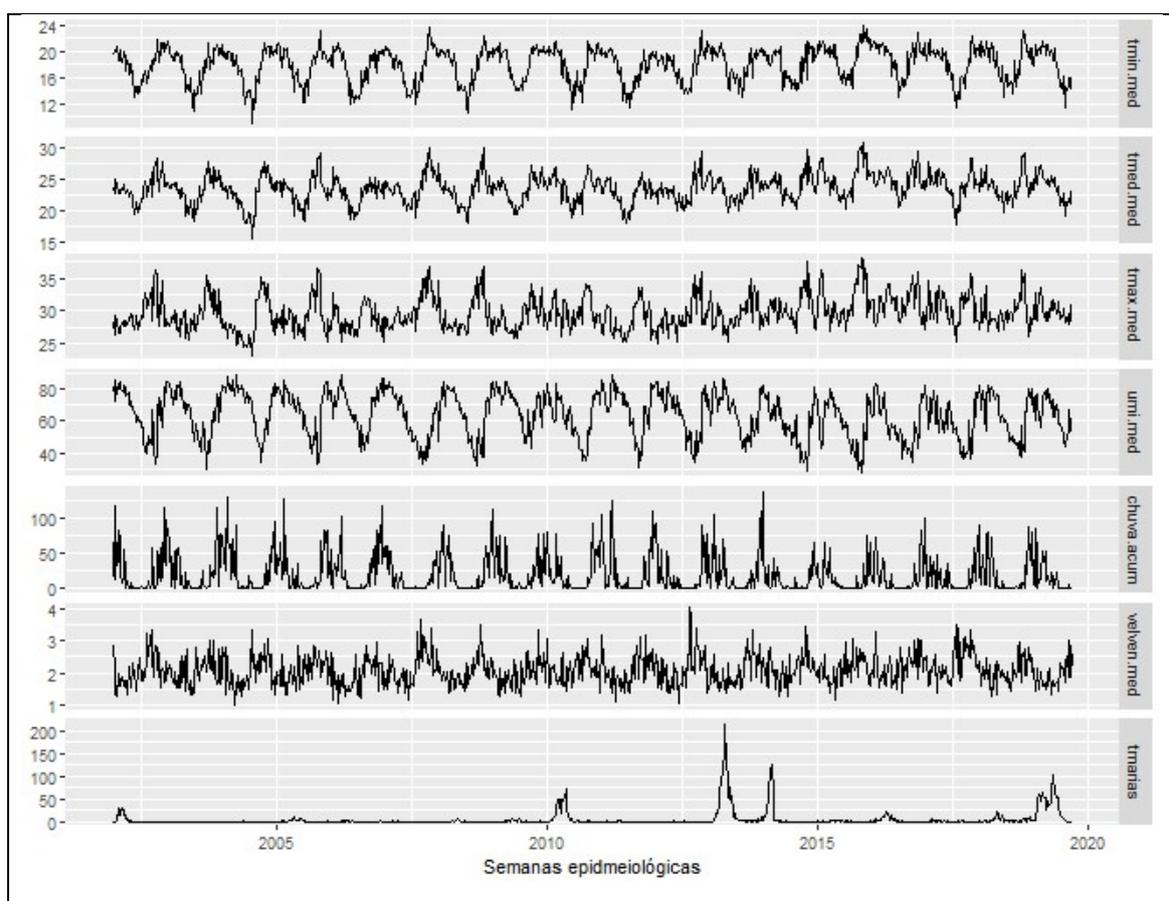
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).



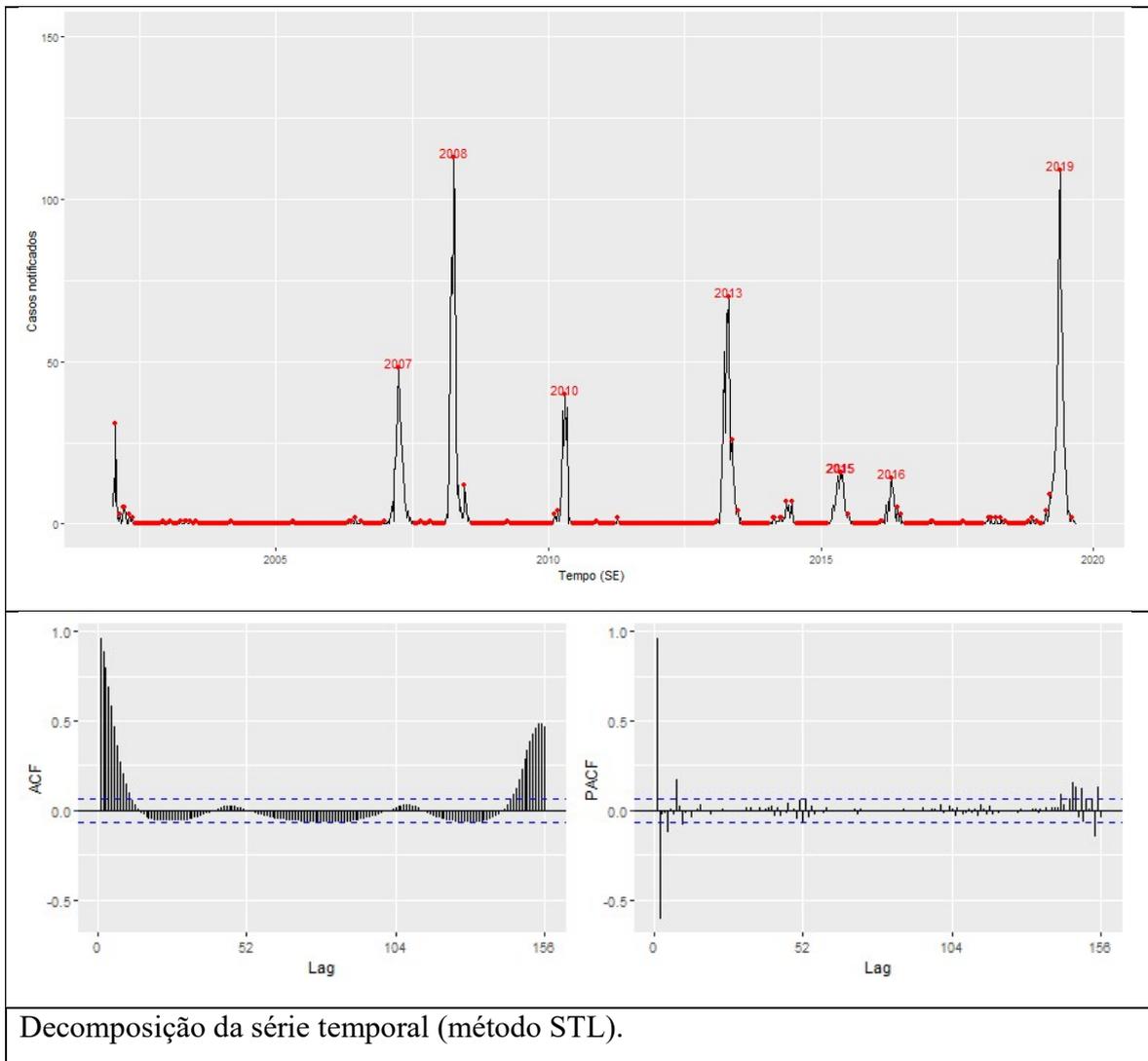
Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

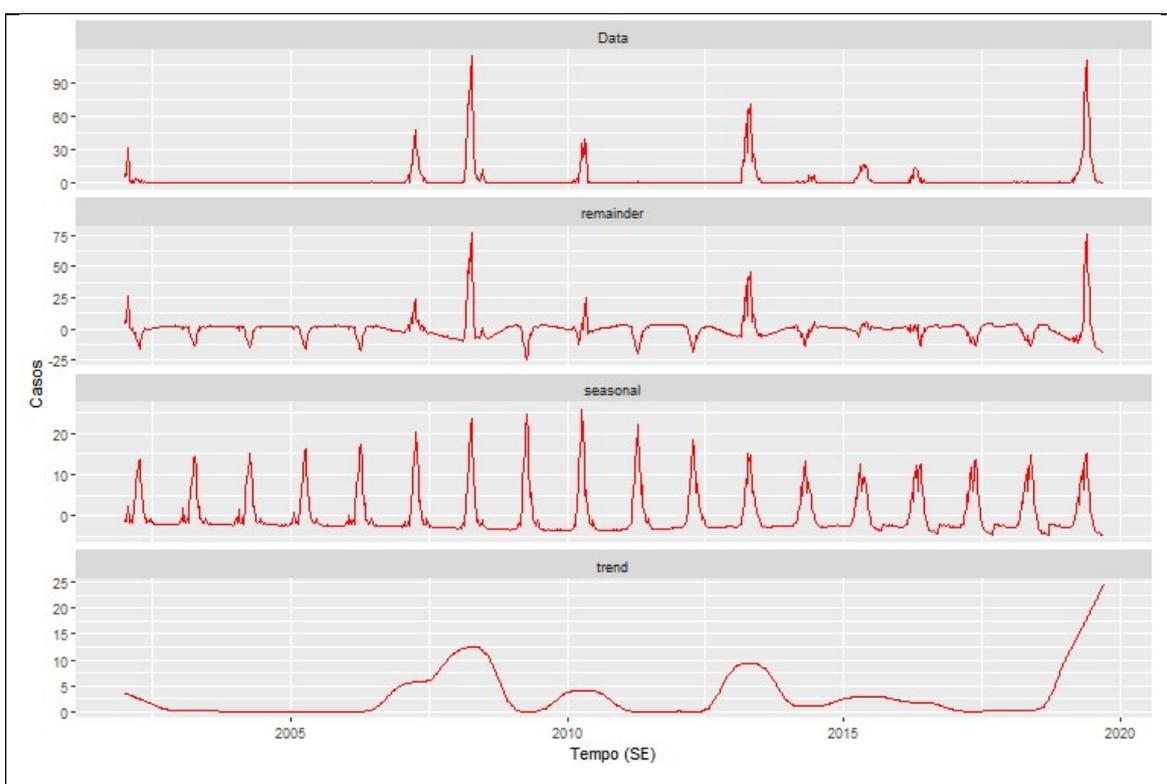


Quadros de características epidemiológicas e estatísticas das séries temporais dos municípios de pequeno porte.

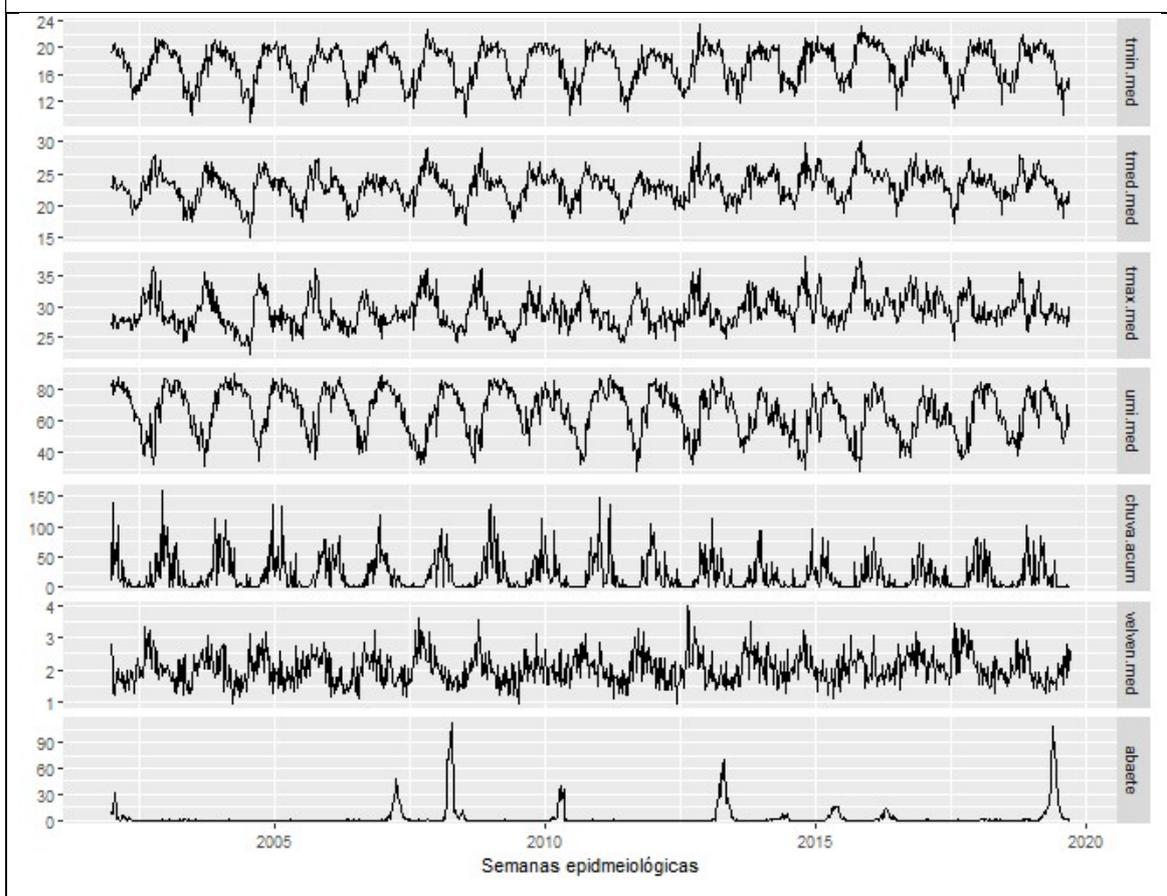
Quadro 07 - Figuras da análise de série temporal, município de Abaeté, MG, 2002 a 2019.

Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



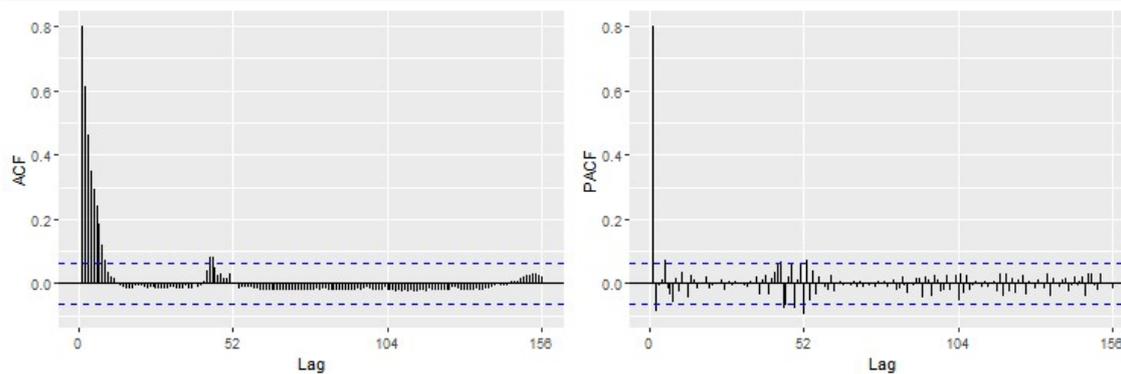
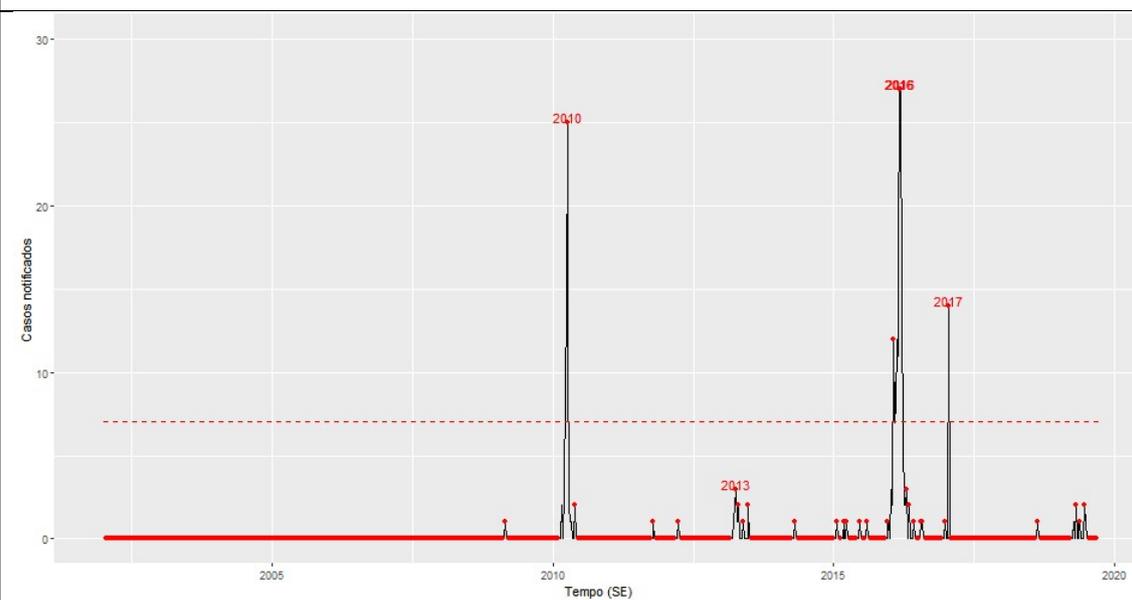


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

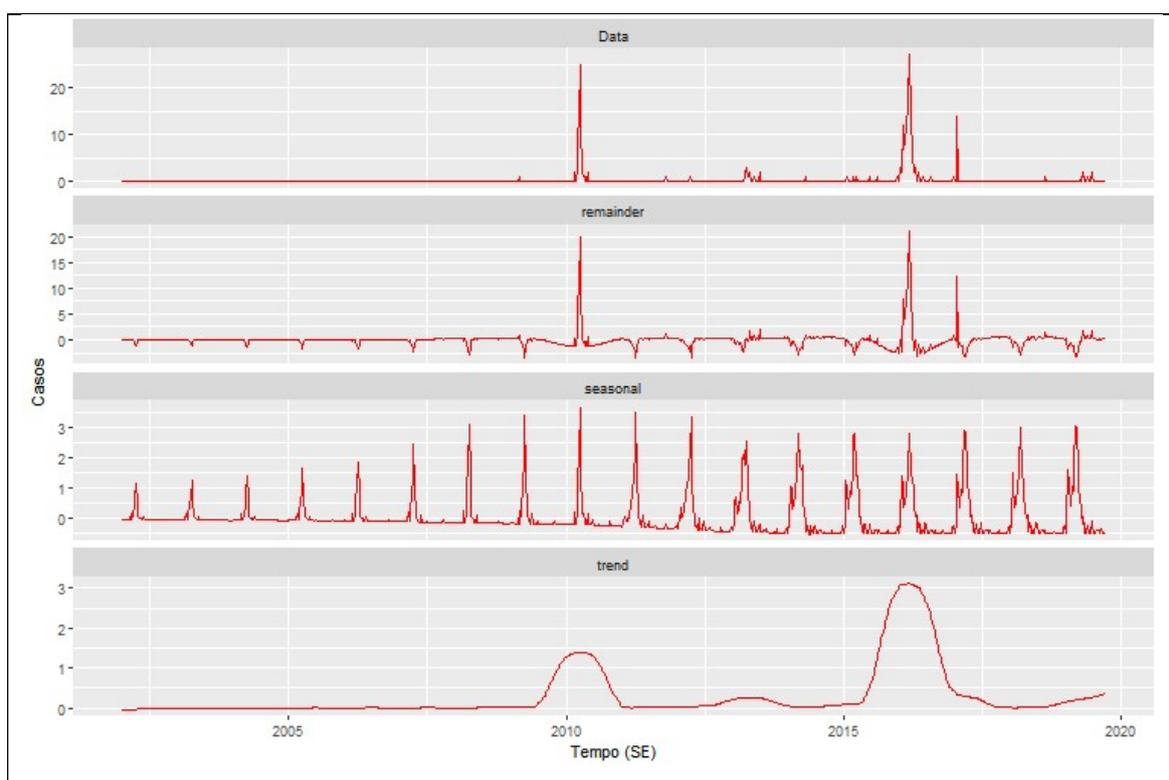


Quadro 08 - Figuras da análise de série temporal, município de Araçai, MG, 2002 a 2019.

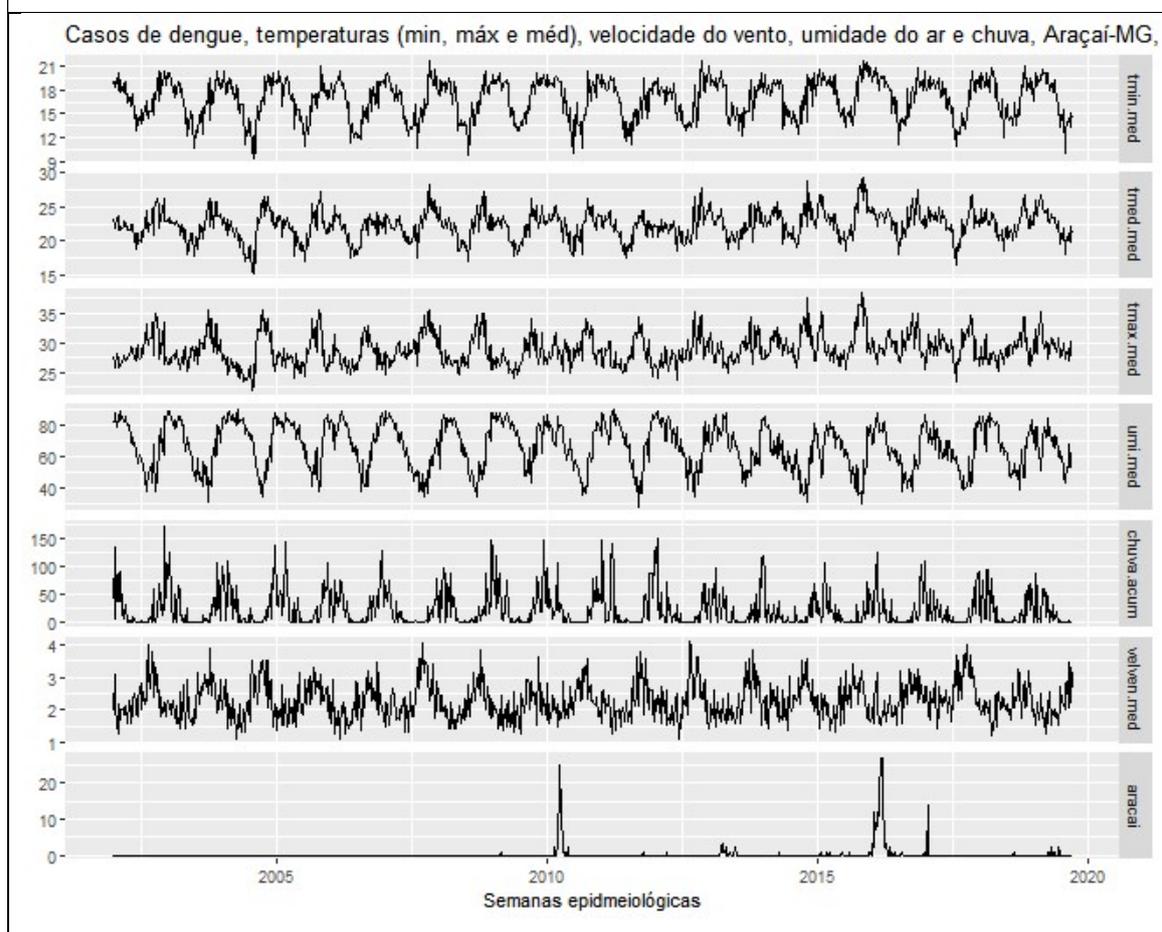
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

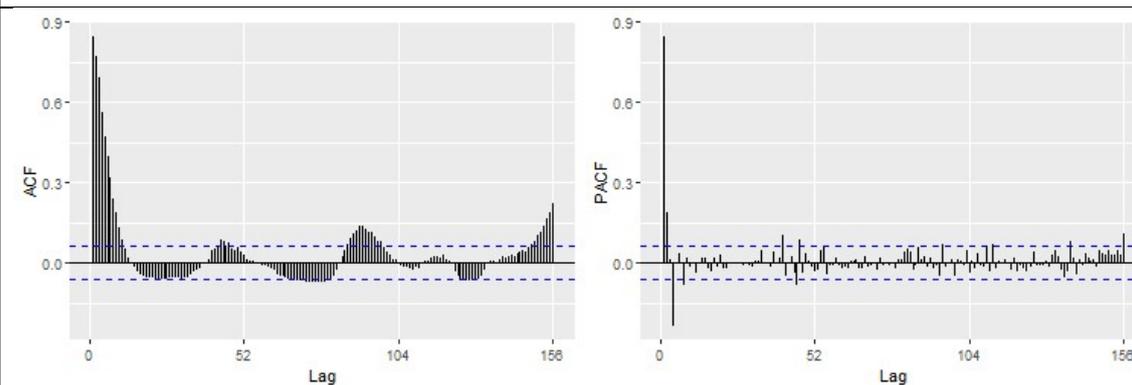
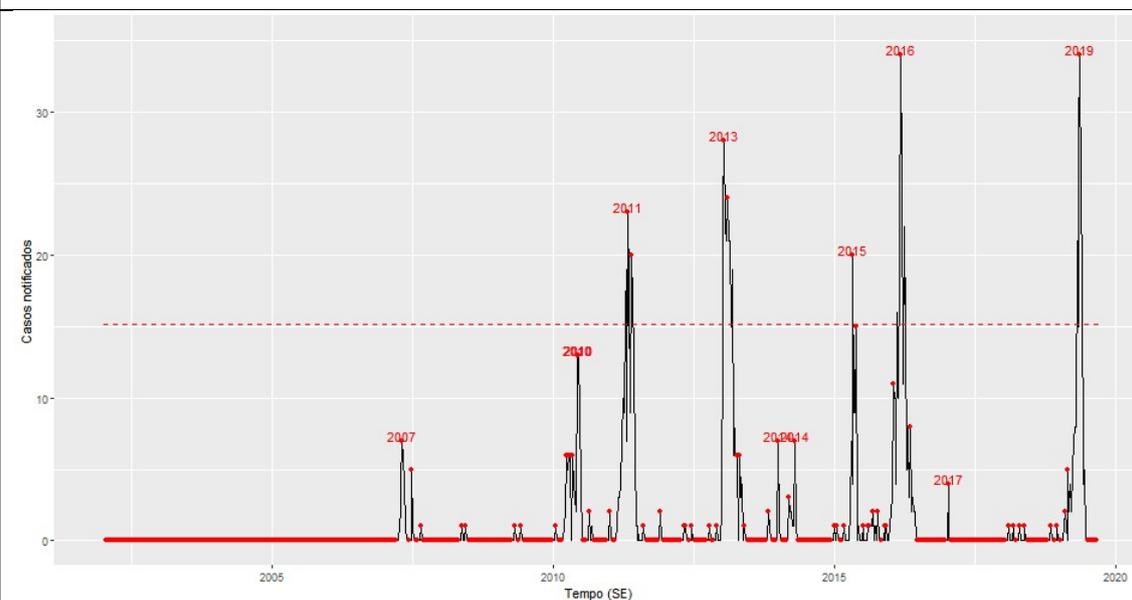


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

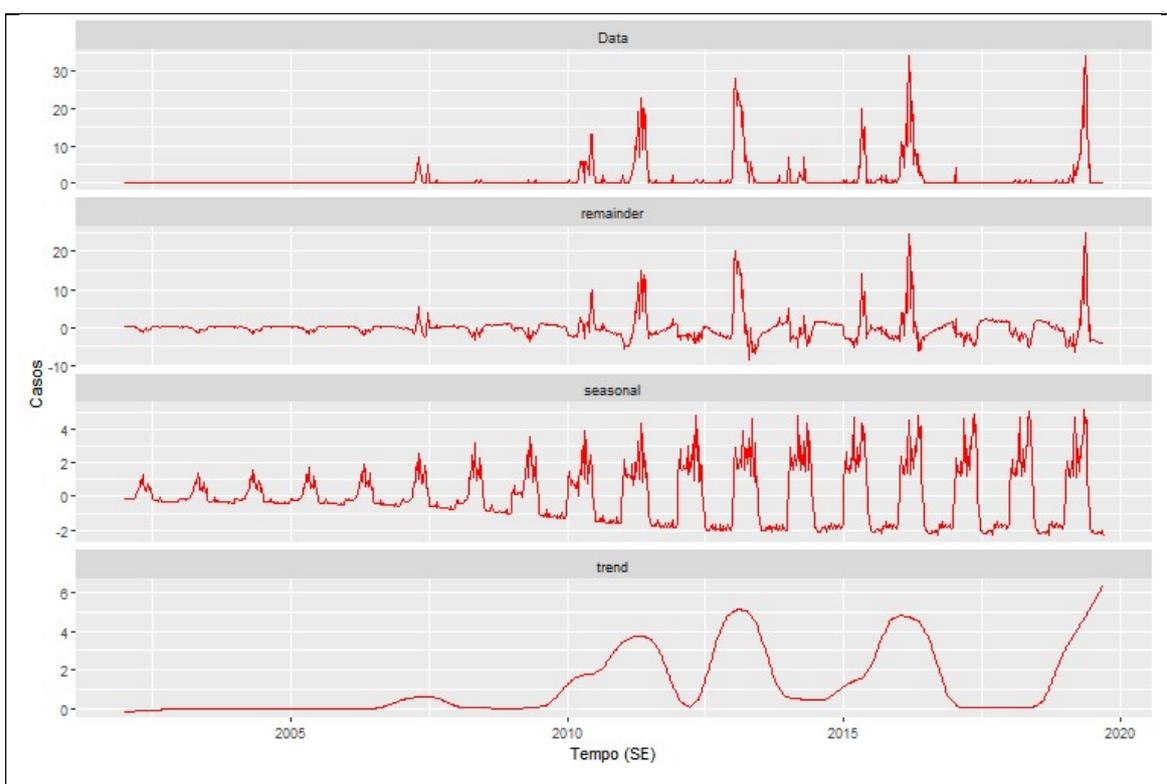


Quadro 09 - Figuras da análise de série temporal, município de Augusto de Lima, MG, 2002 a 2019.

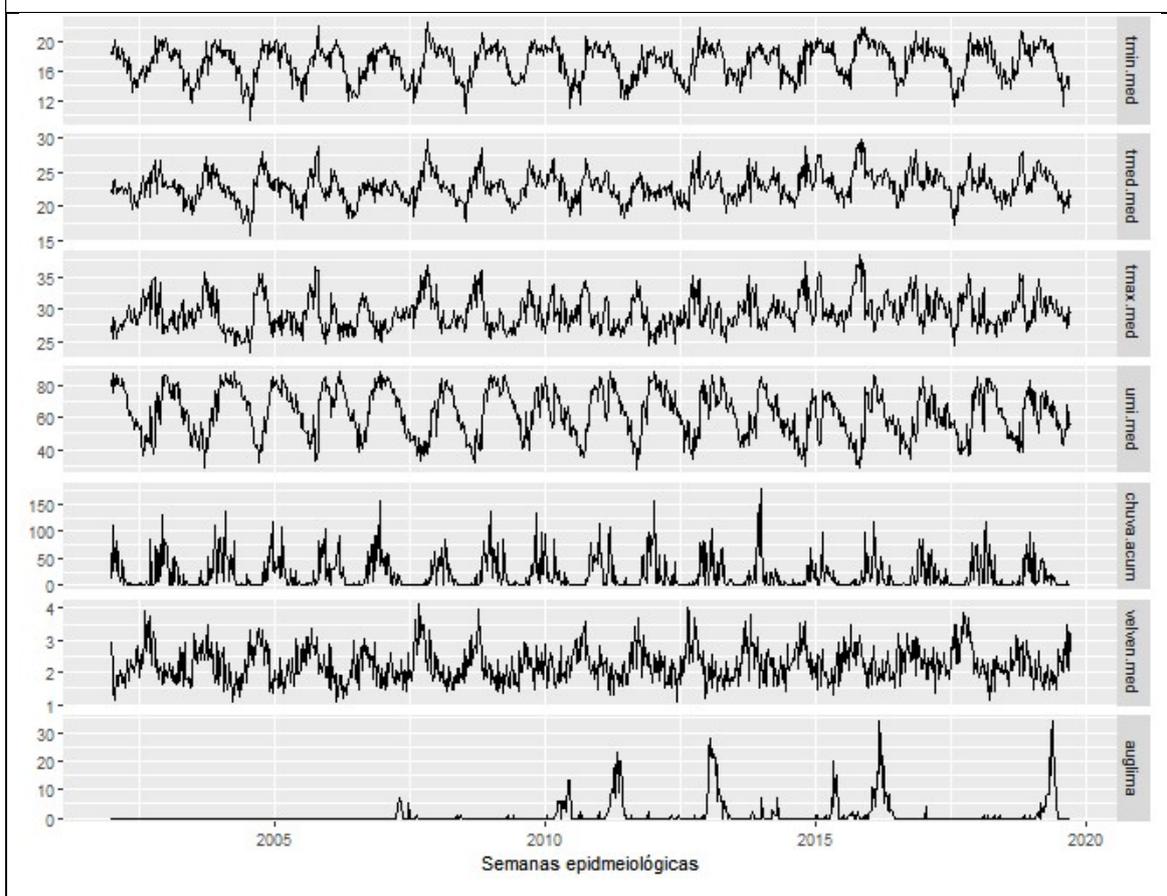
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

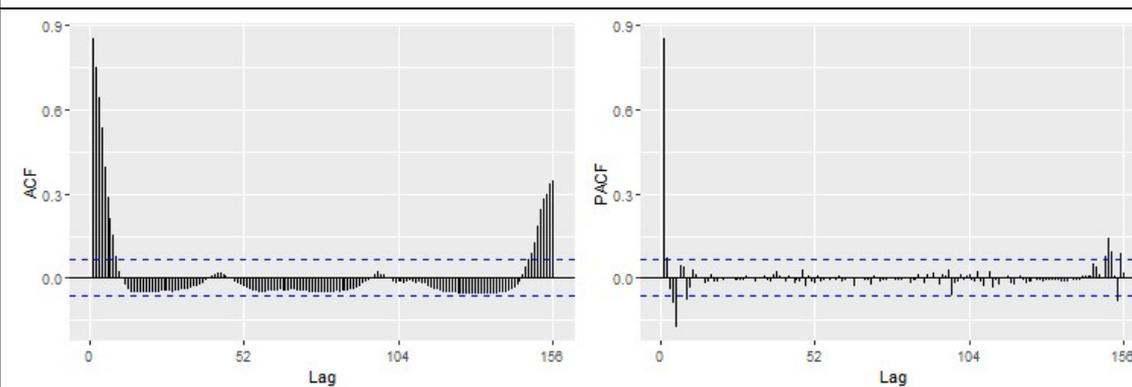
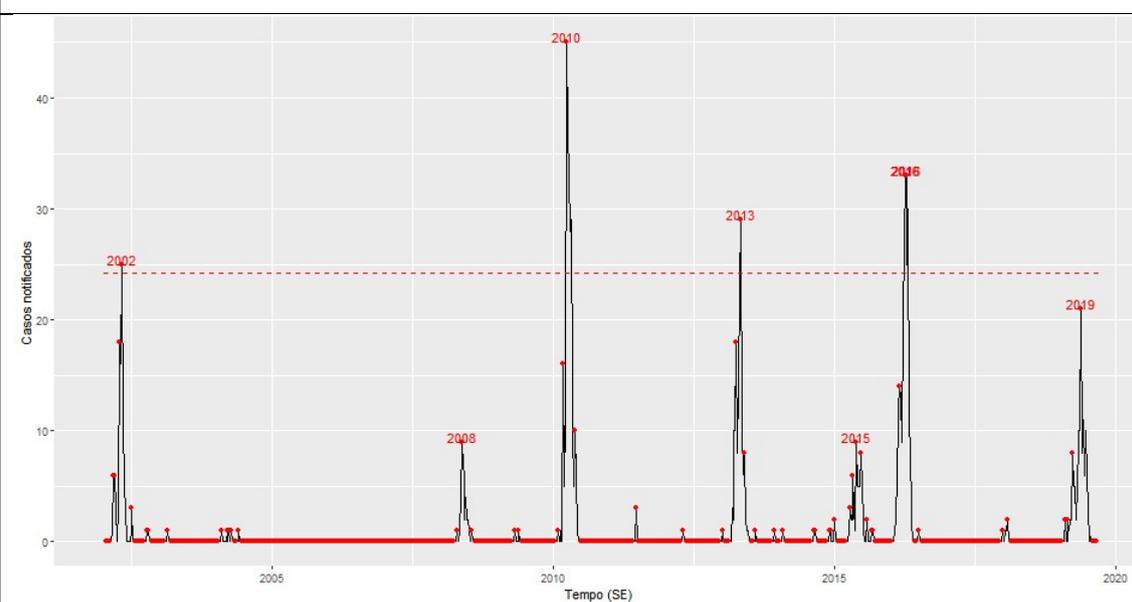


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

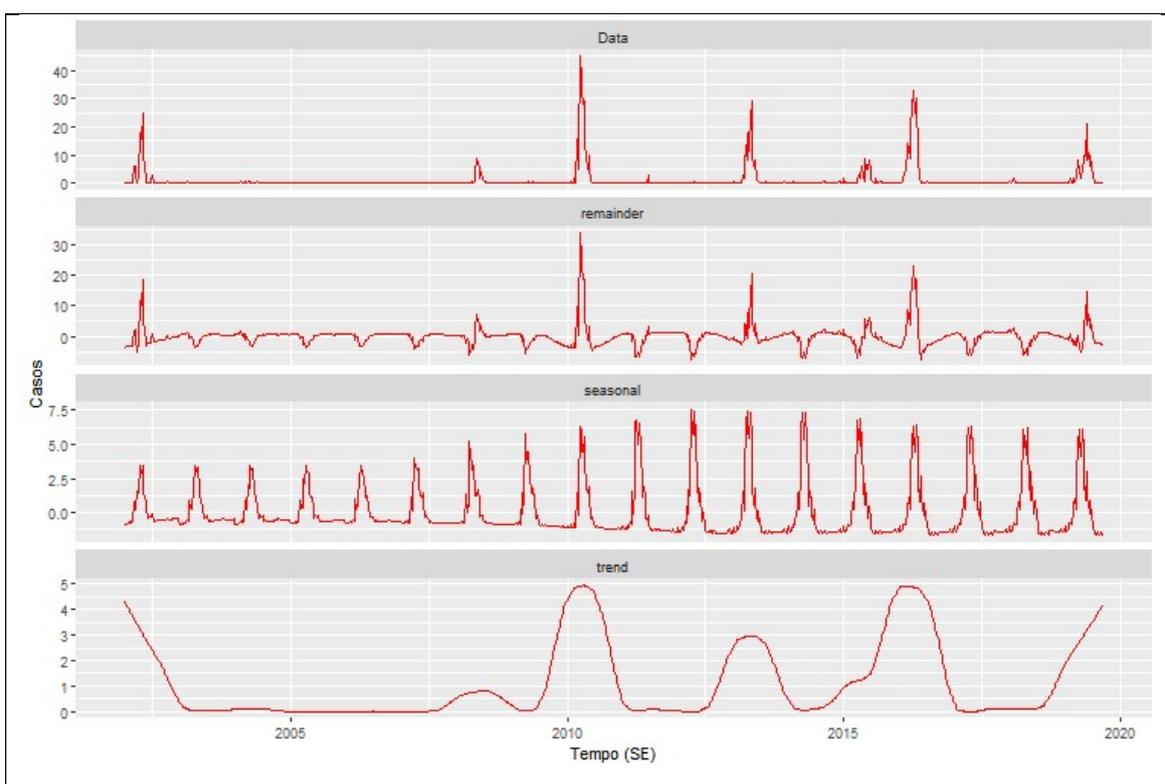


Quadro 10 - Figuras da análise de série temporal, município de Baldim, MG, 2002 a 2019

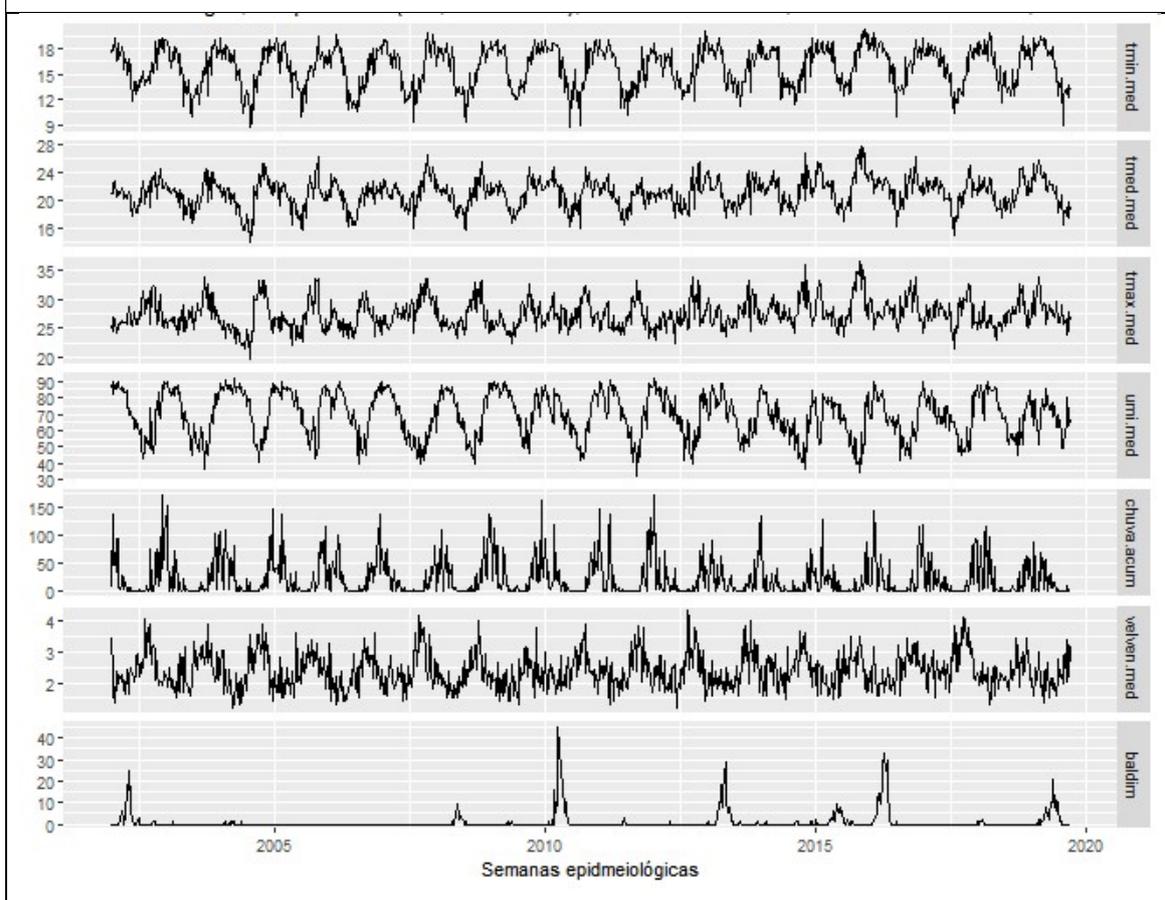
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

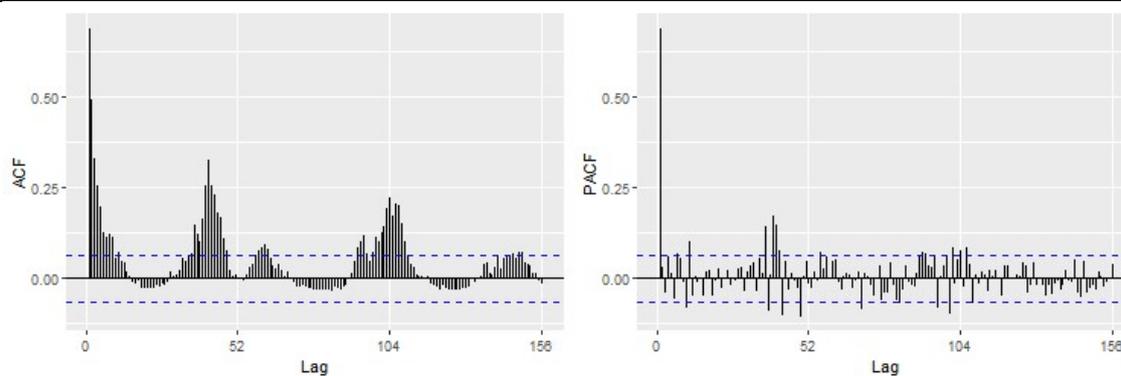
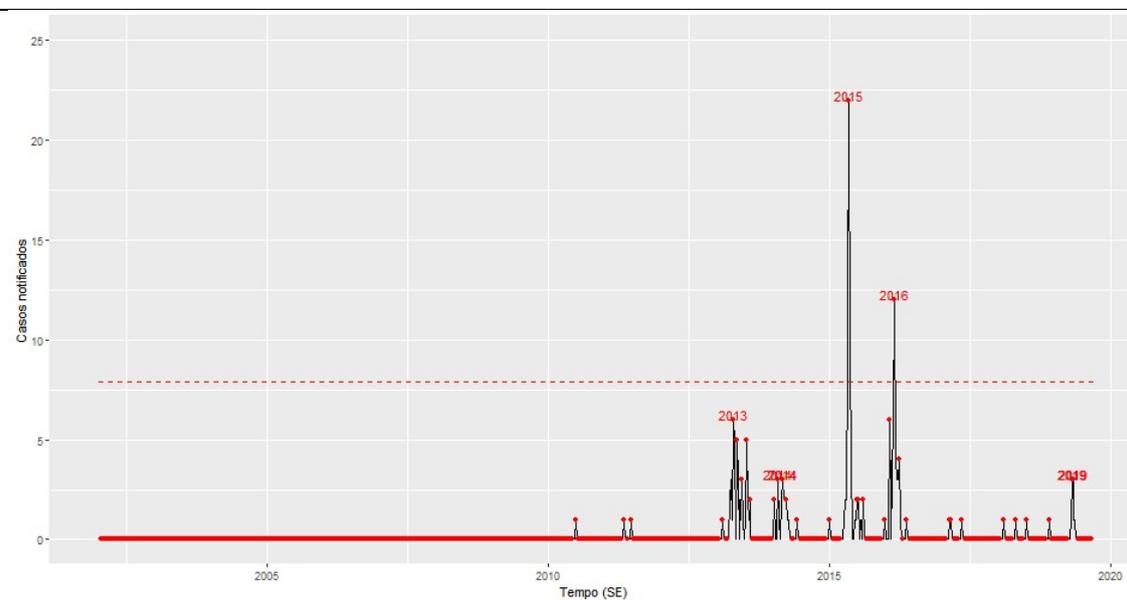


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

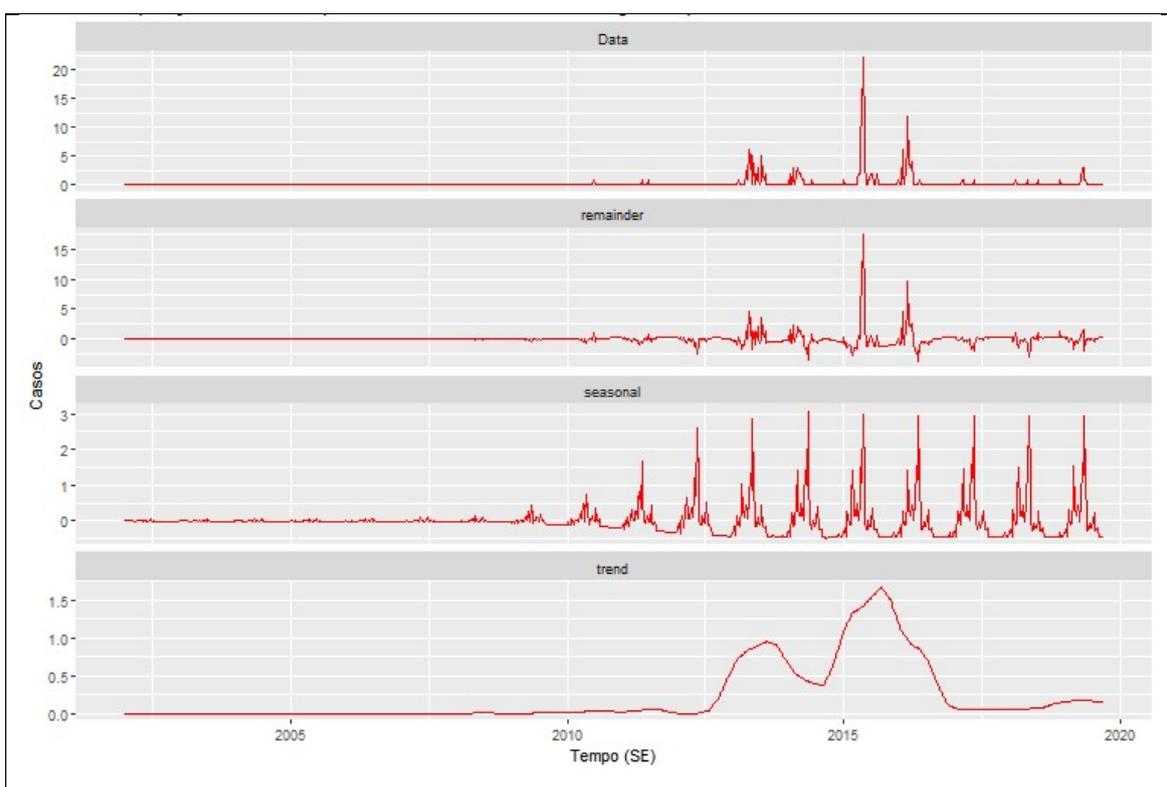


Quadro 11 - Figuras da análise de série temporal, município de Biquinhas, MG, 2002 a 2019.

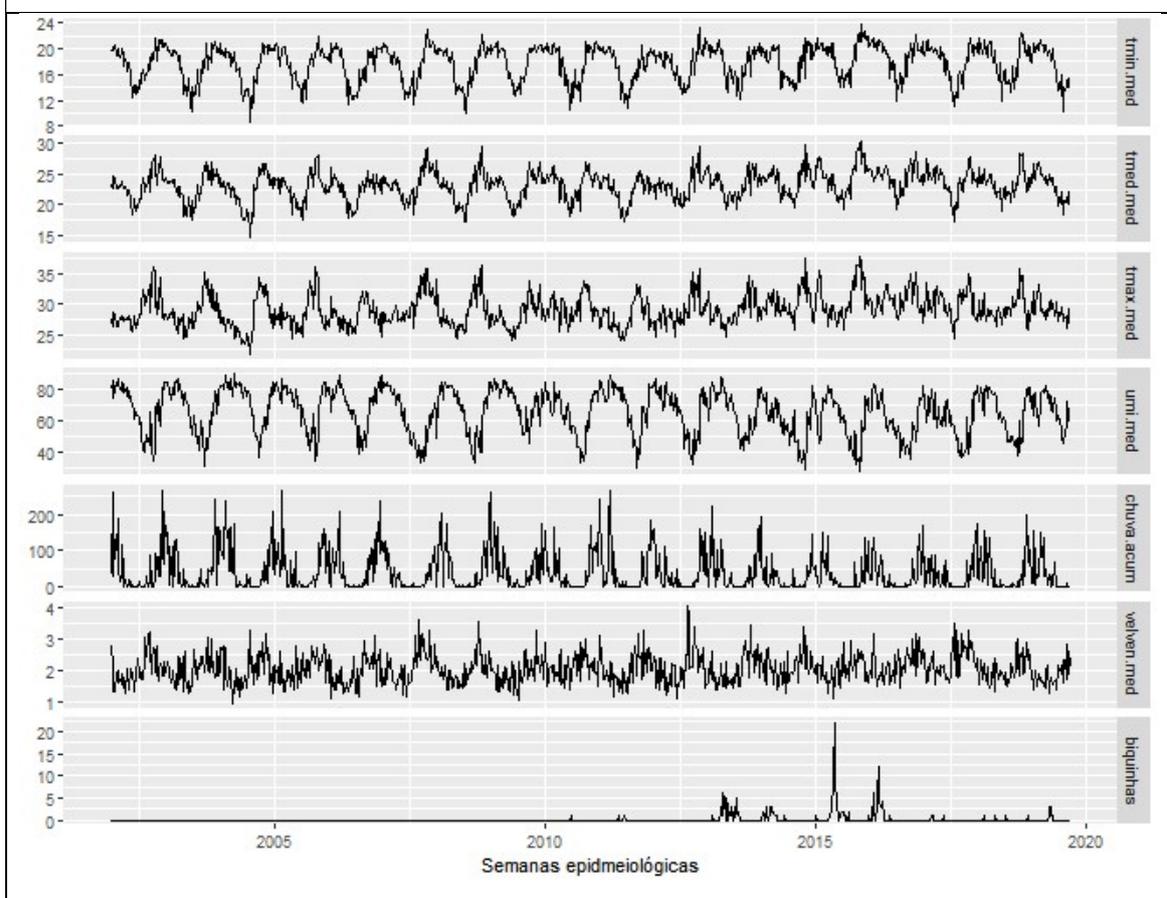
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

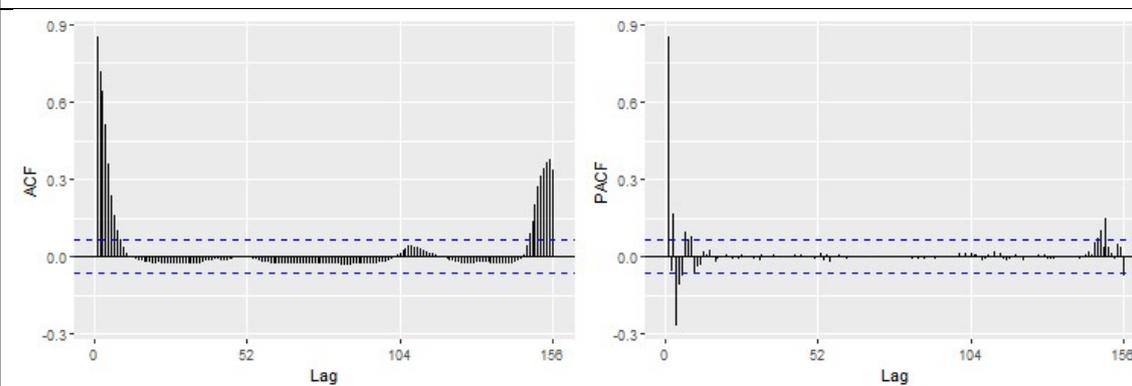
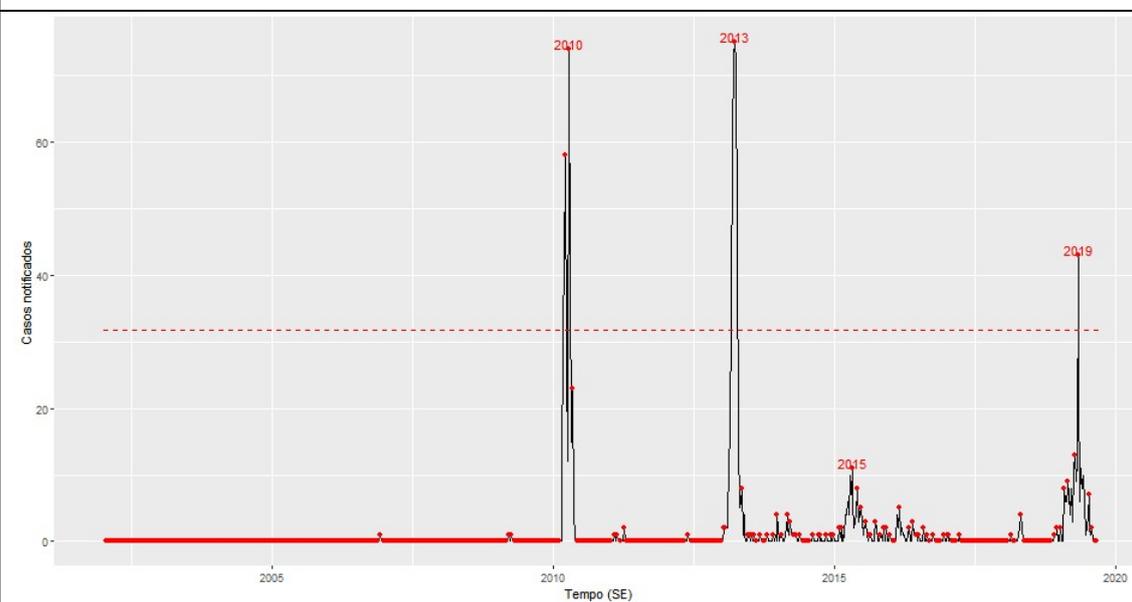


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

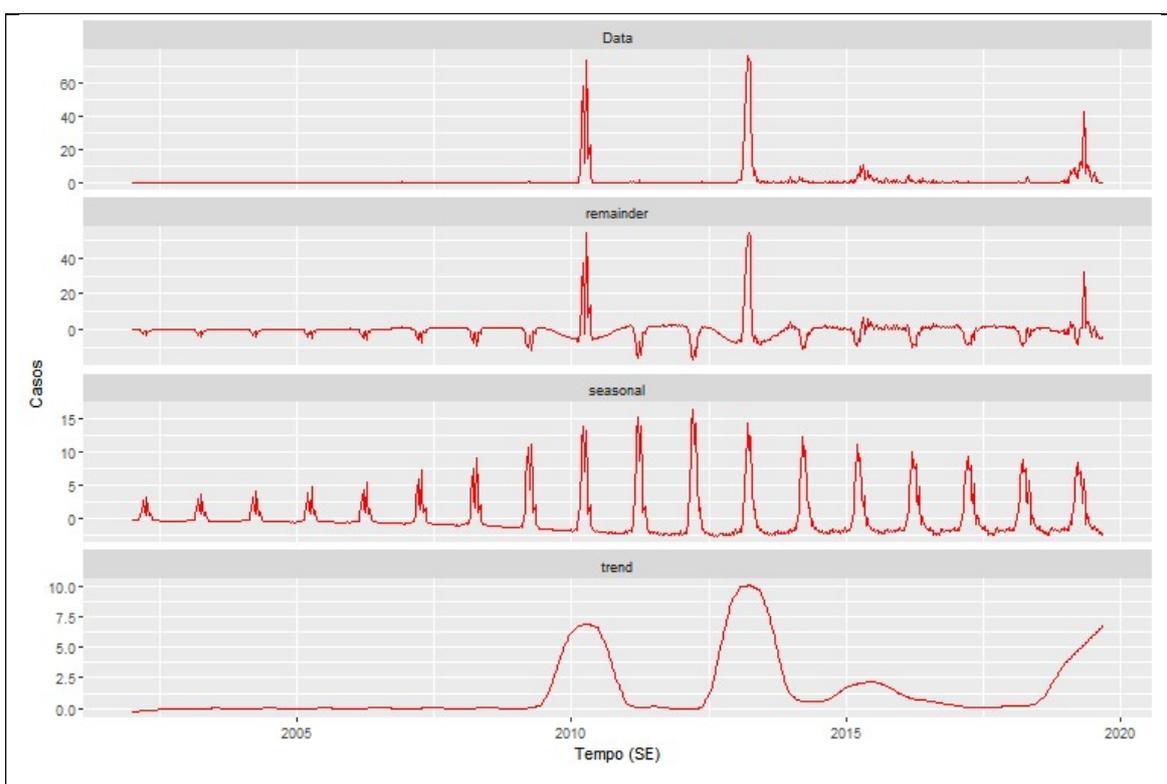


Quadro 12 - Figuras da análise de série temporal, município de Buenópolis, MG, 2002 a 2019.

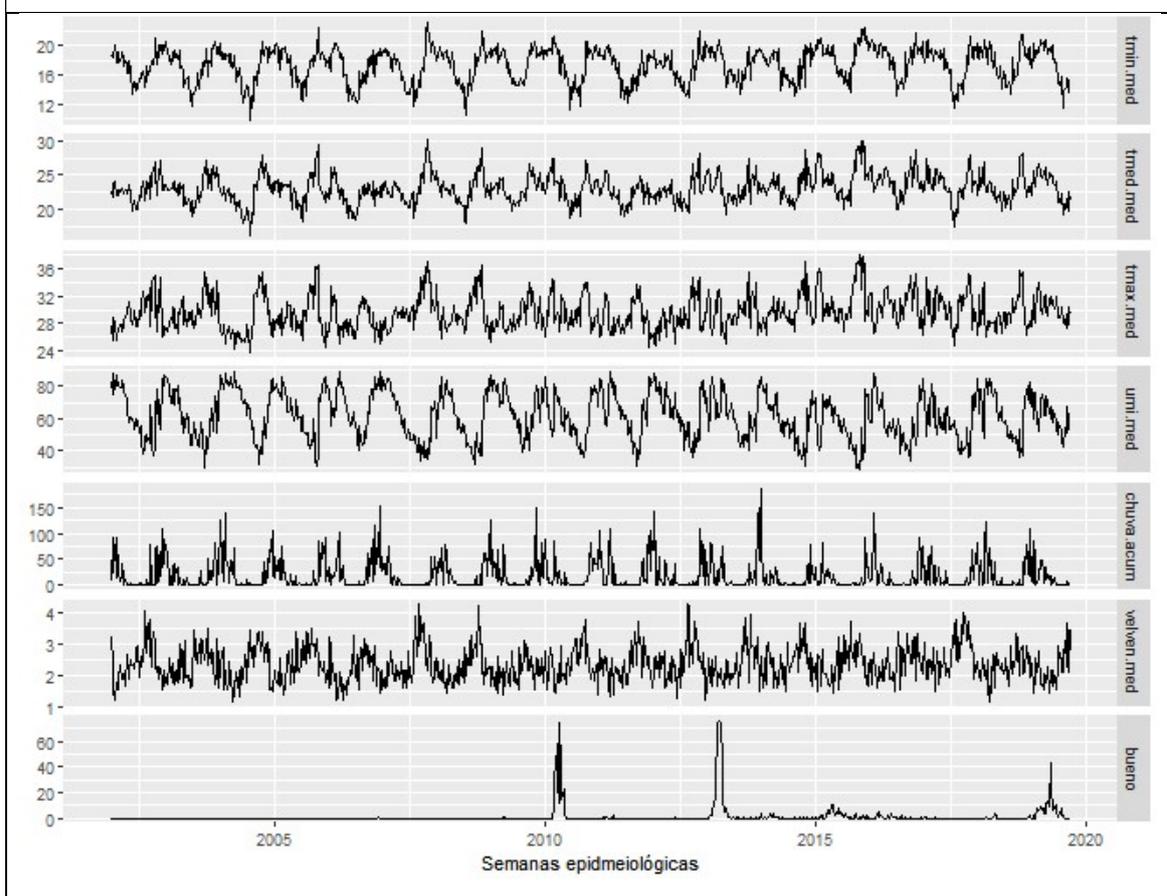
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

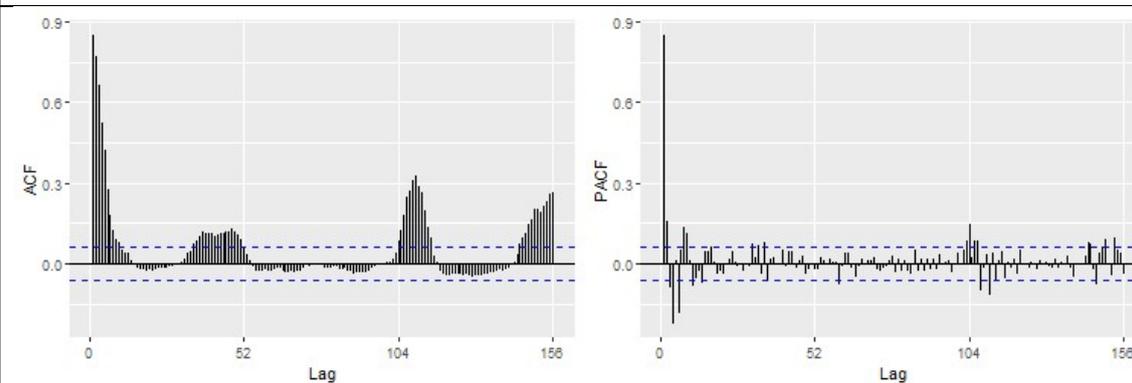
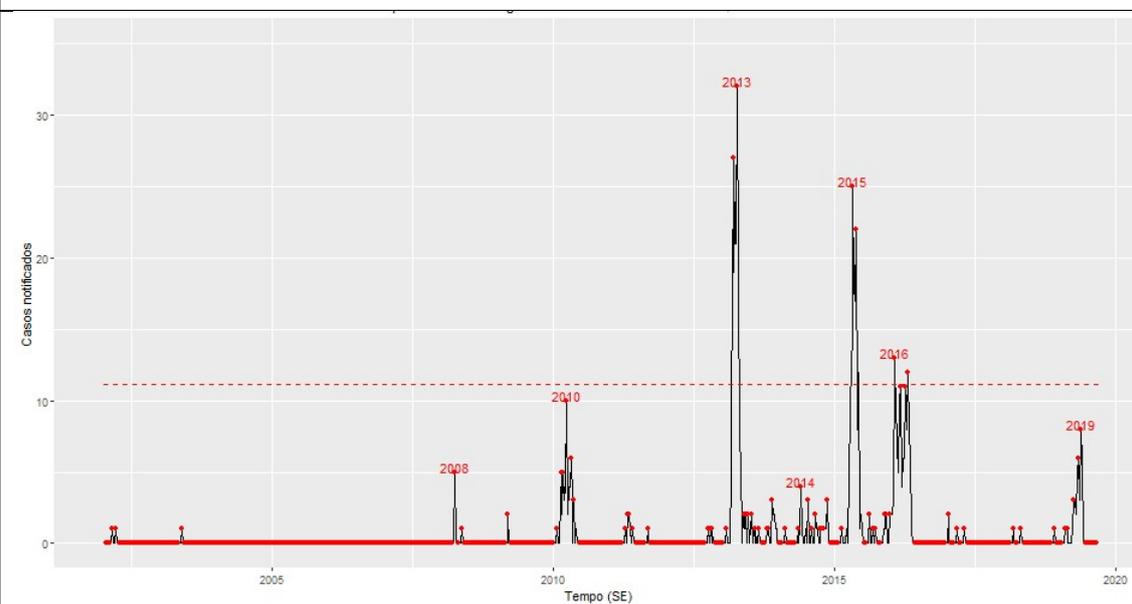


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

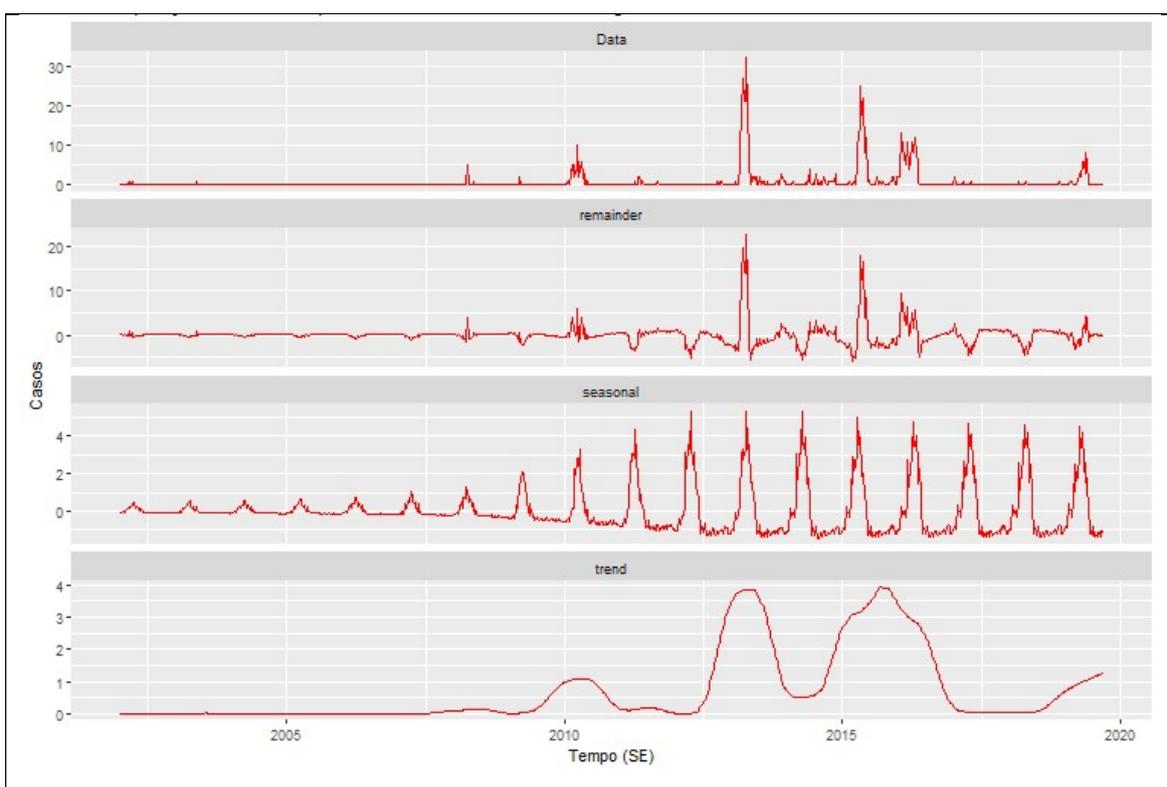


Quadro 13 - Figuras da análise de série temporal, município de Cachoeira da Prata, MG, 2002 a 2019.

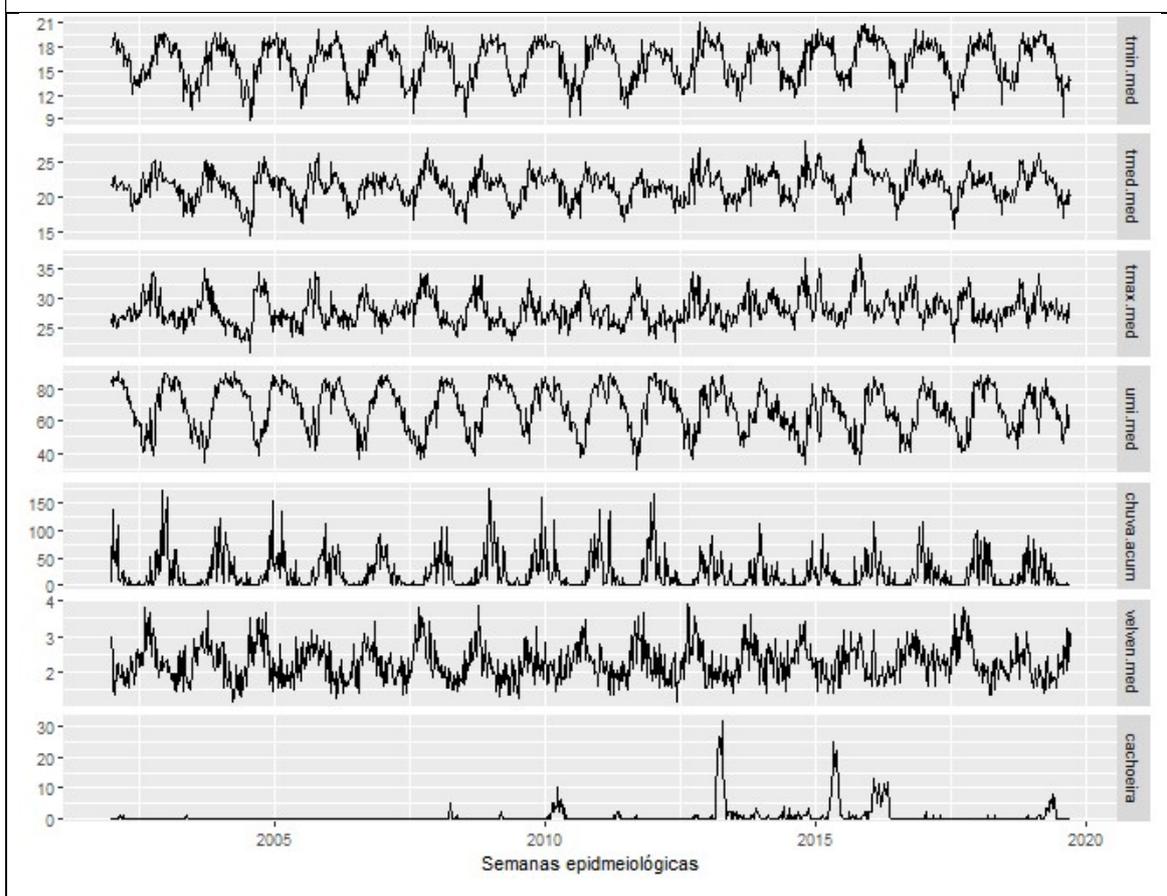
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

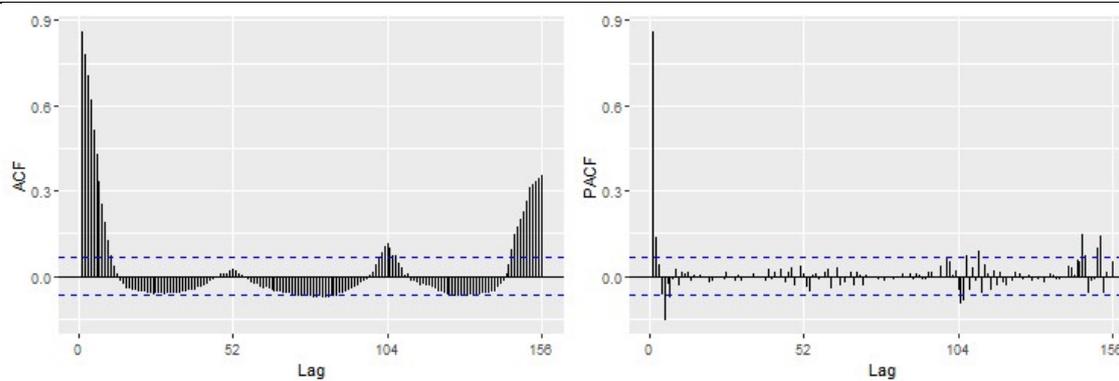
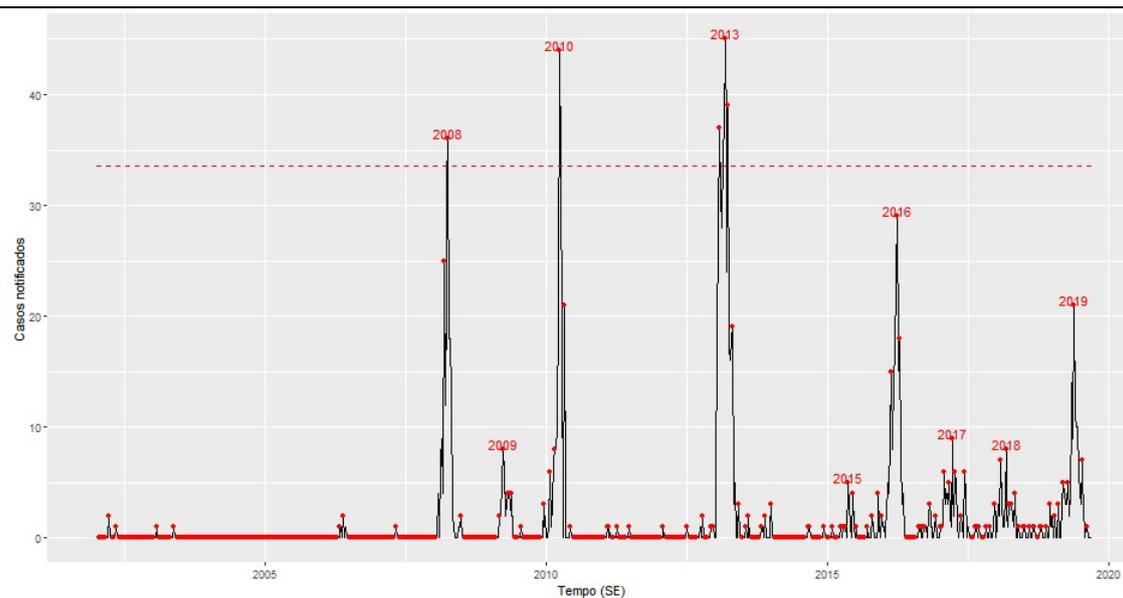


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

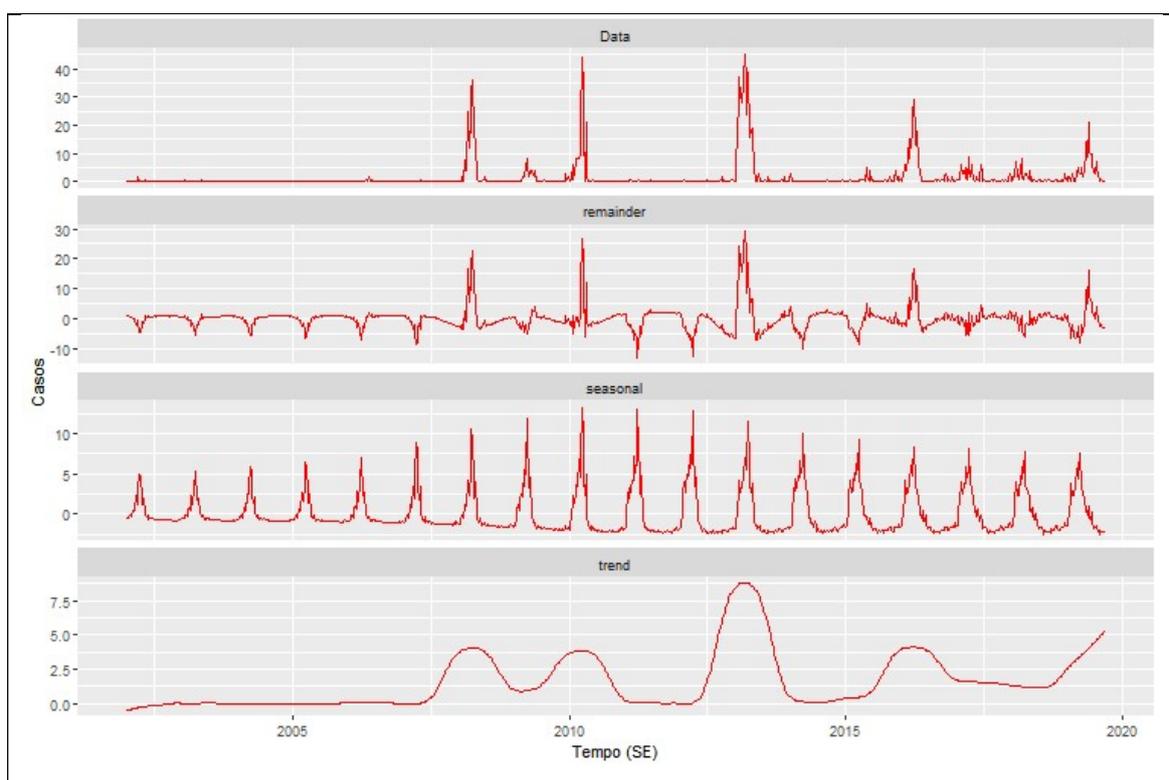


Quadro 14 - Figuras da análise de série temporal, município de Caetanópolis, MG, 2002 a 2019.

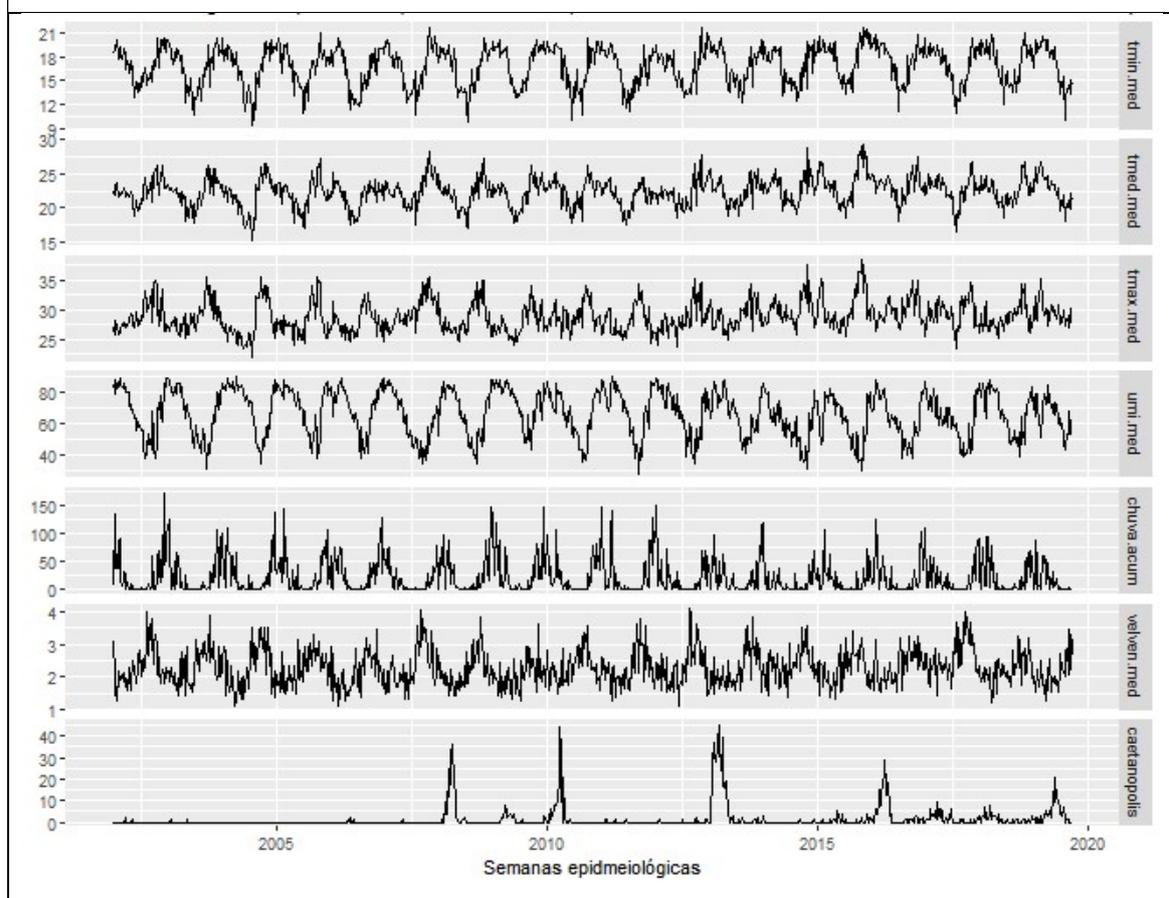
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

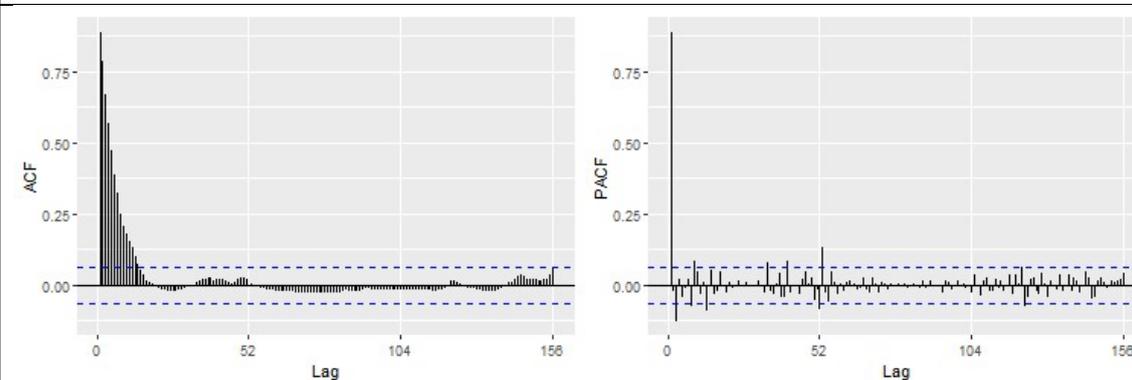
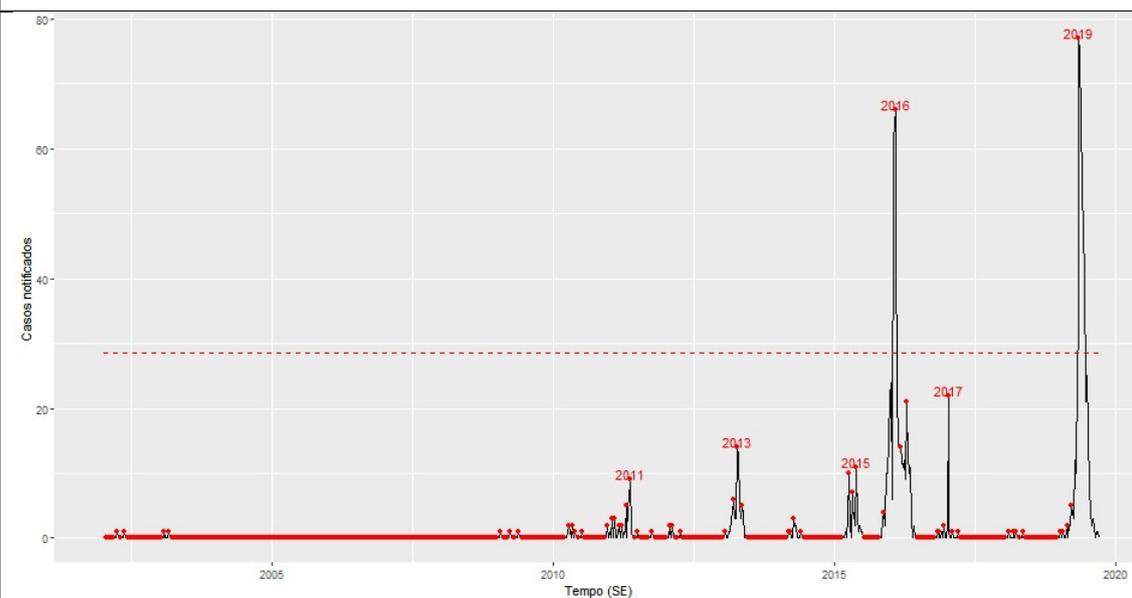


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

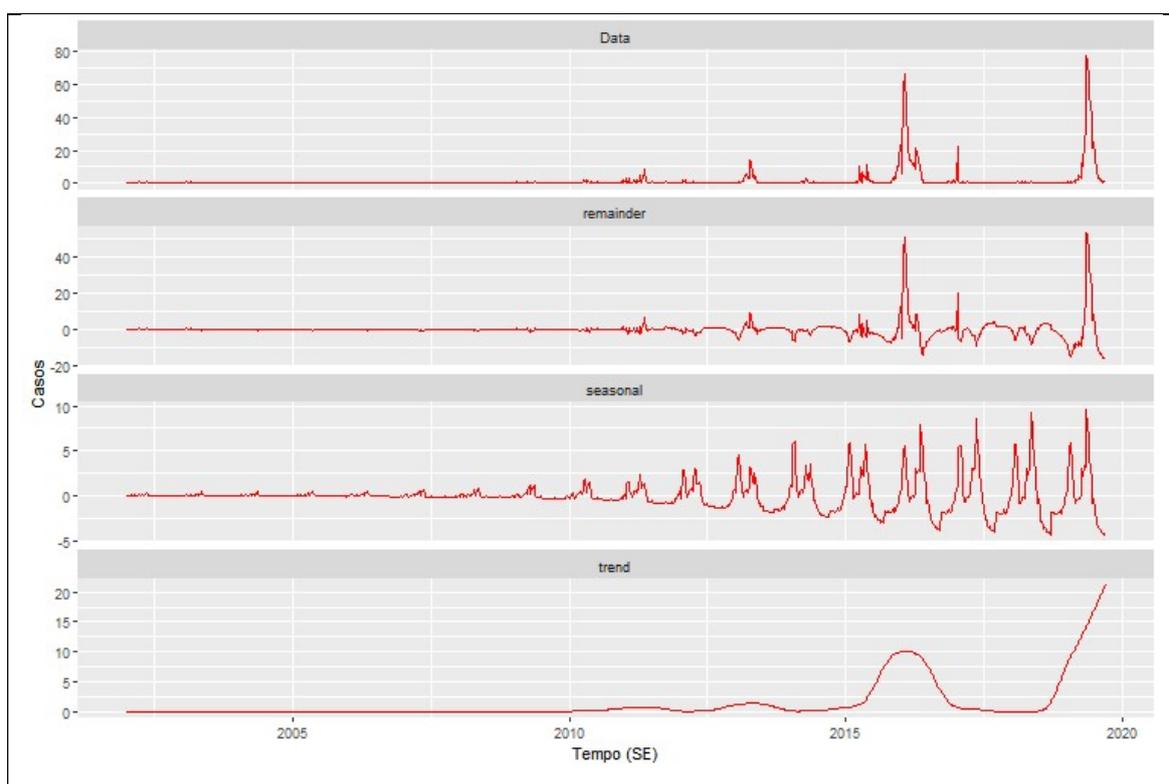


Quadro 15 - Figuras da análise de série temporal, município de Capim Branco, MG, 2002 a 2019.

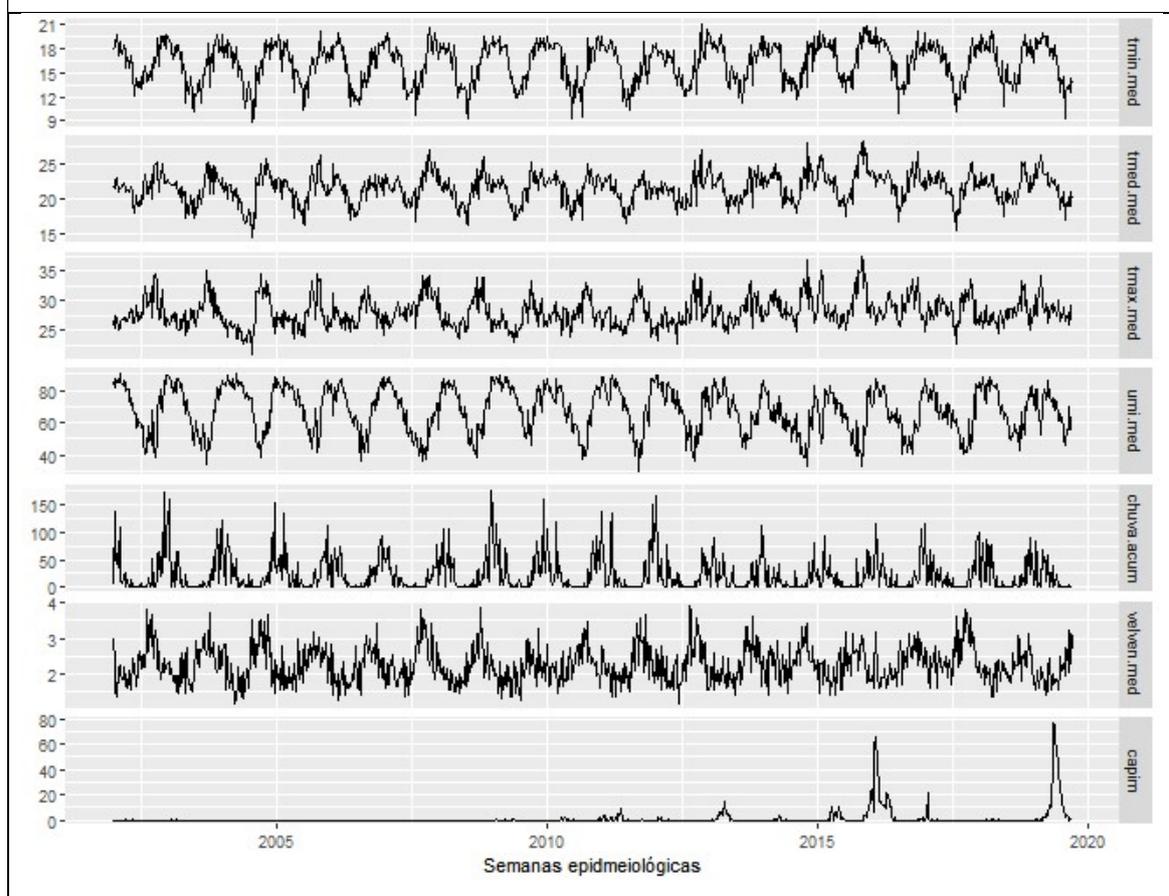
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

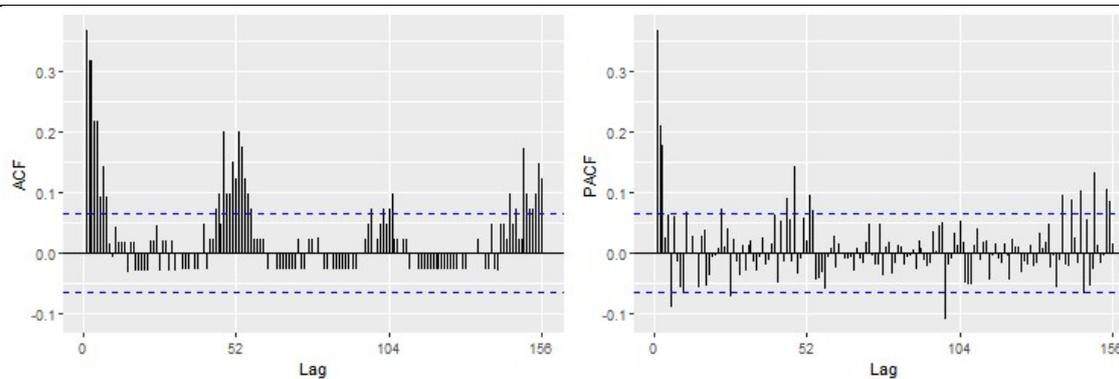
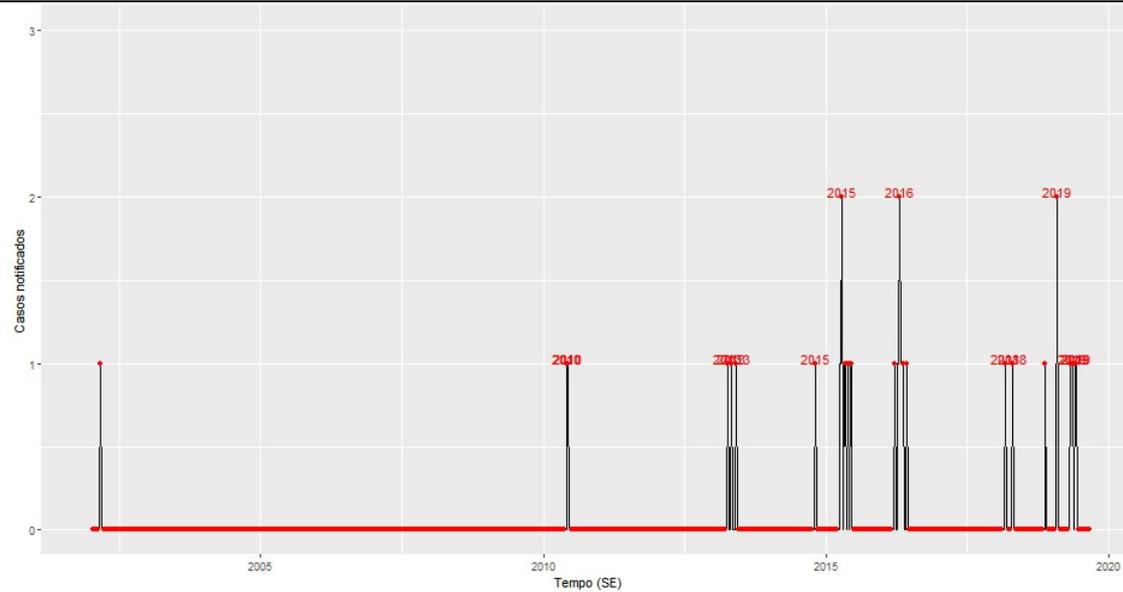


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

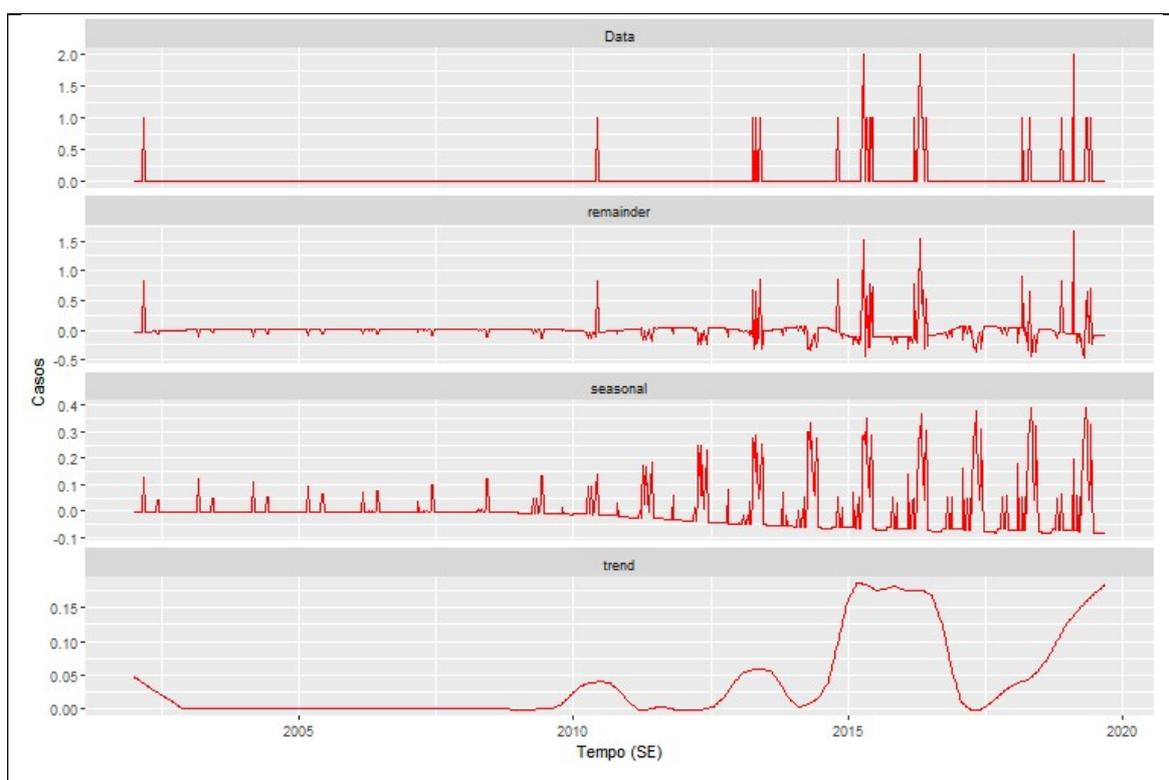


Quadro 16 - Figuras da análise de série temporal, município de Cedro do Abaeté, MG, 2002 a 2019.

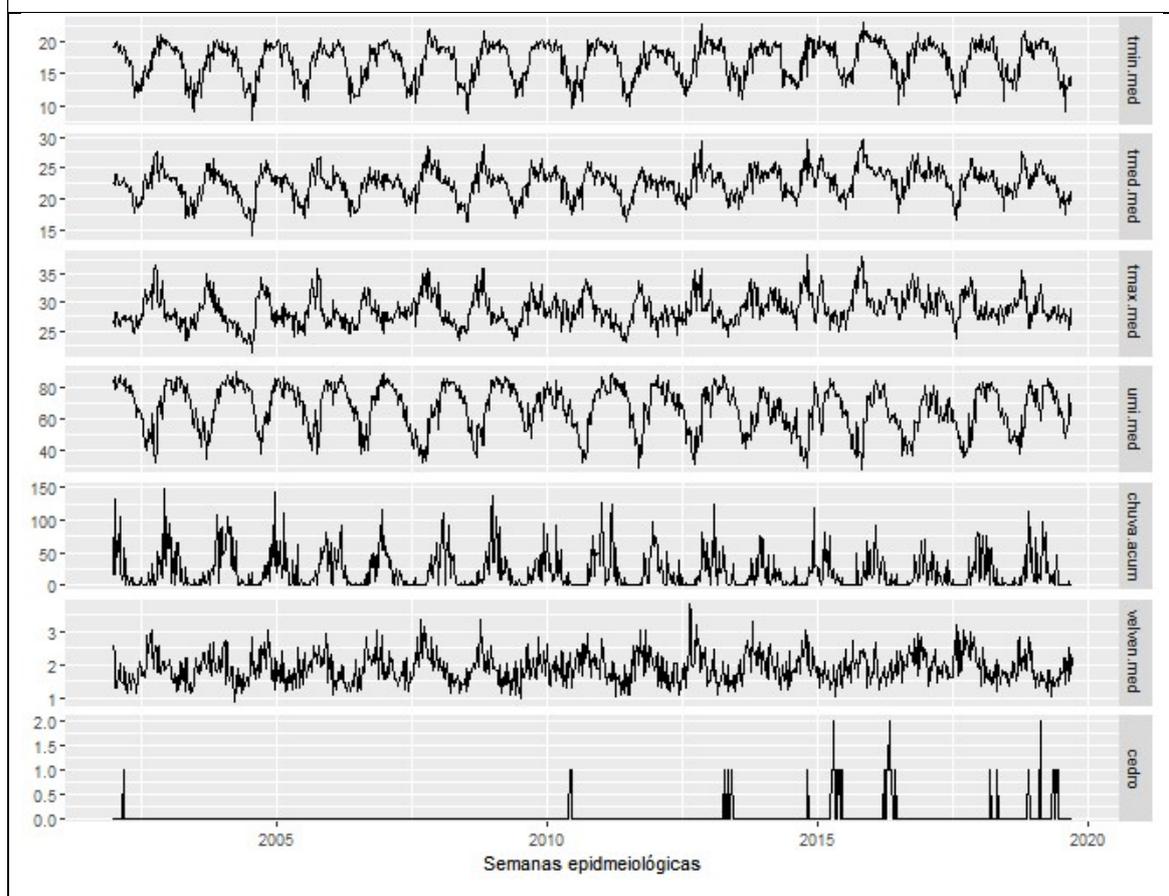
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

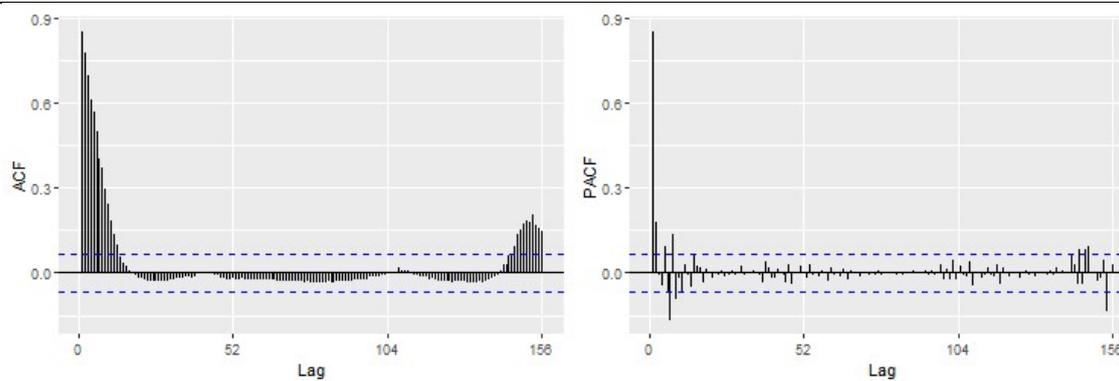
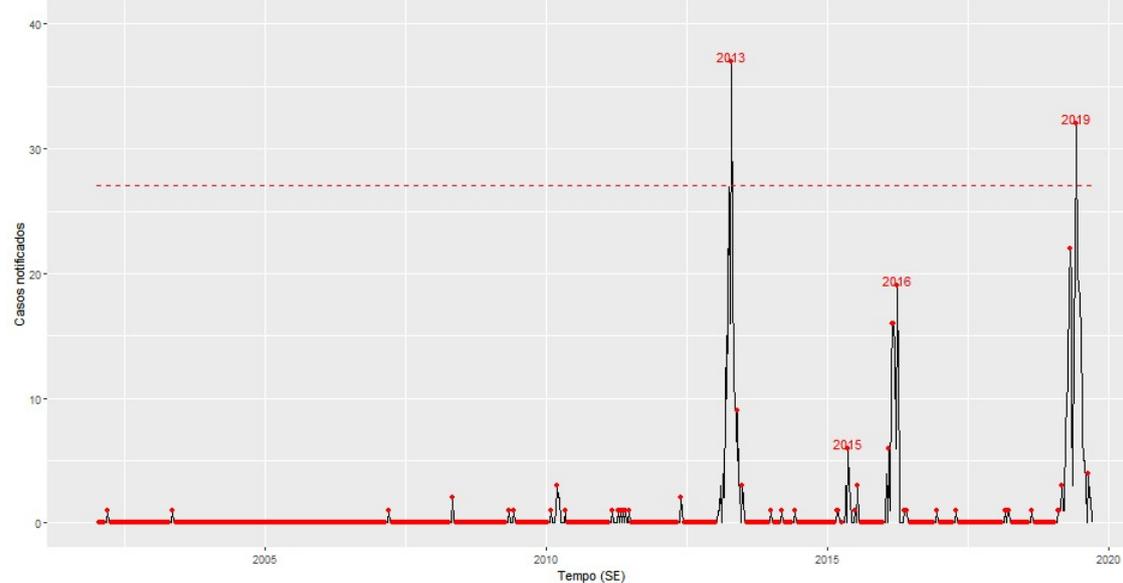


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

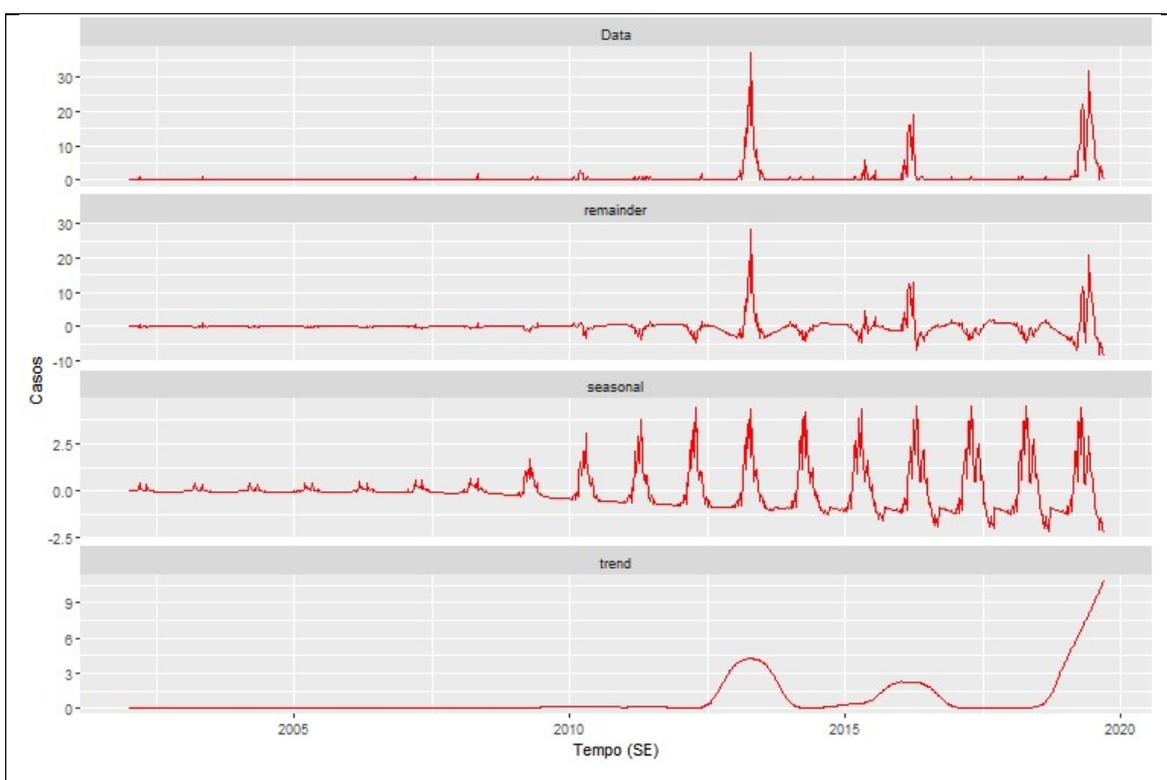


Quadro 17 - Figuras da análise de série temporal, município de Cordisburgo, MG, 2002 a 2019.

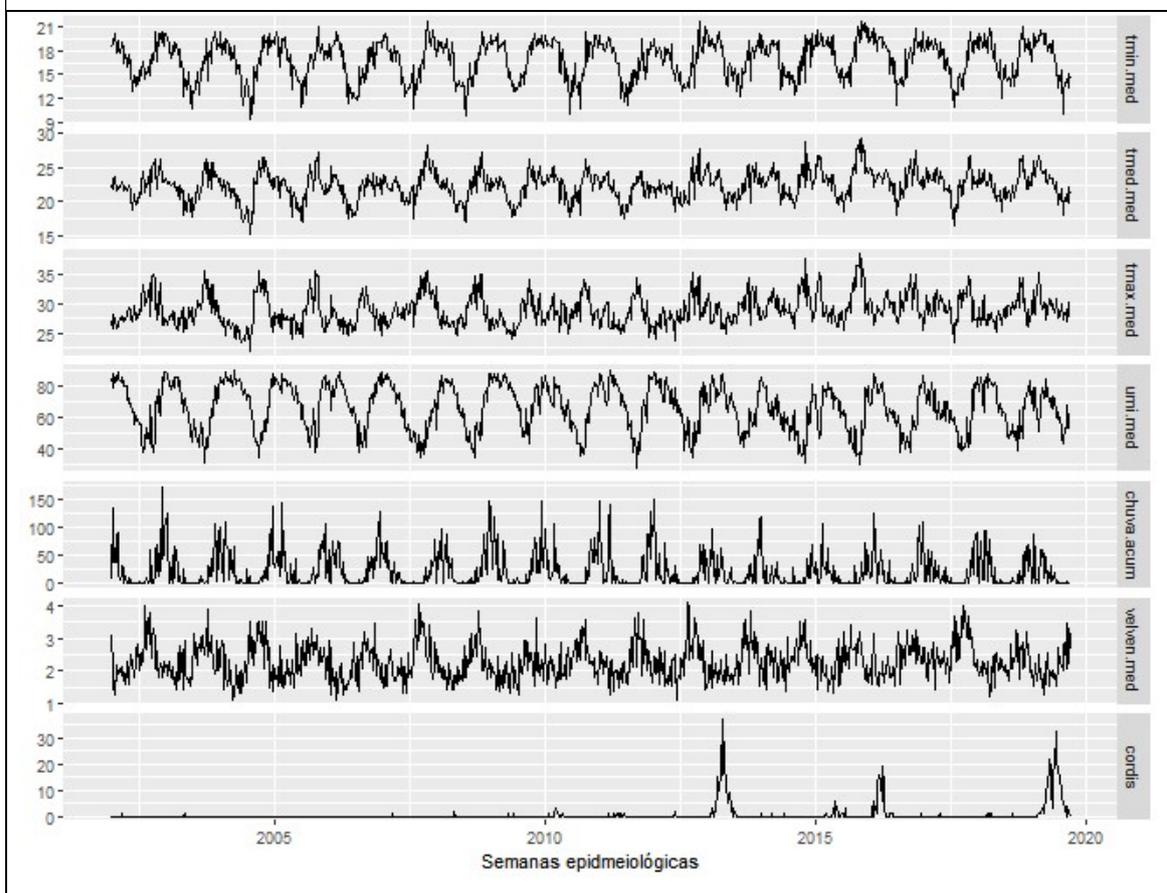
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

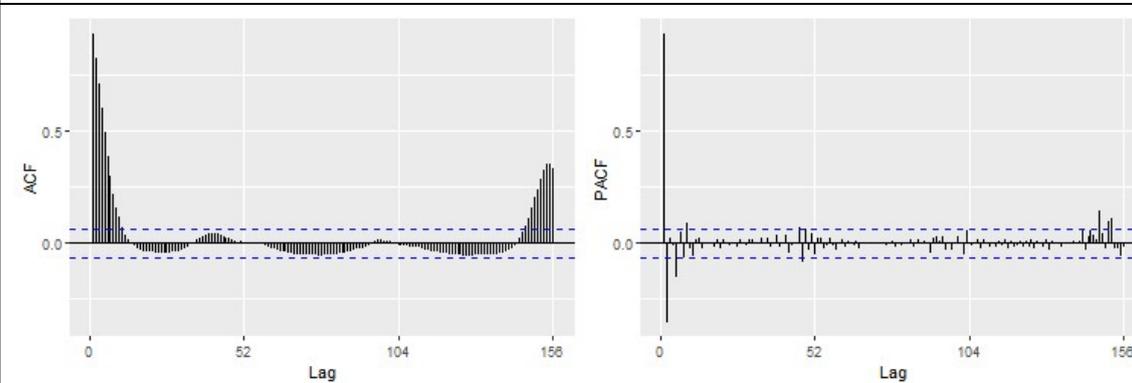
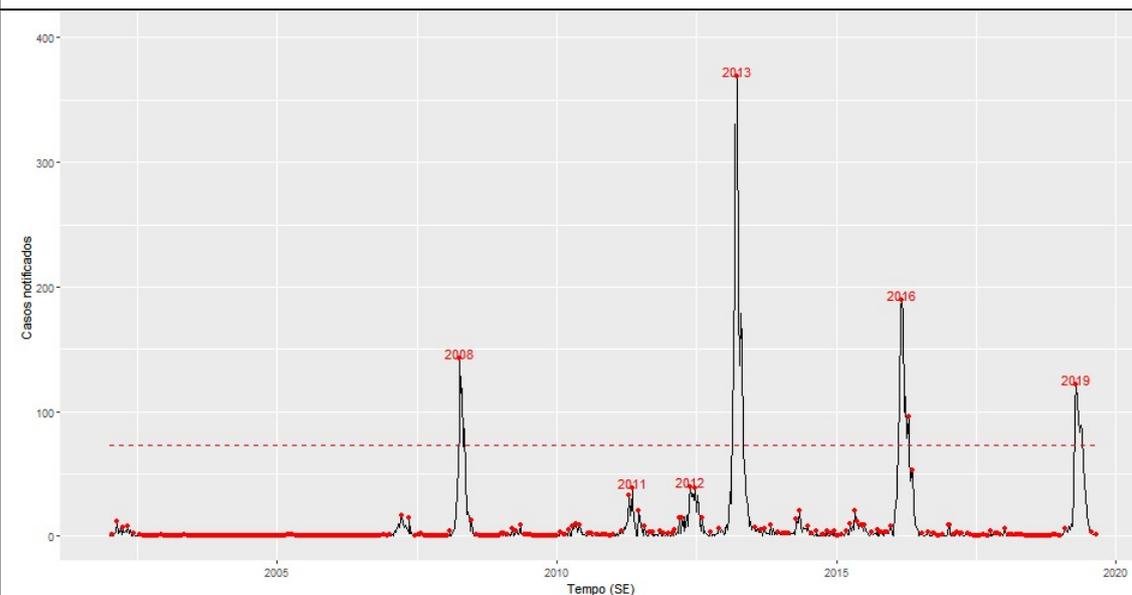


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

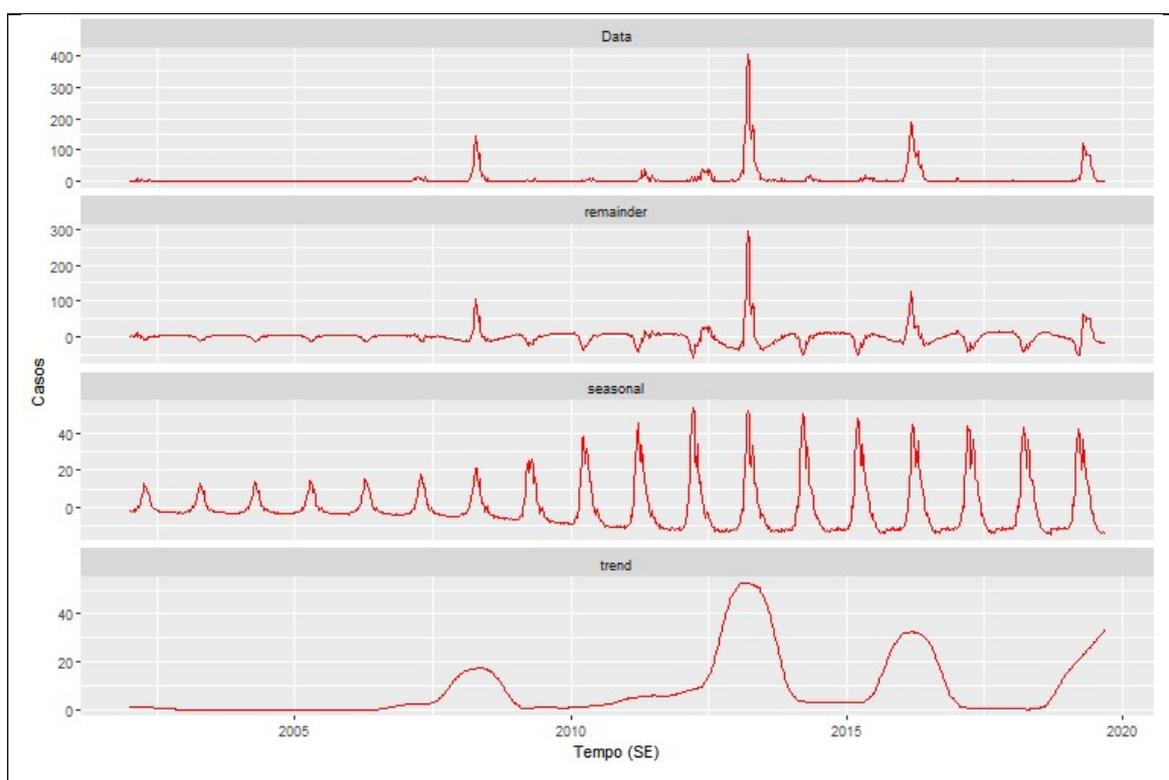


Quadro 18 - Figuras da análise de série temporal, município de Corinto, MG, 2002 a 2019.

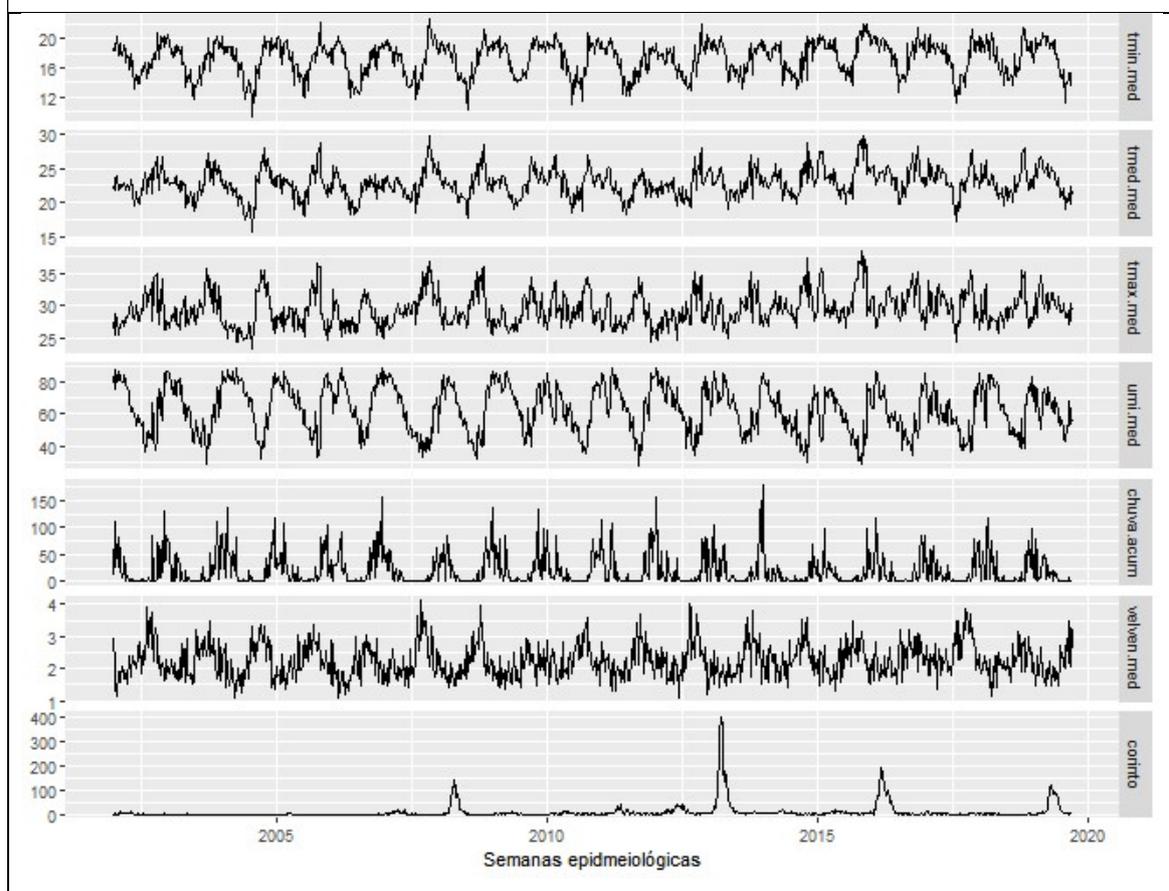
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

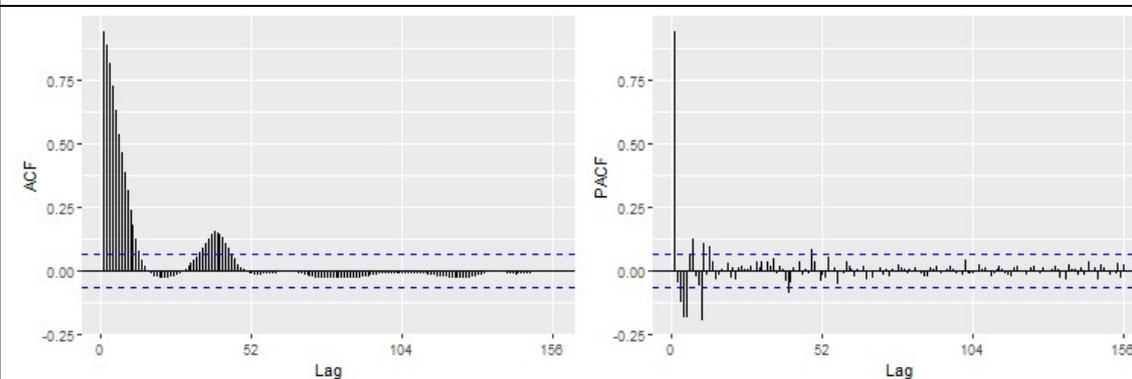
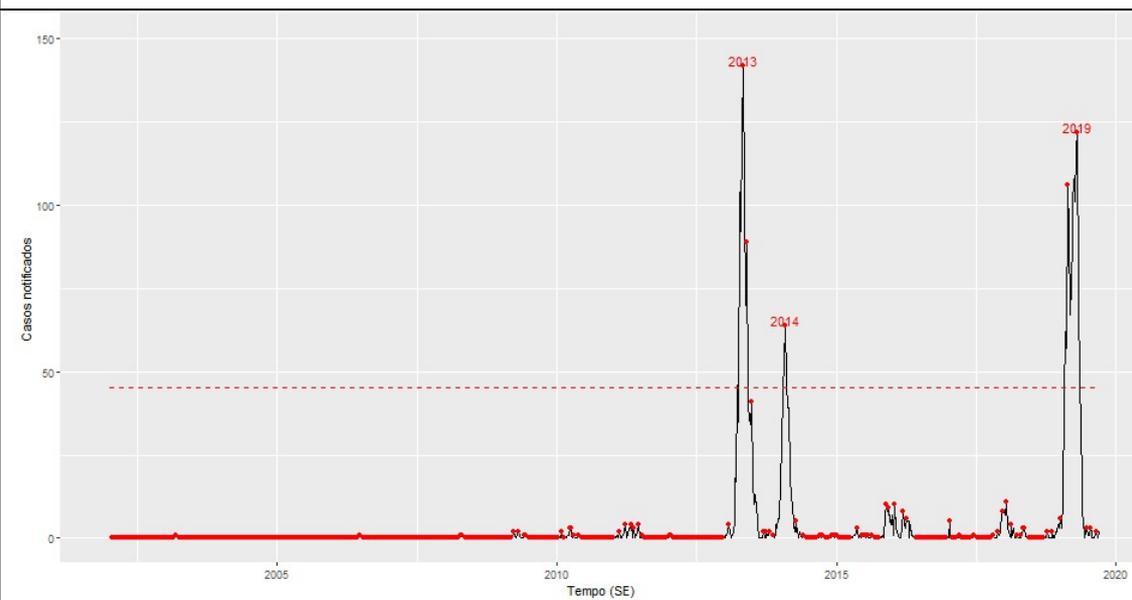


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

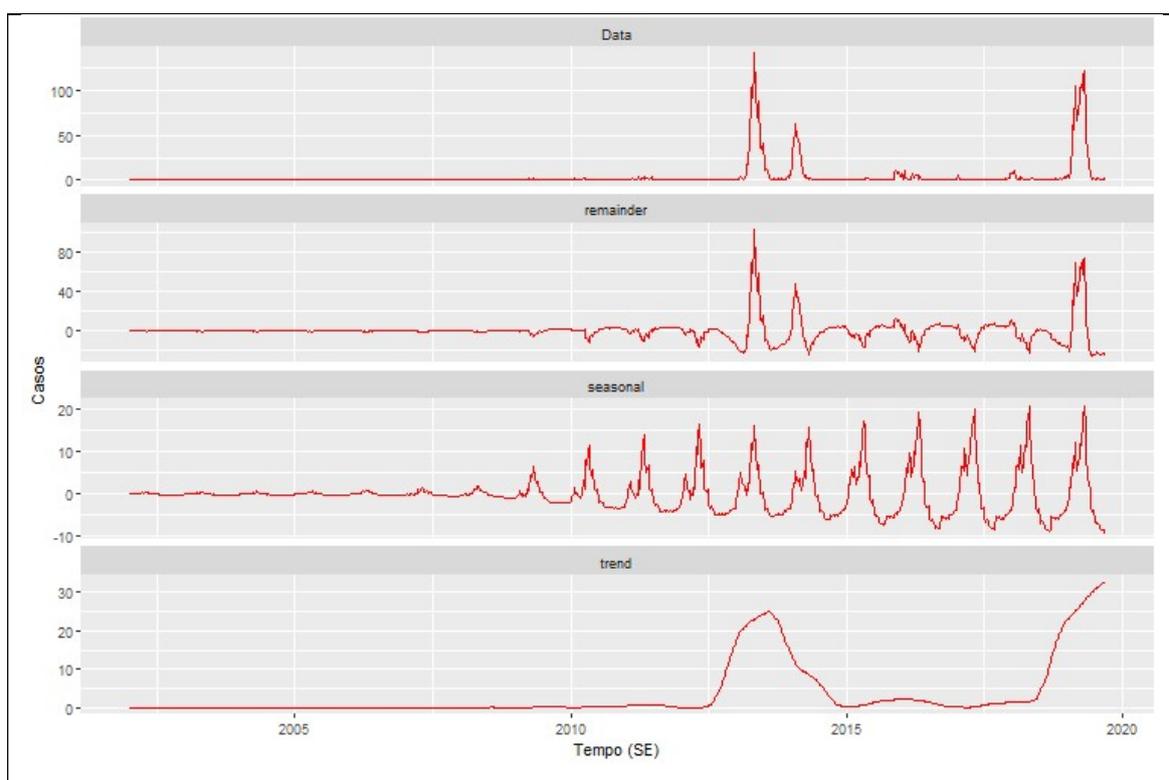


Quadro 19 - Figuras da análise de série temporal, município de Felixlândia, MG, 2002 a 2019.

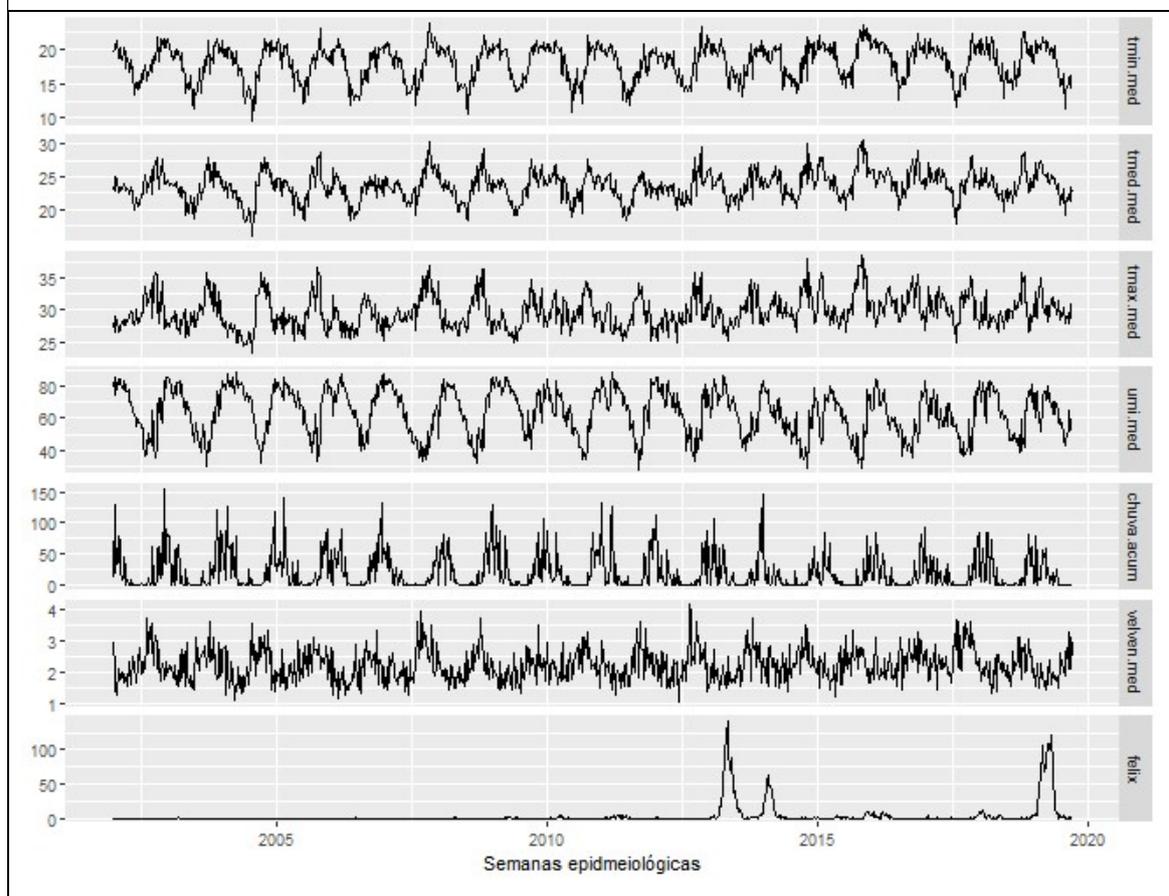
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

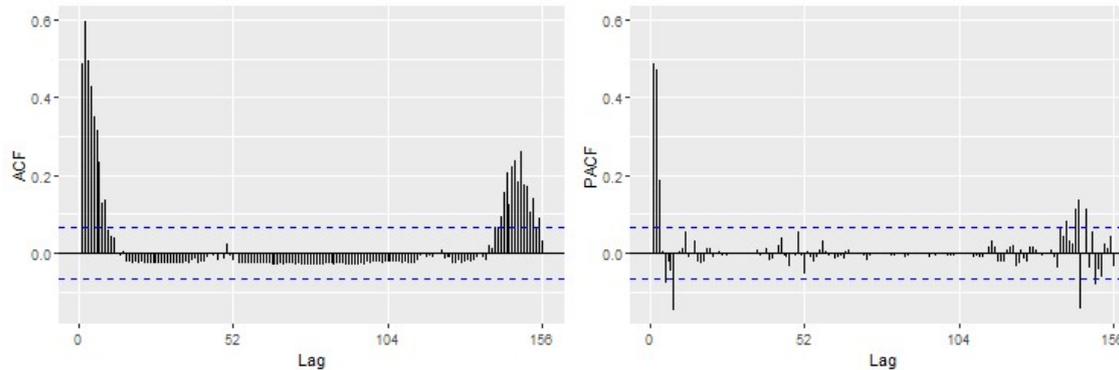
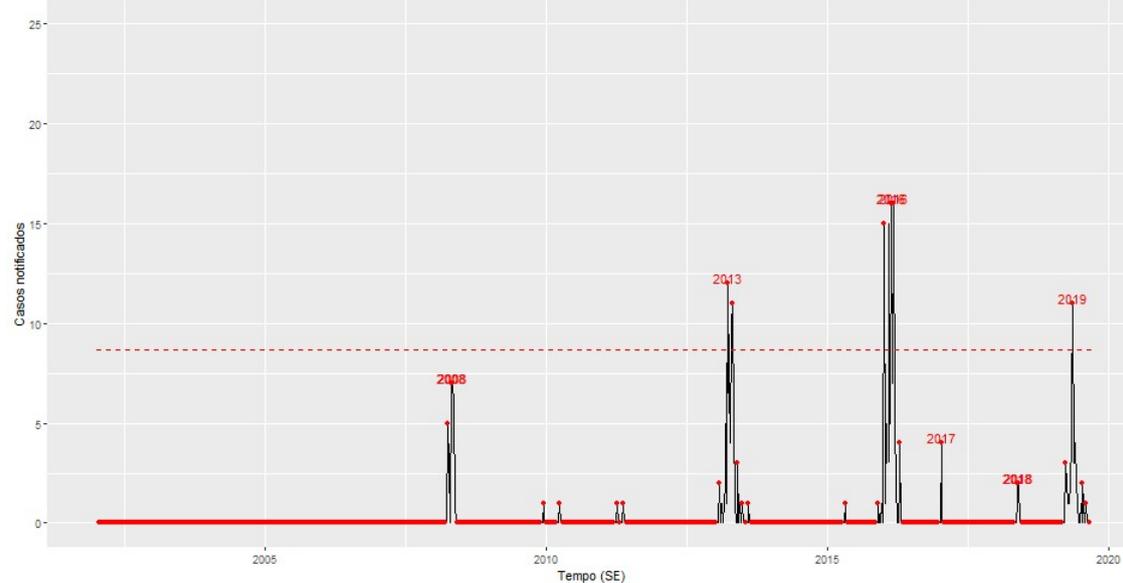


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

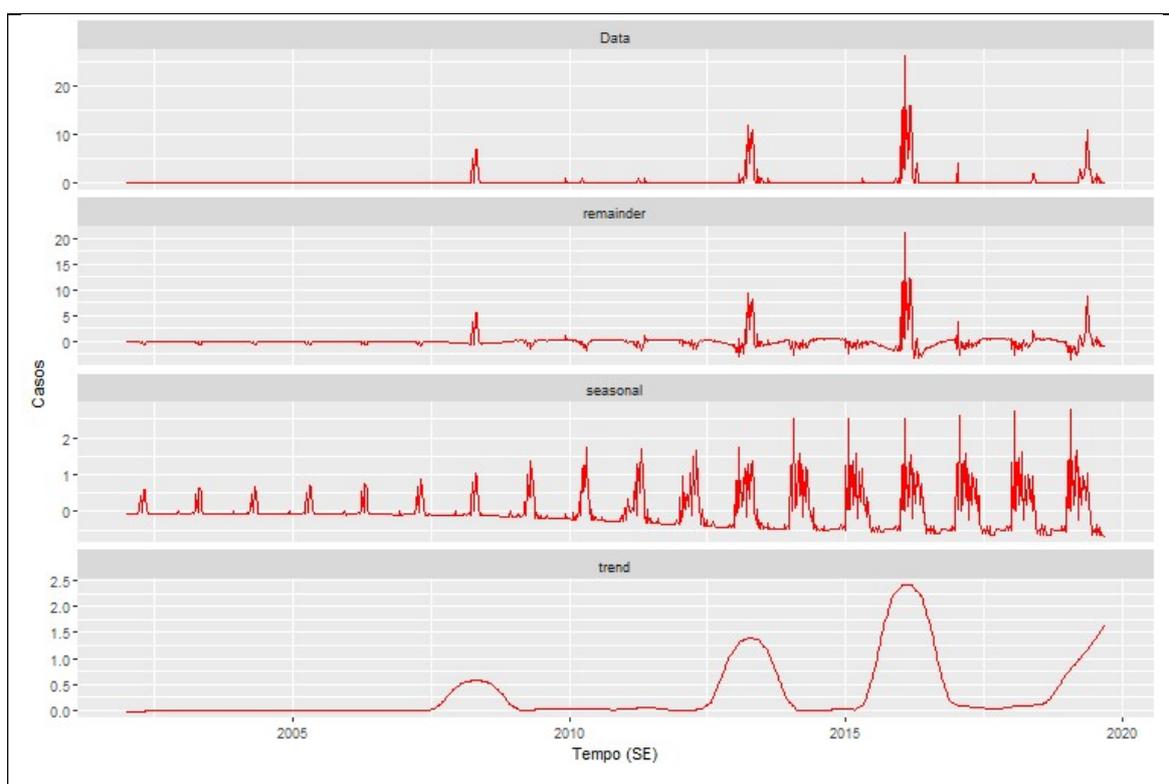


Quadro 20 - Figuras da análise de série temporal, município de Fortuna de Minas, MG, 2002 a 2019.

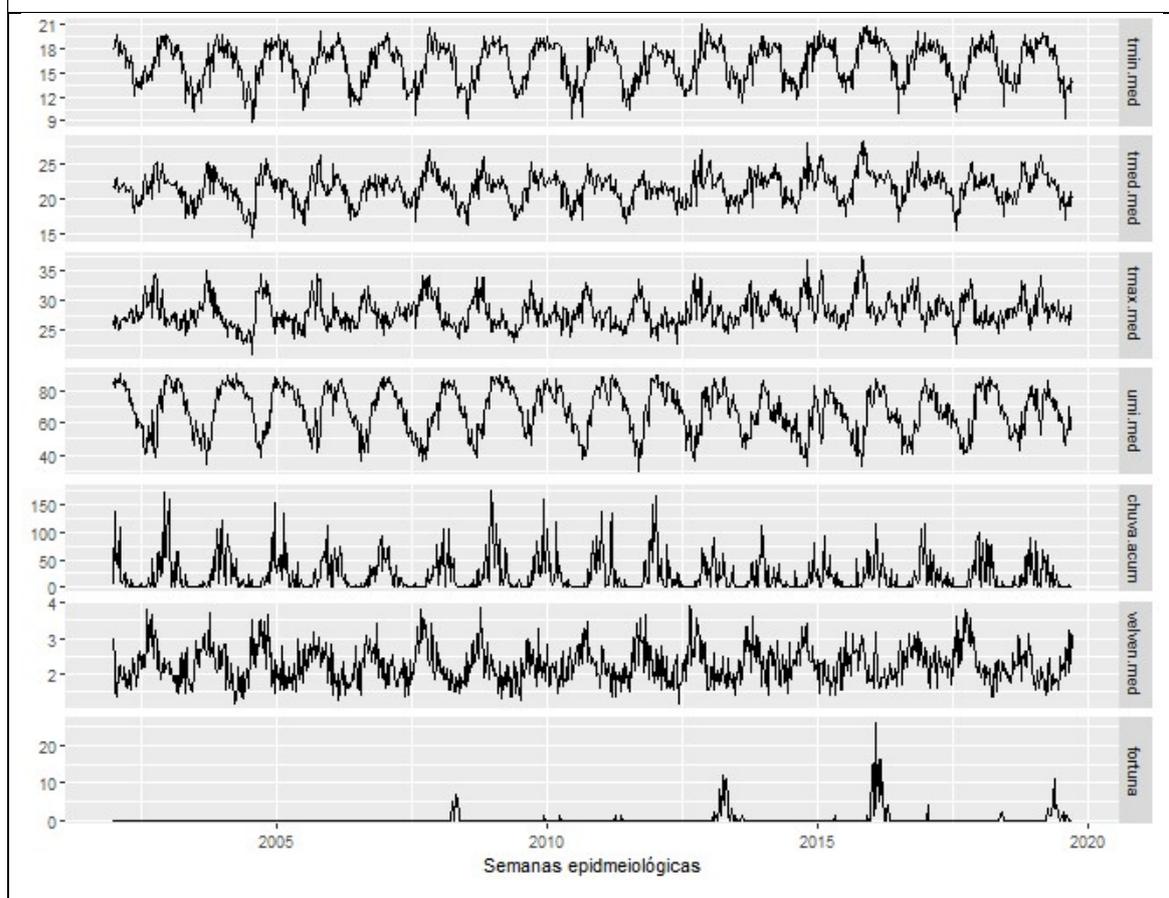
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

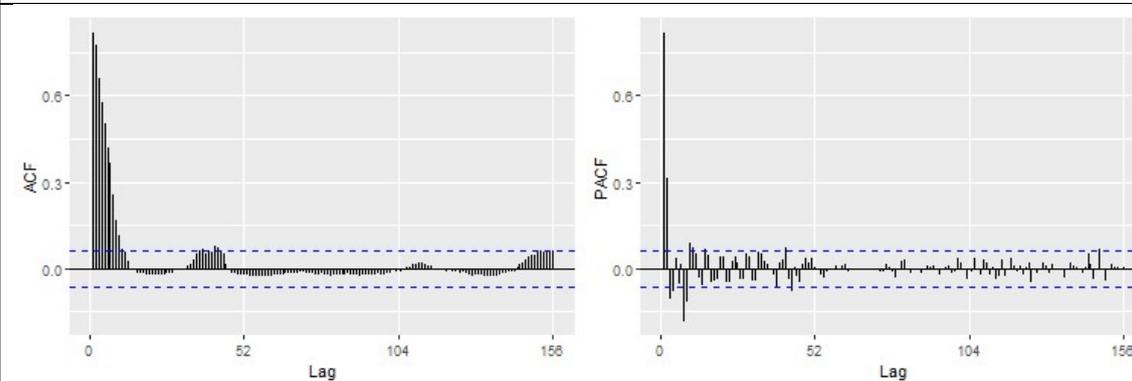
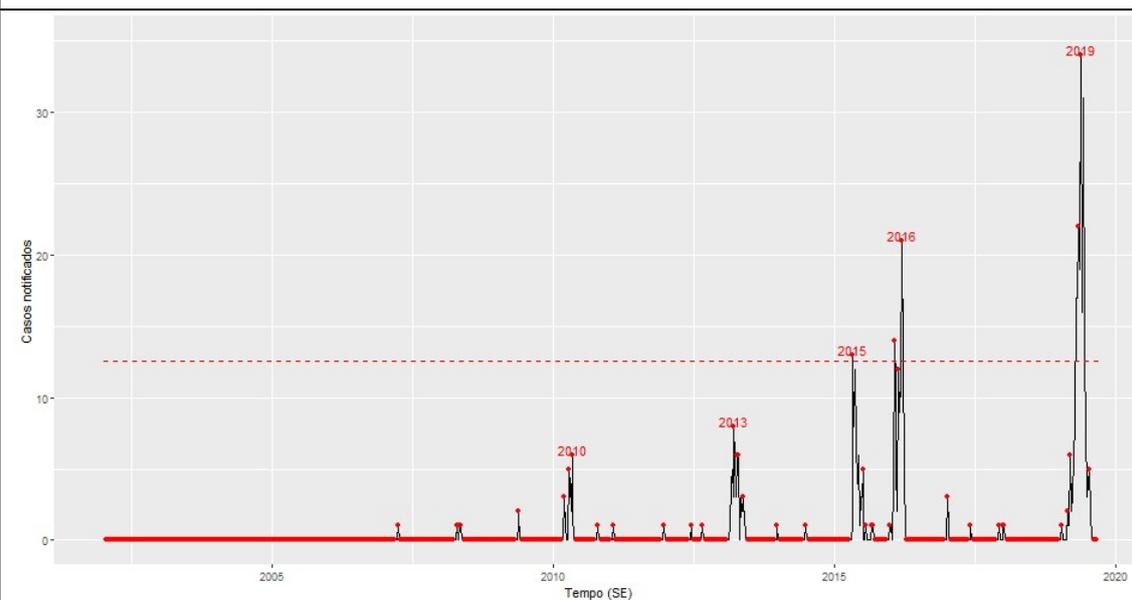


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

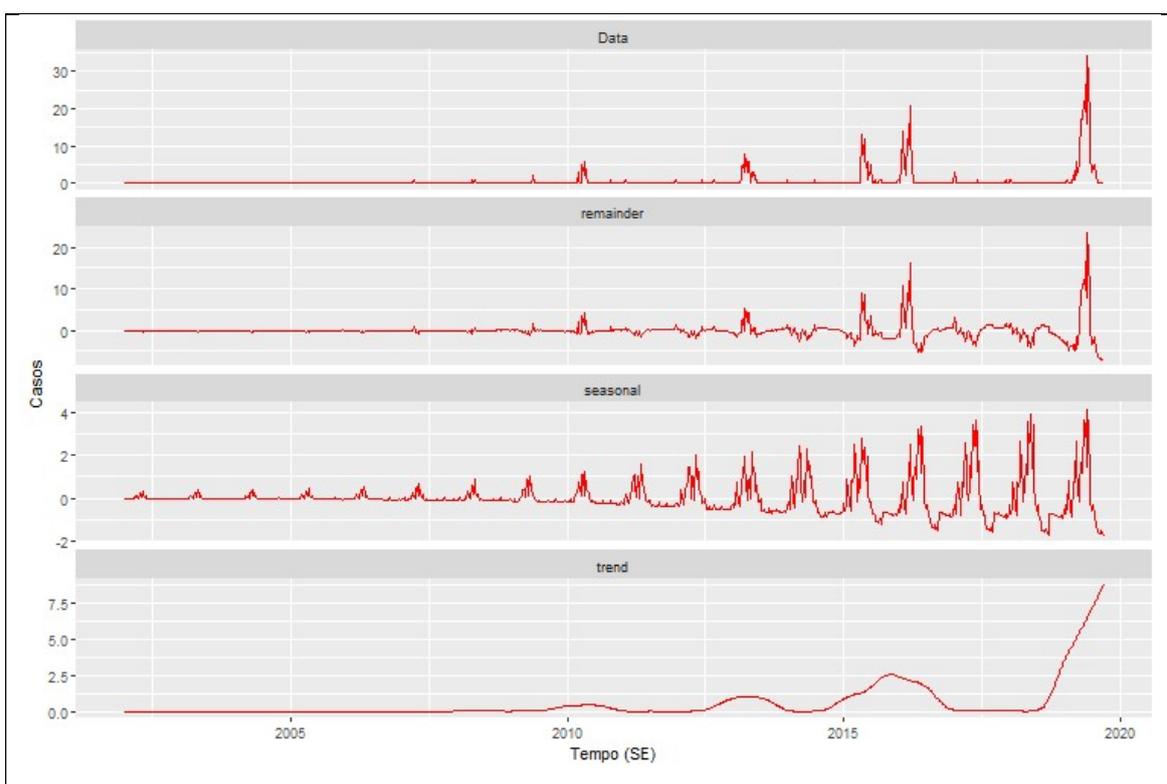


Quadro 21 - Figuras da análise de série temporal, município de Funilândia, MG, 2002 a 2019.

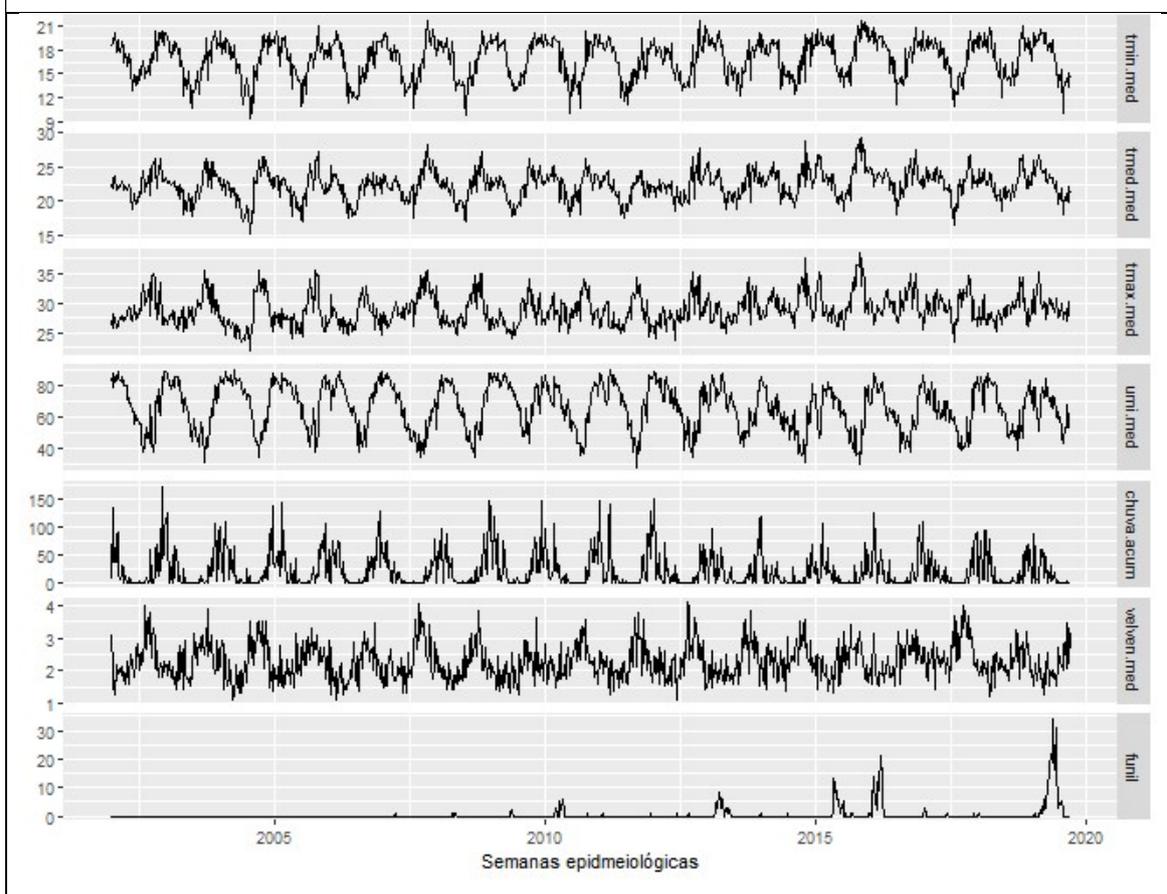
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

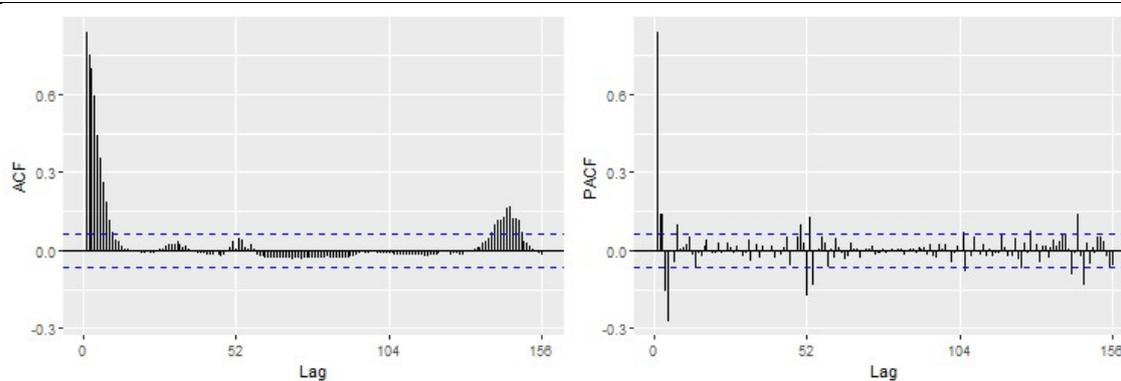
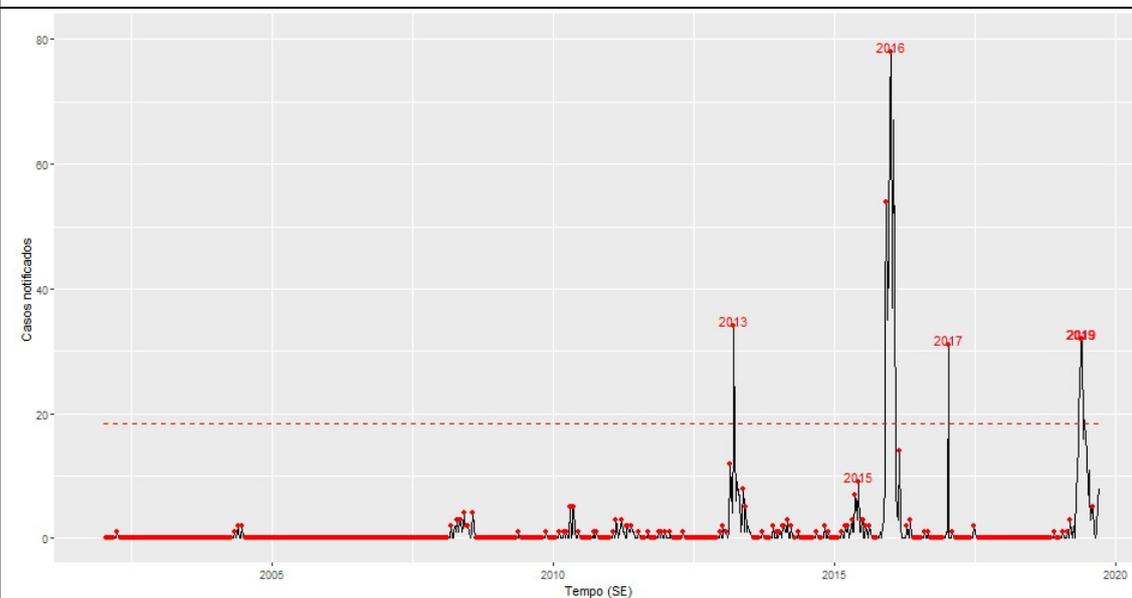


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

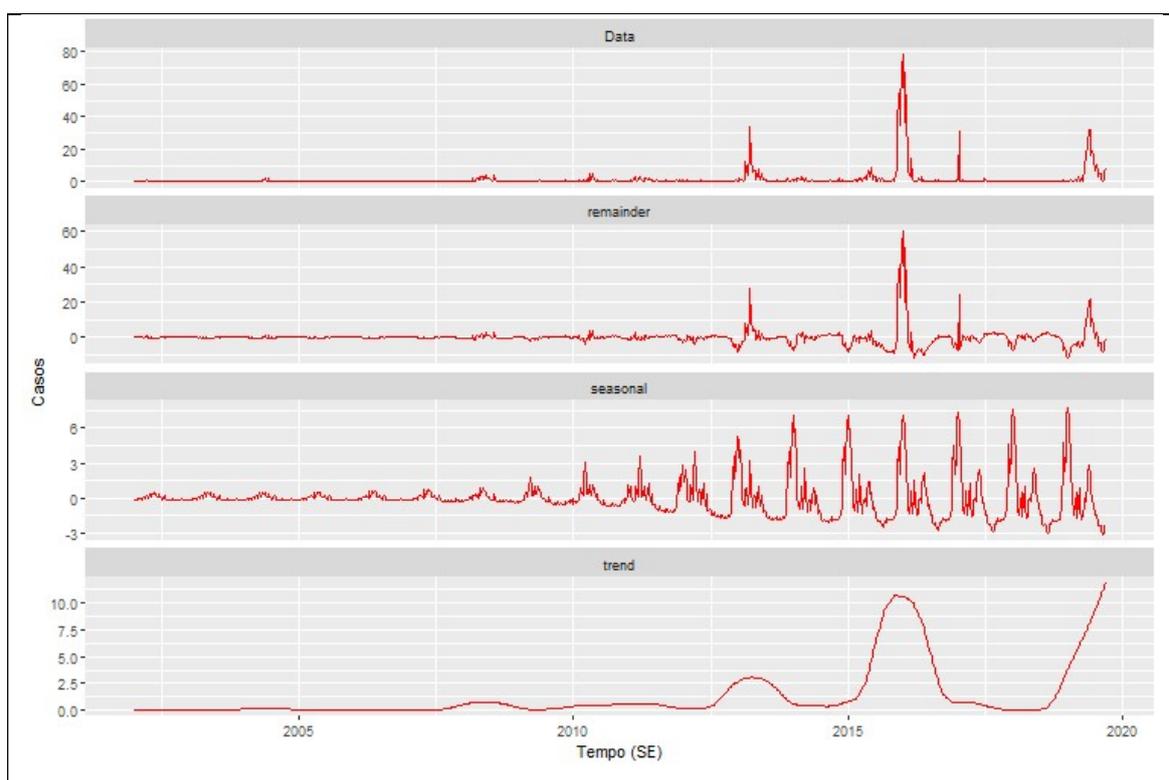


Quadro 22 - Figuras da análise de série temporal, município de Inhaúma, MG, 2002 a 2019.

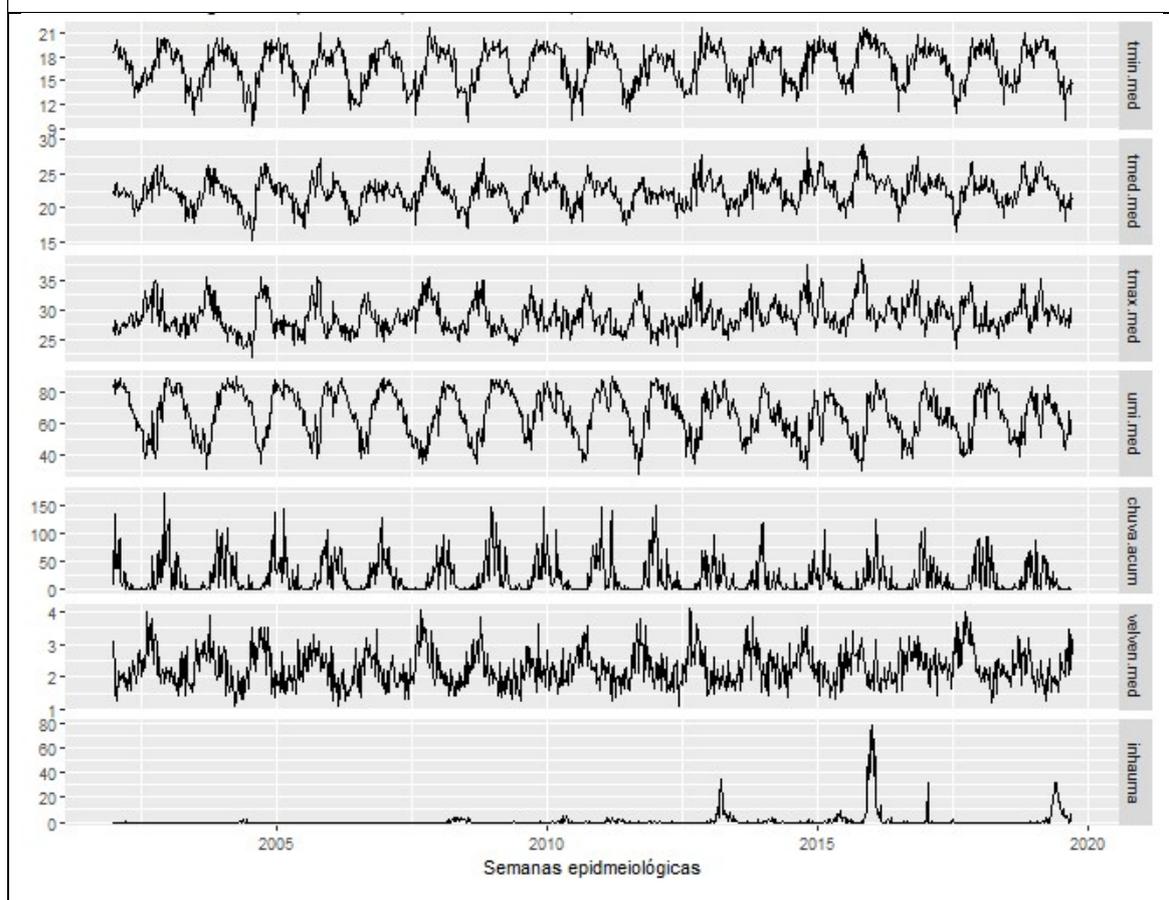
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

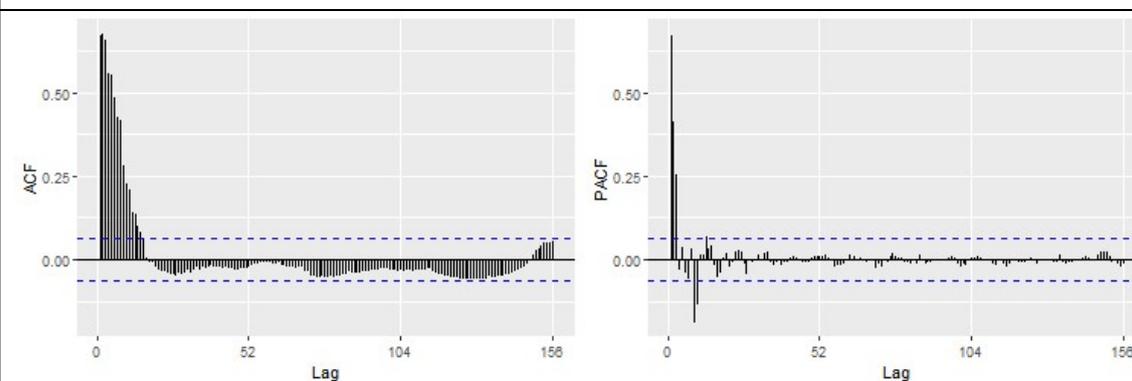
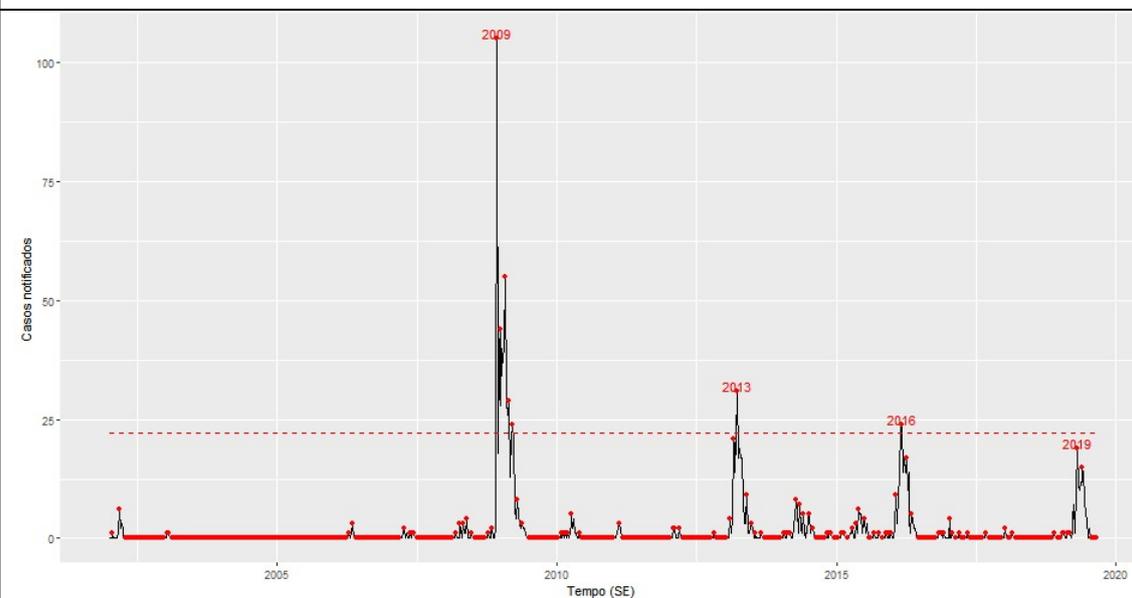


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

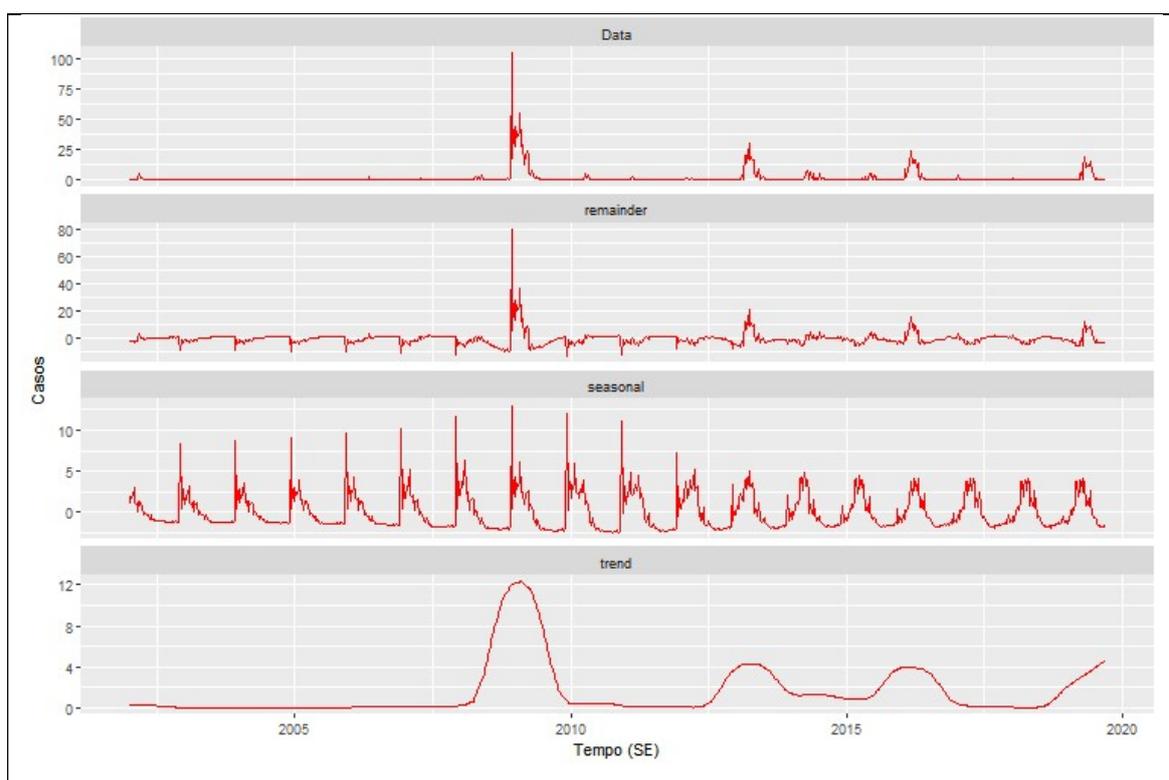


Quadro 23 - Figuras da análise de série temporal, município de Inimutaba, MG, 2002 a 2019.

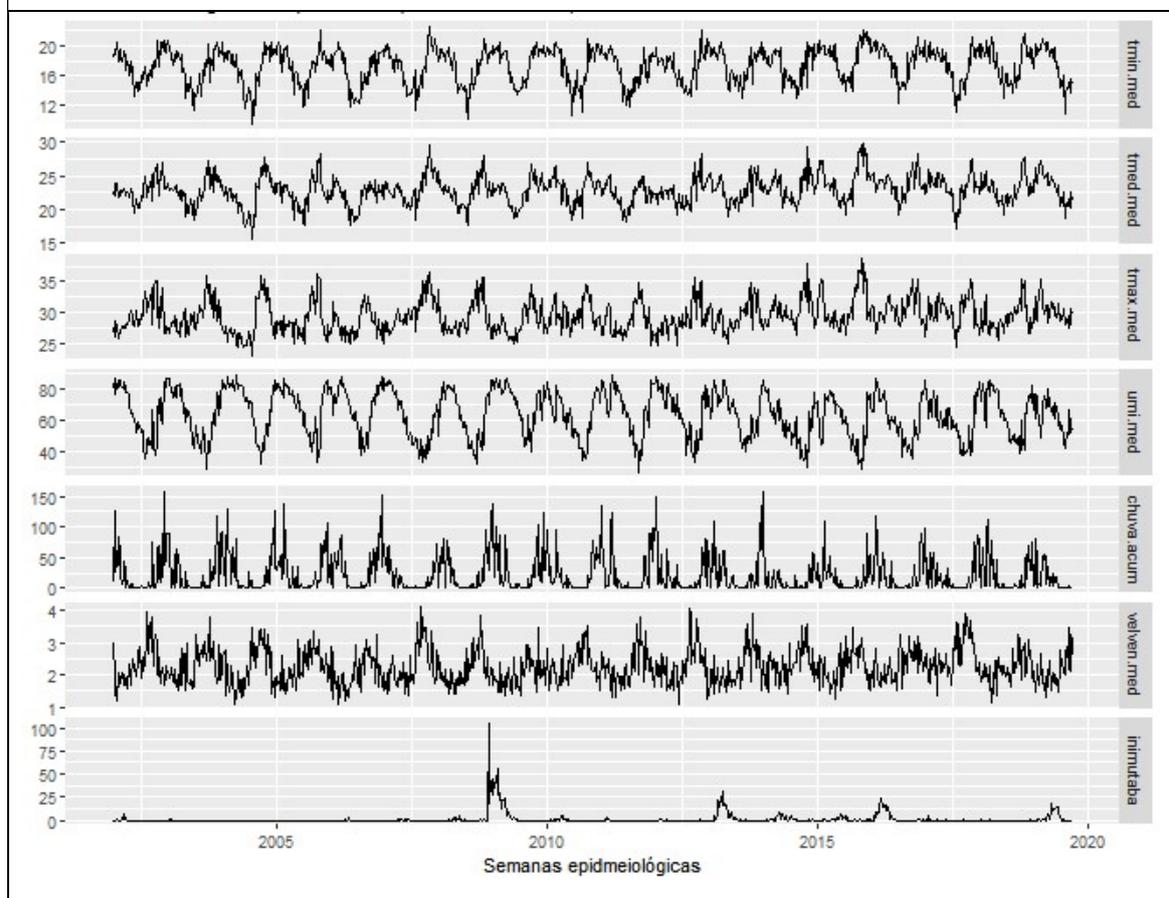
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

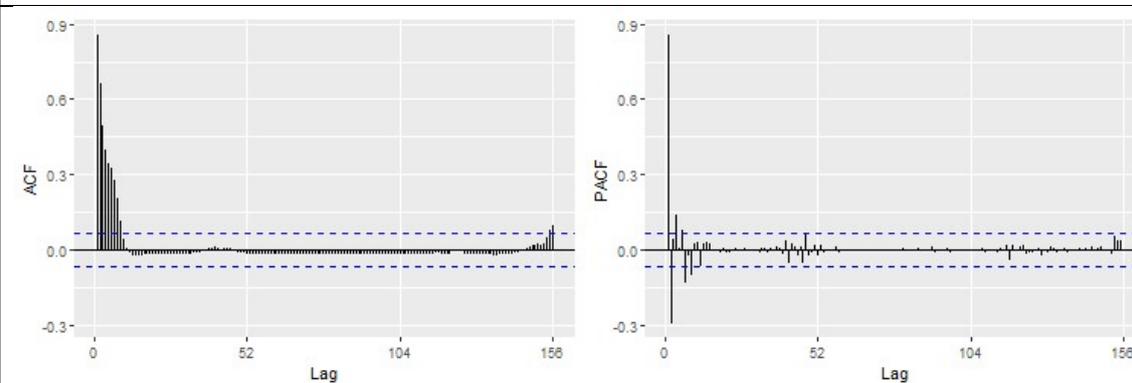
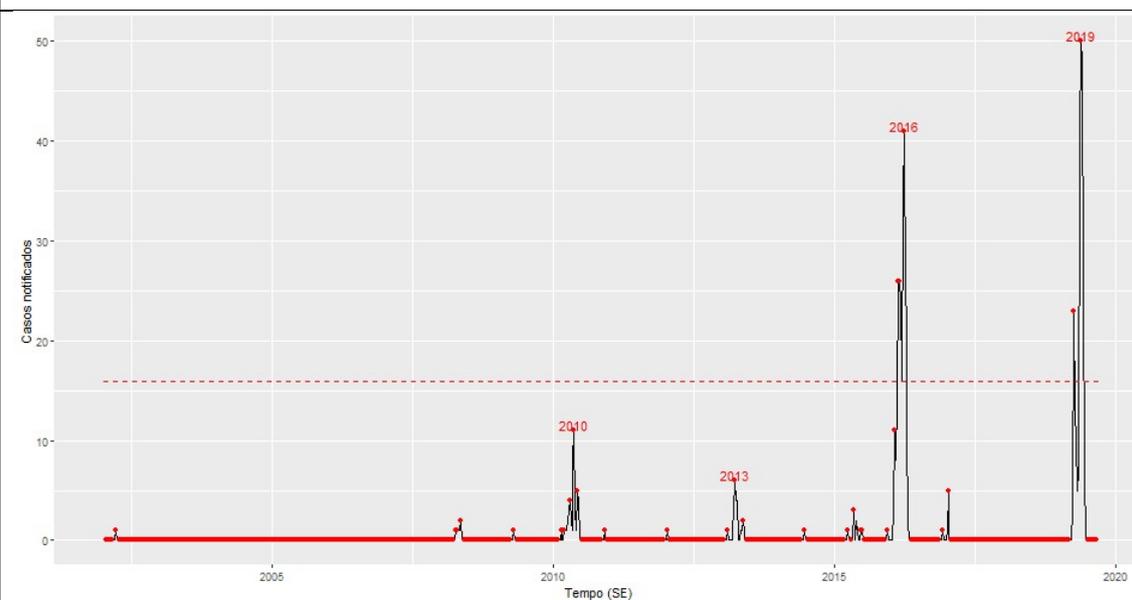


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

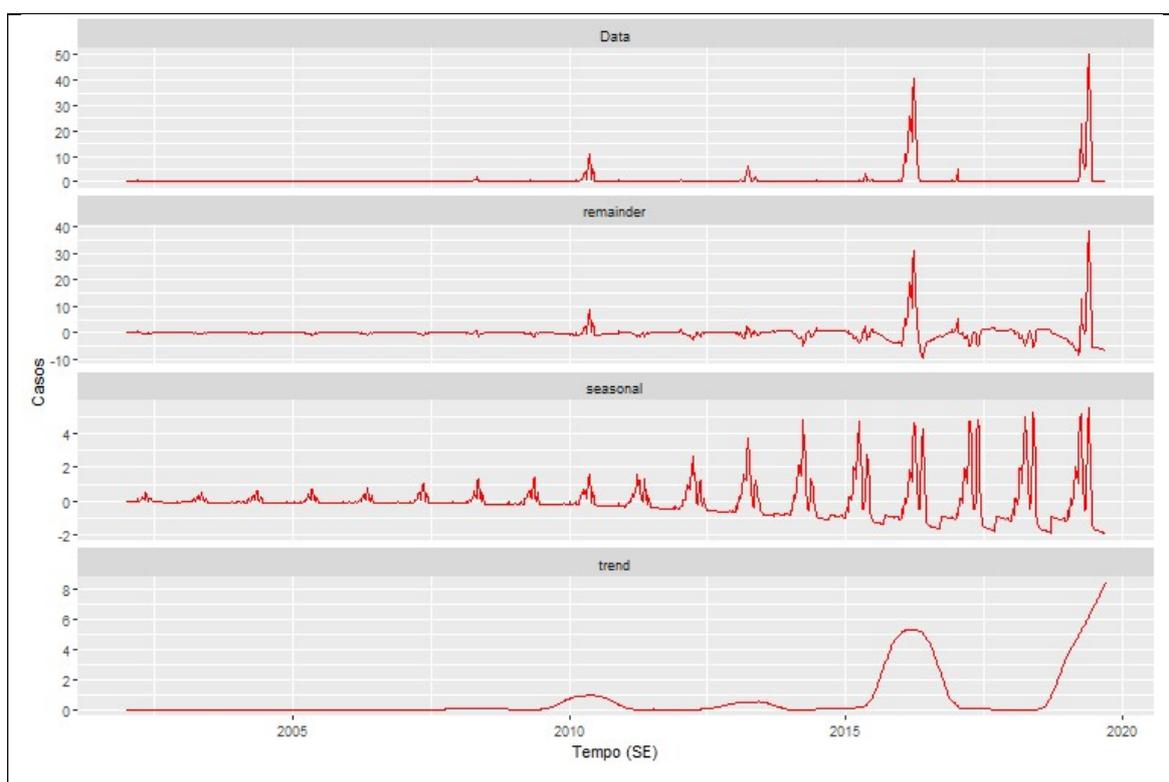


Quadro 24 - Figuras da análise de série temporal, município de Jequitibá, MG, 2002 a 2019.

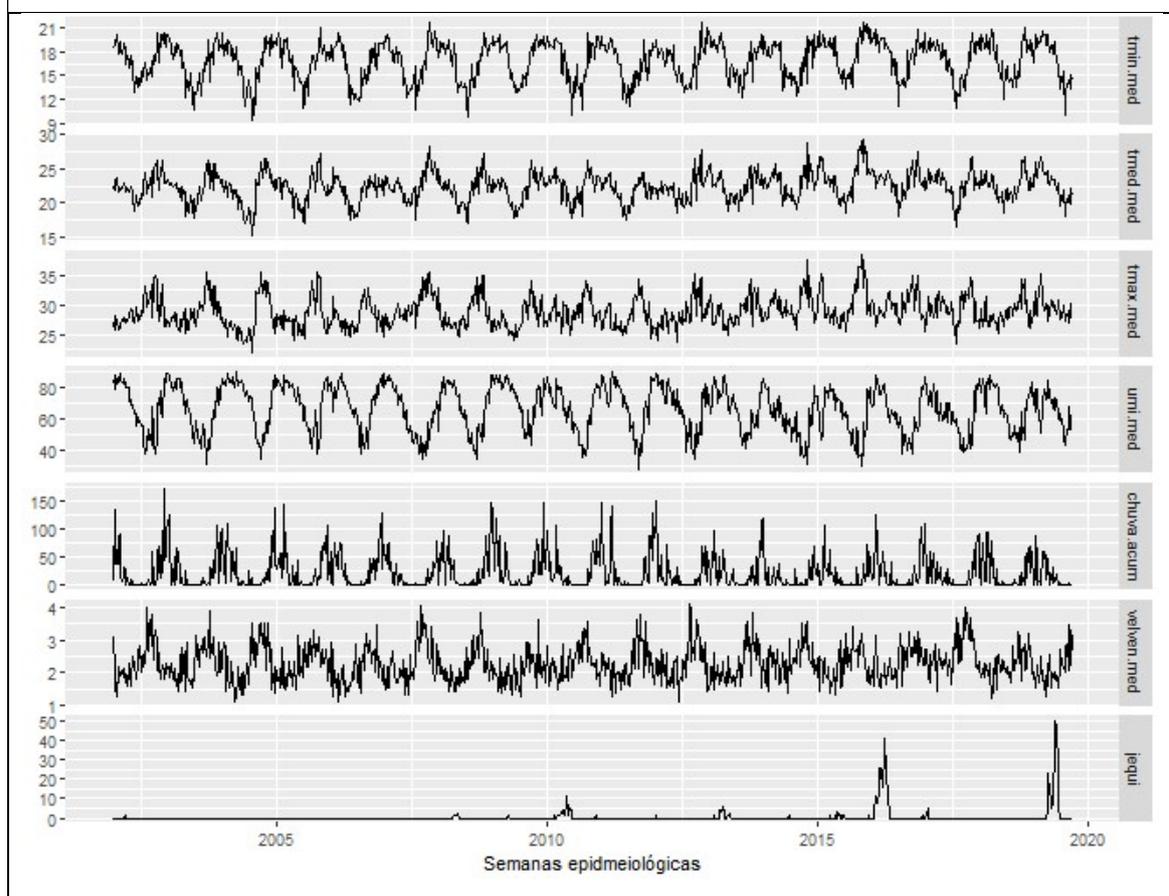
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

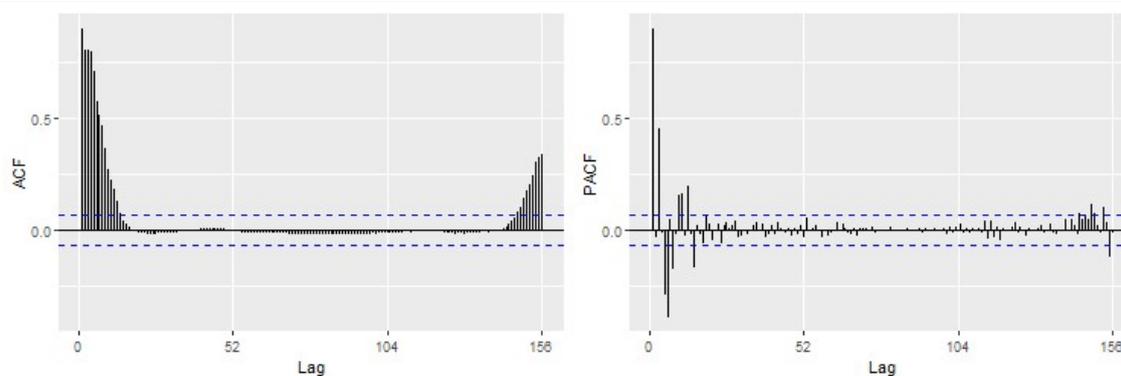
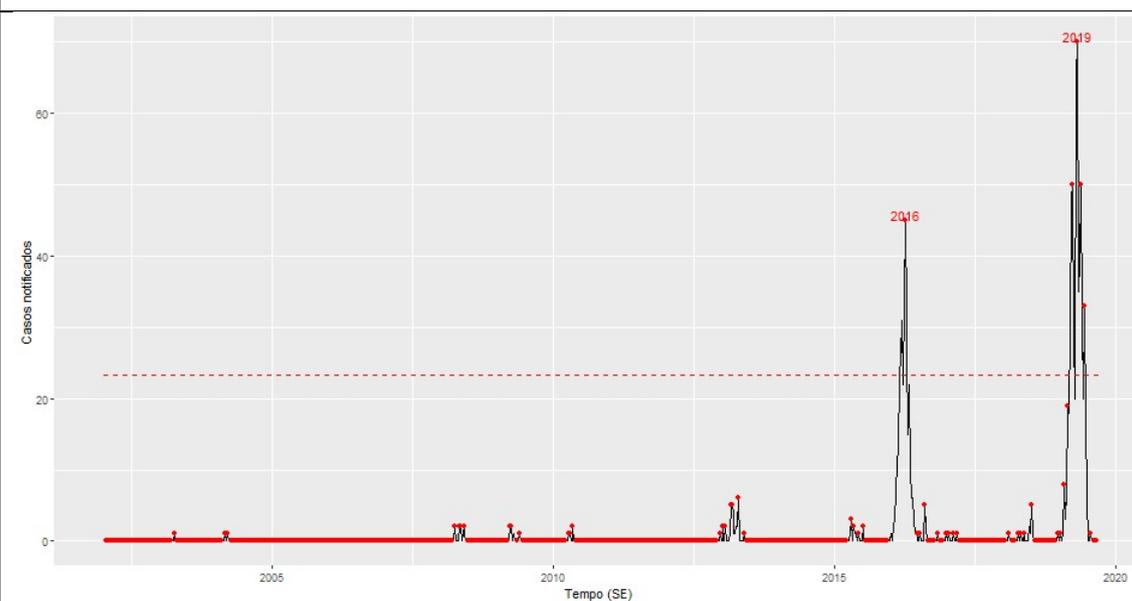


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

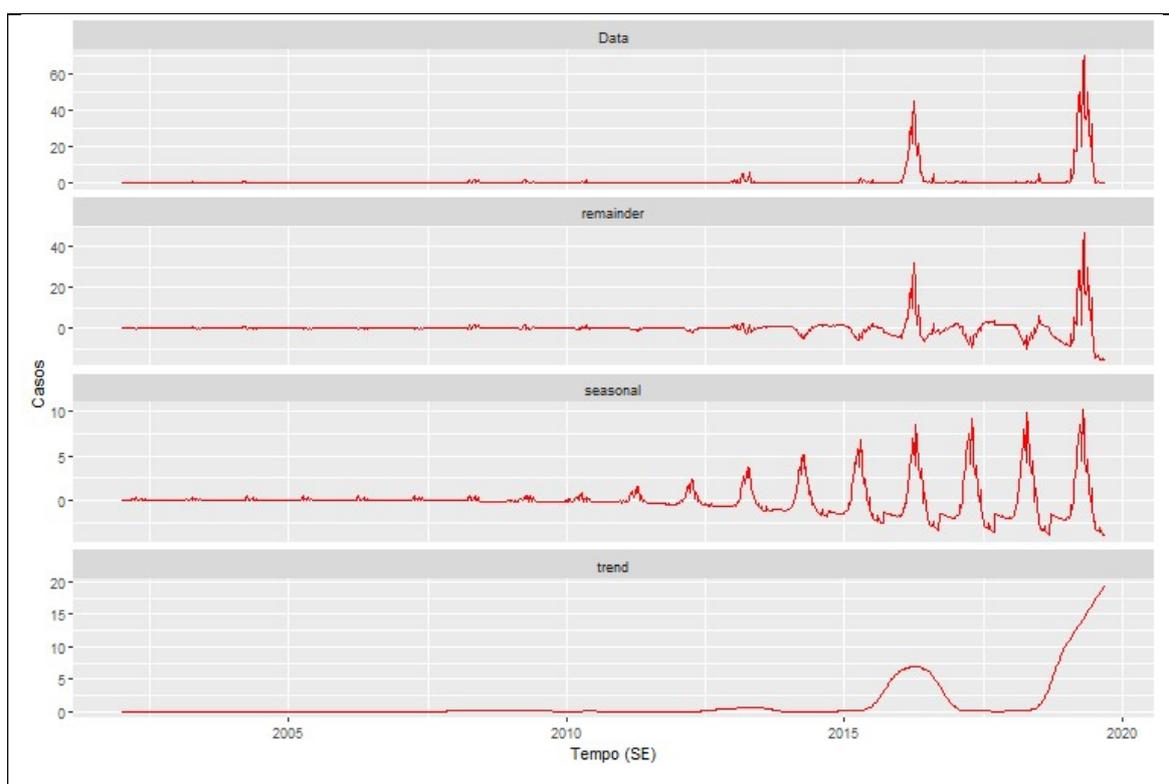


Quadro 25 - Figuras da análise de série temporal, município de Maravilhas, MG, 2002 a 2019.

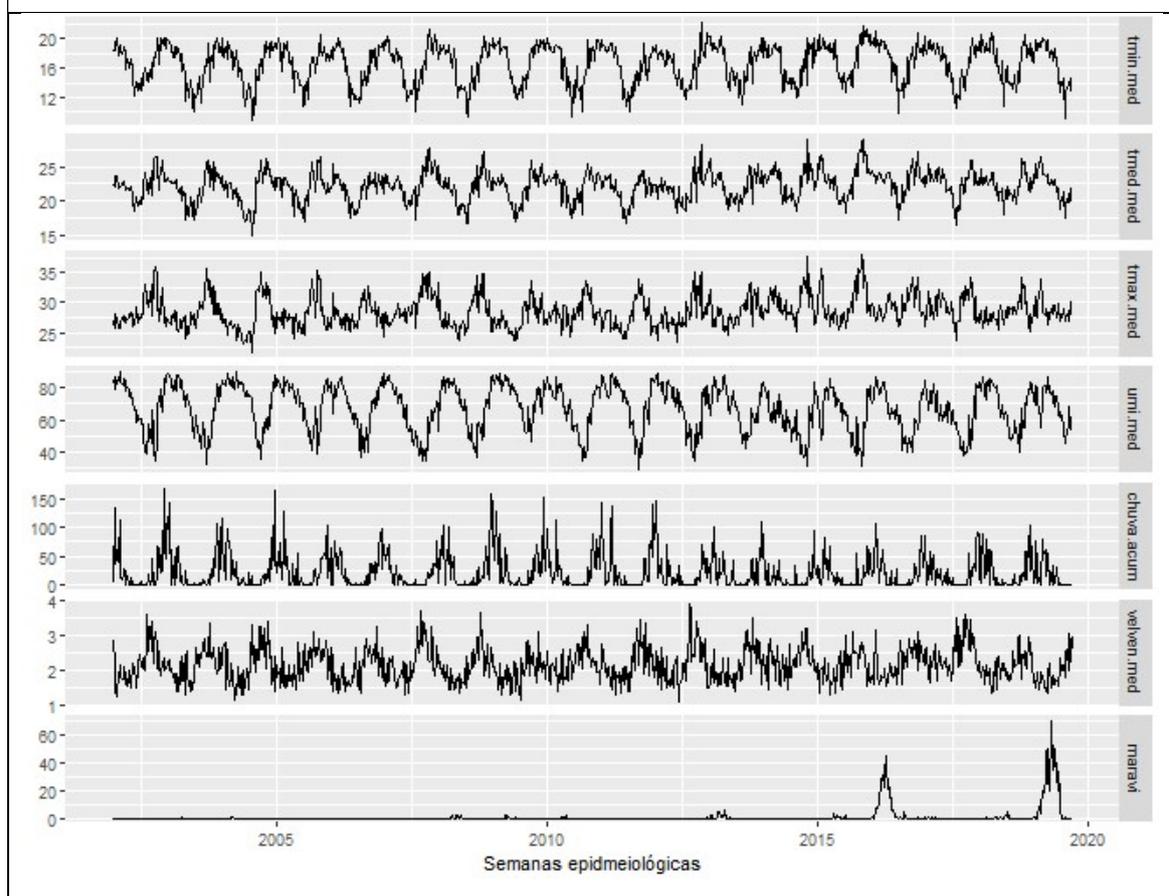
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

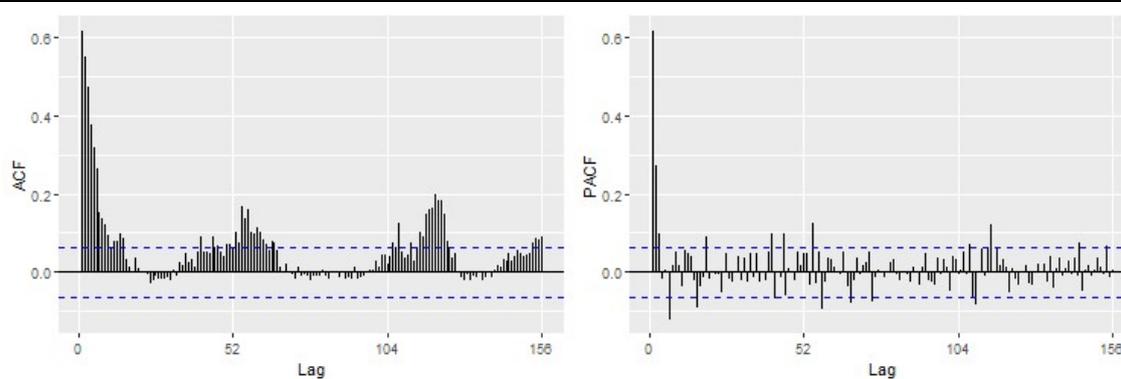
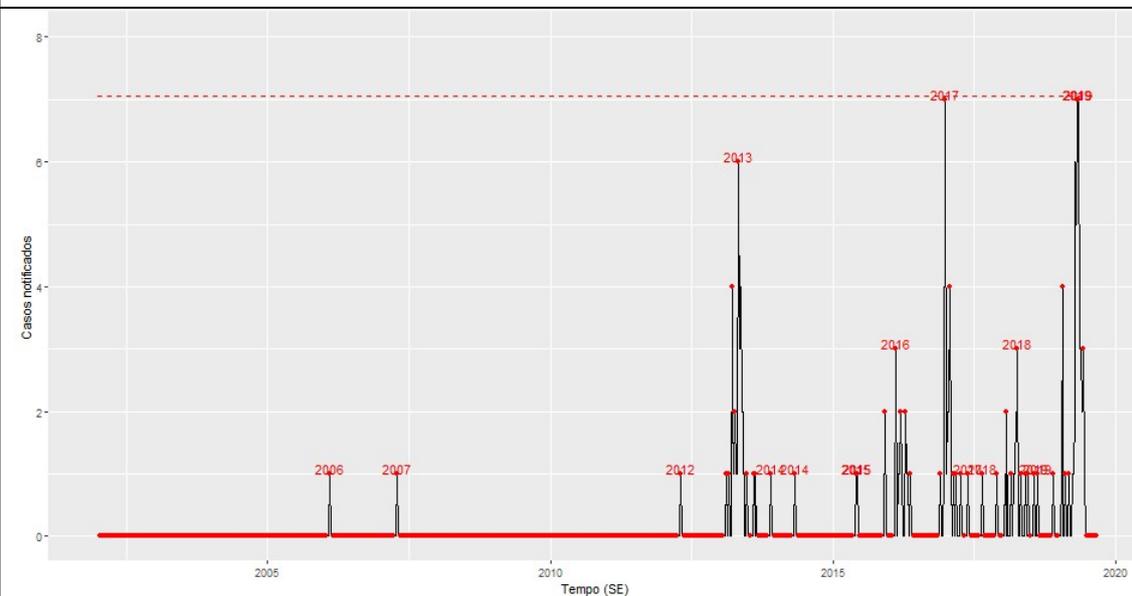


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

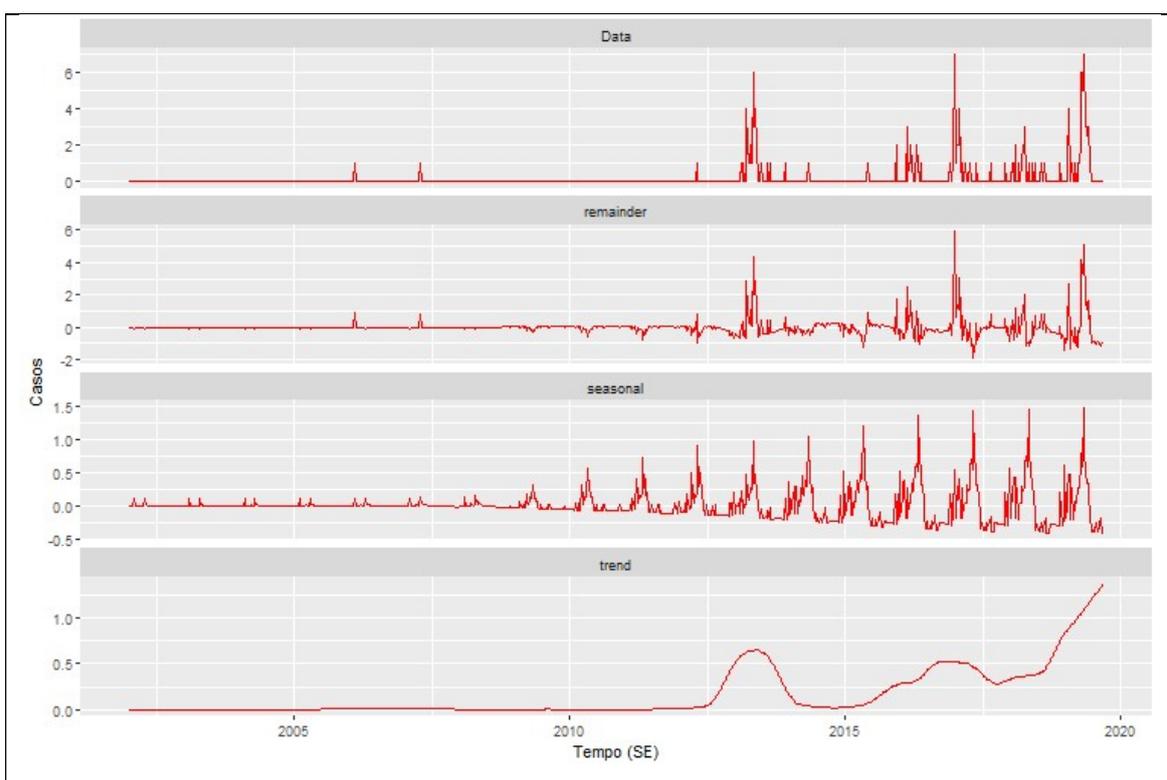


Quadro 26 - Figuras da análise de série temporal, município de Monjolos, MG, 2002 a 2019.

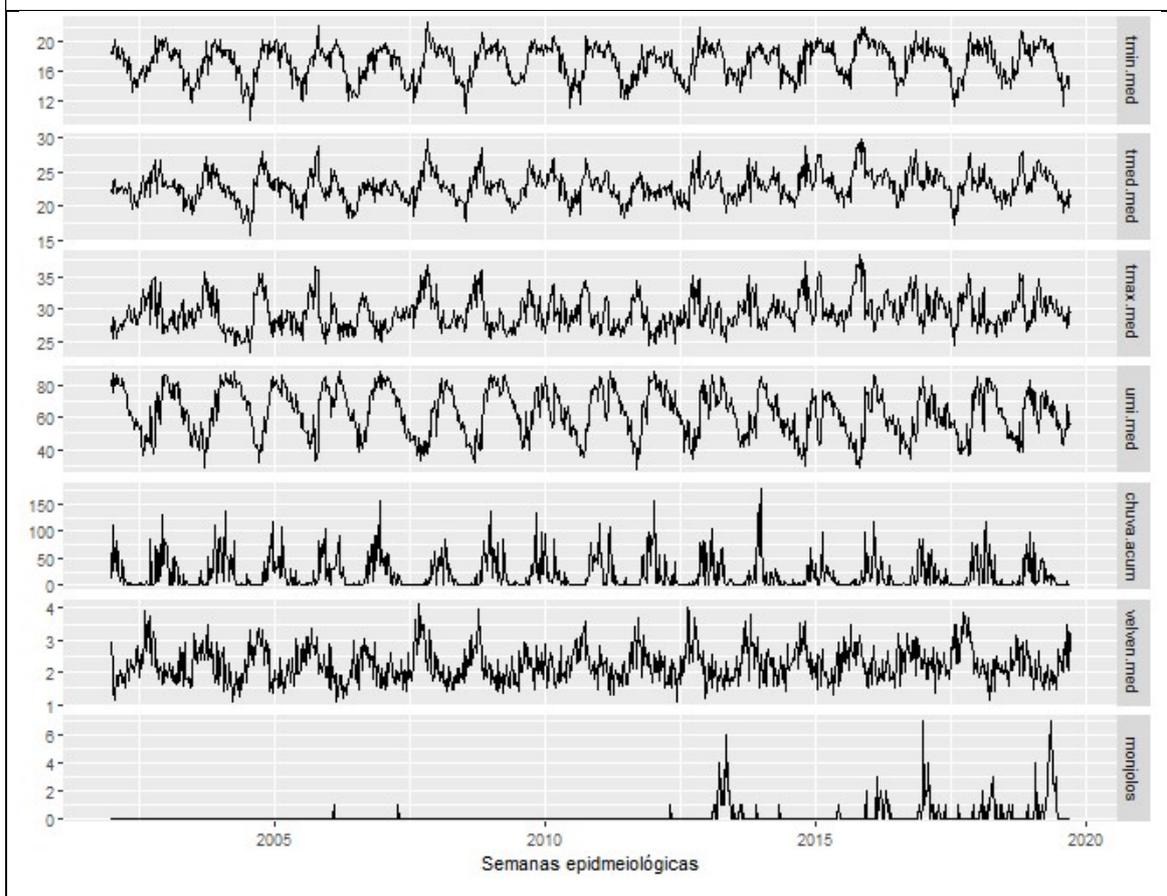
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

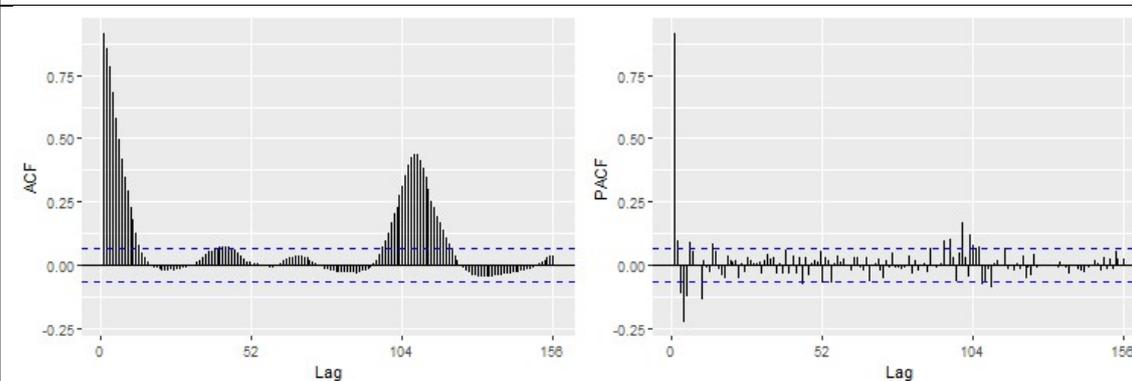
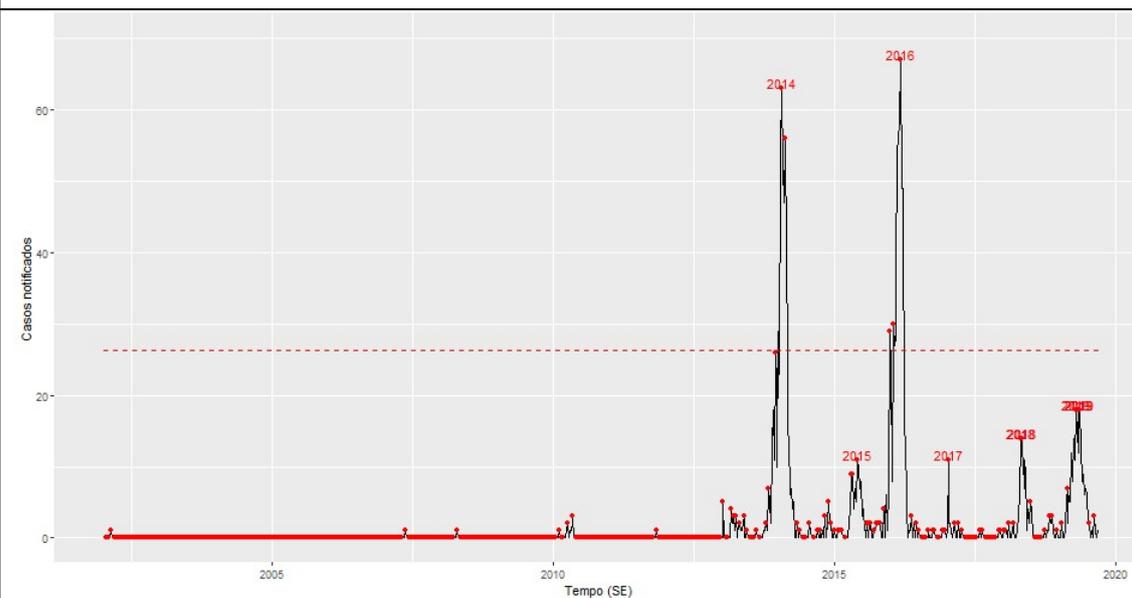


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

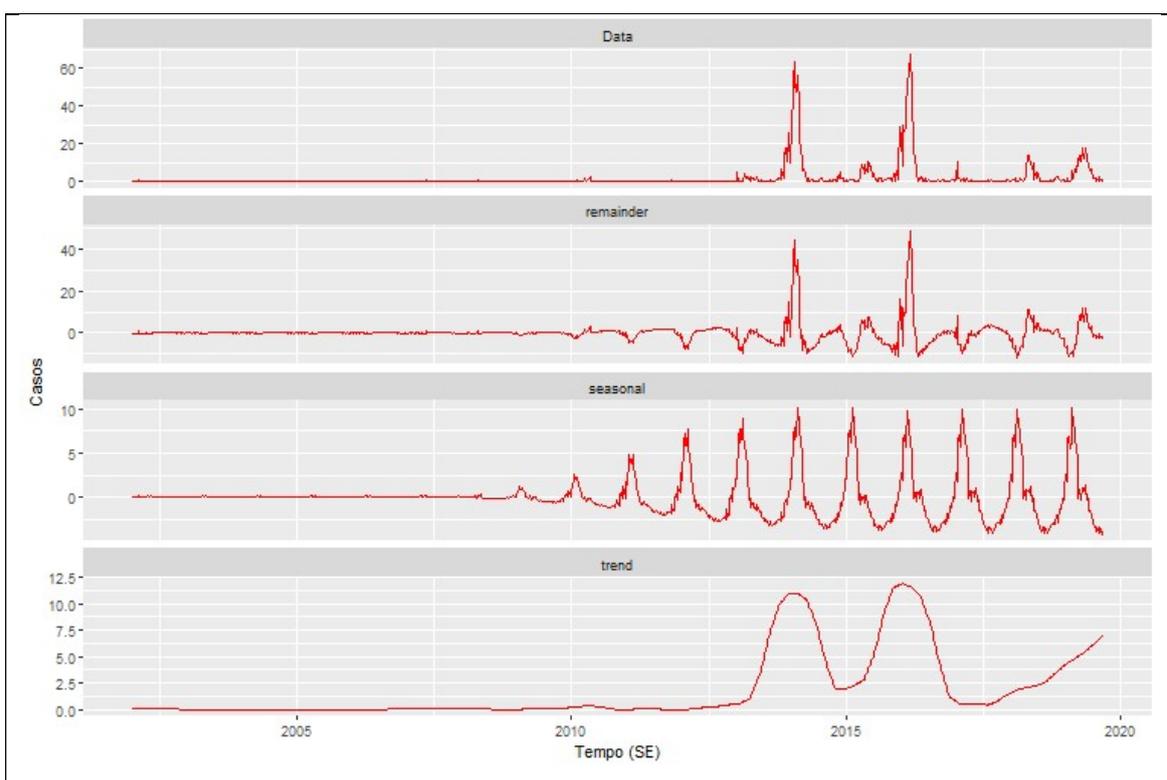


Quadro 27 - Figuras da análise de série temporal, município de Morada Nova de Minas, MG, 2002 a 2019.

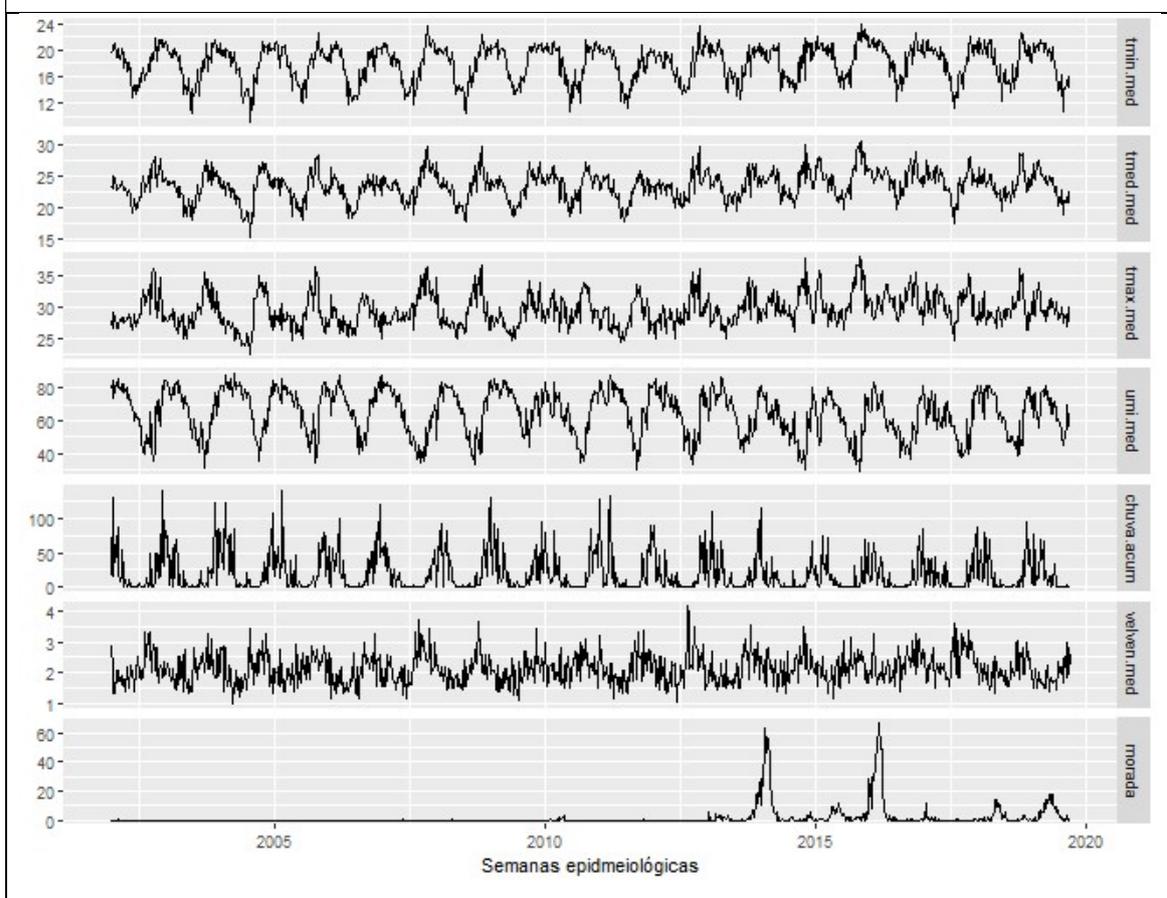
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

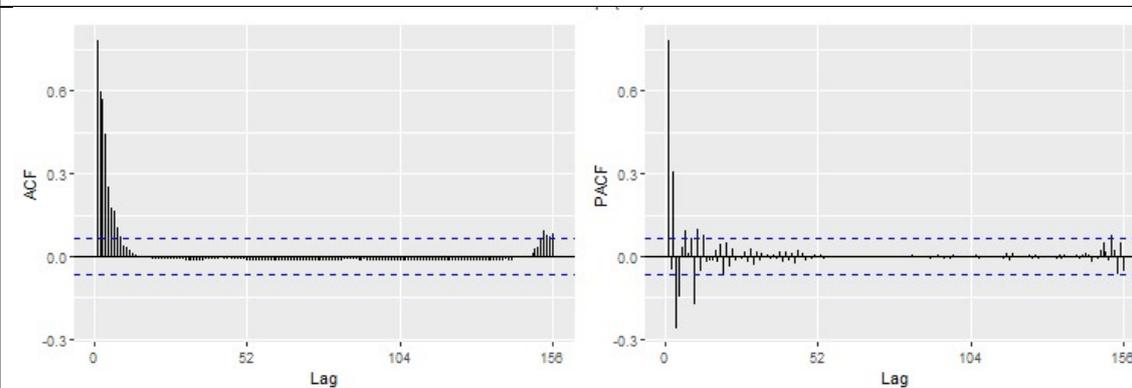
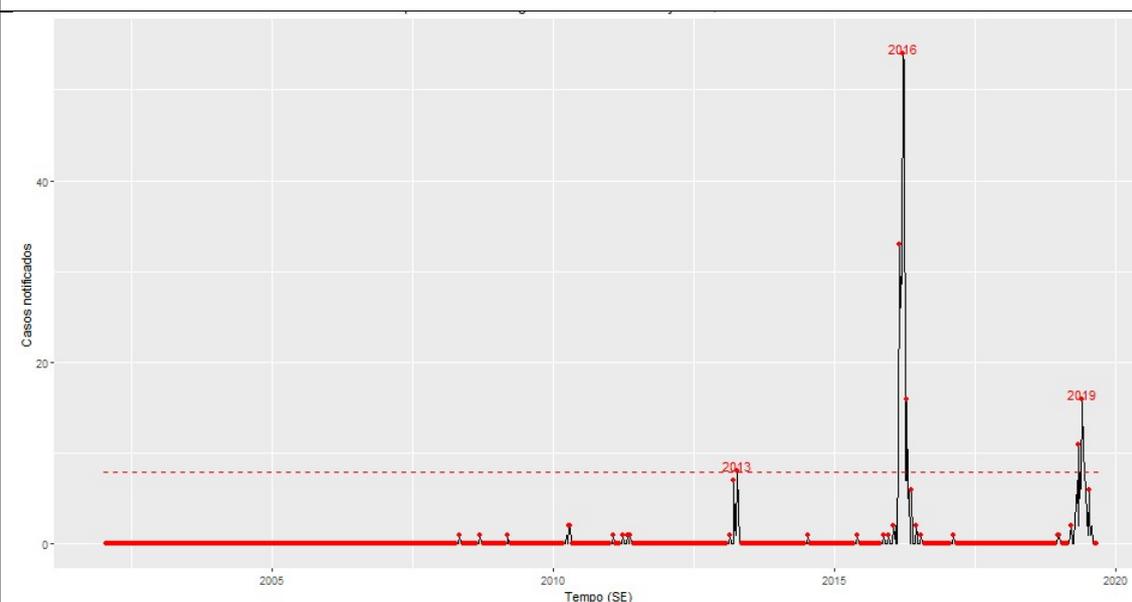


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

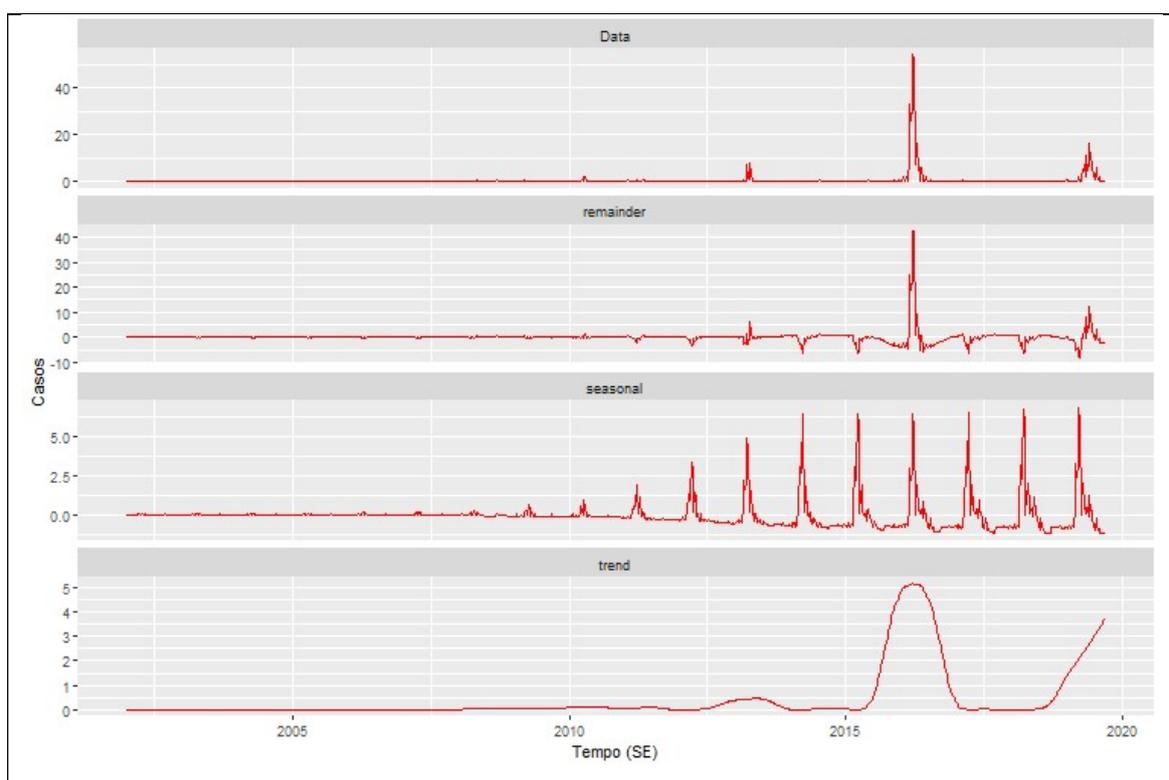


Quadro 28 - Figuras da análise de série temporal, município de Morro da Garça, MG, 2002 a 2019.

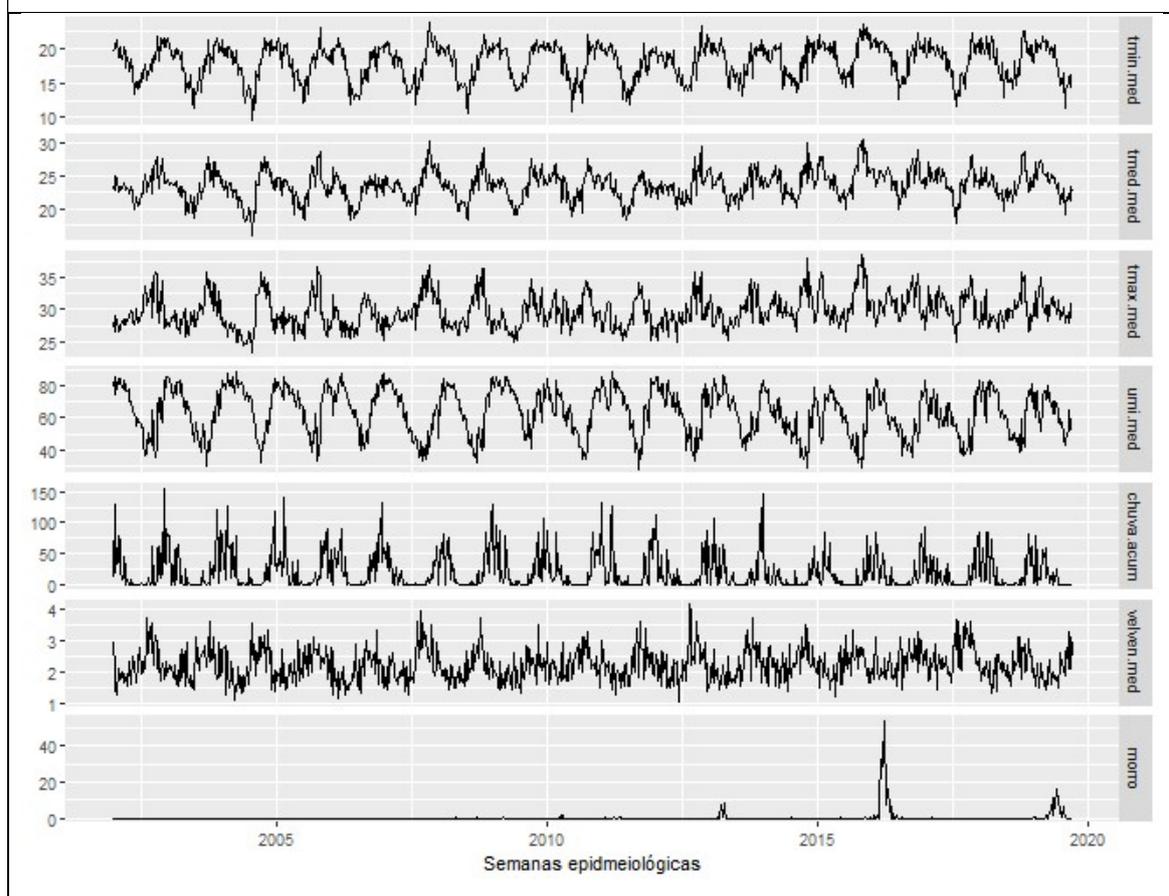
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

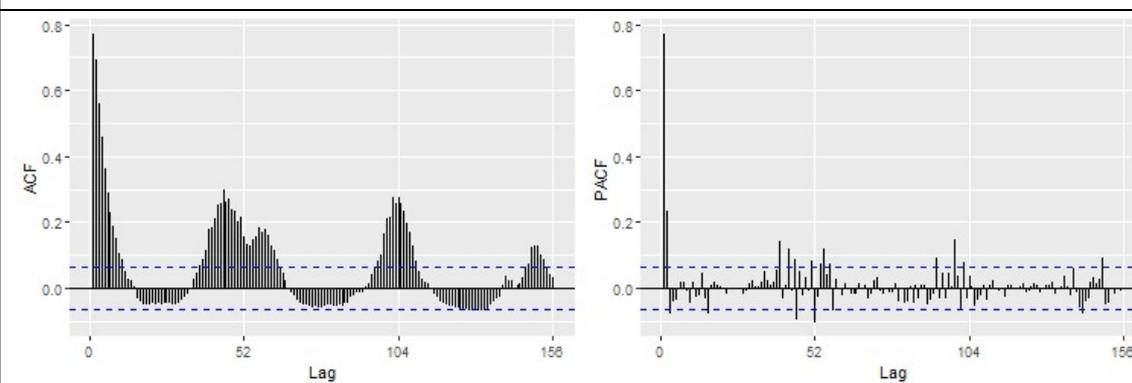
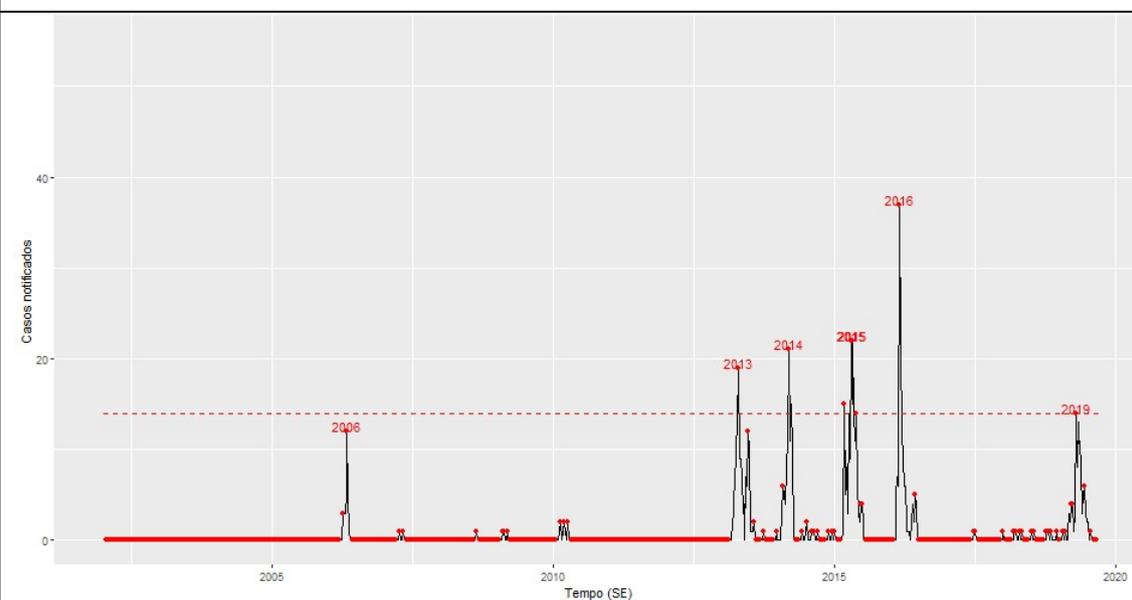


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

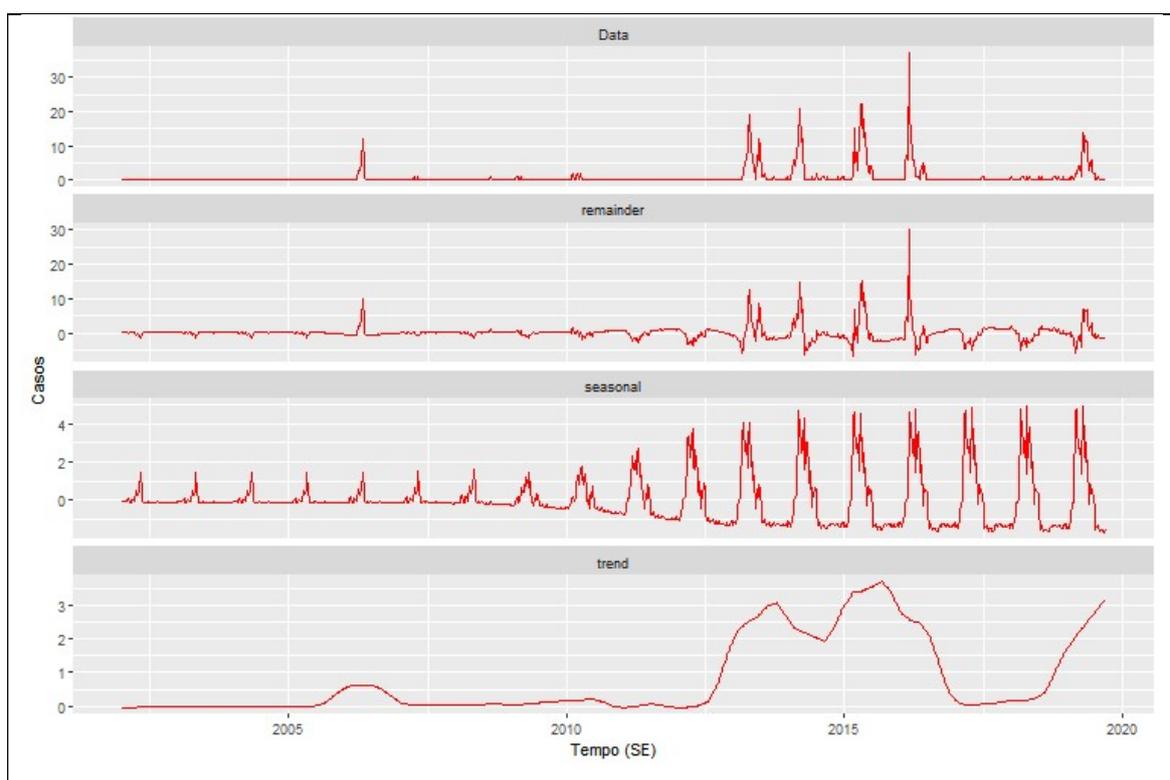


Quadro 29 - Figuras da análise de série temporal, município de Paineiras, MG, 2002 a 2019.

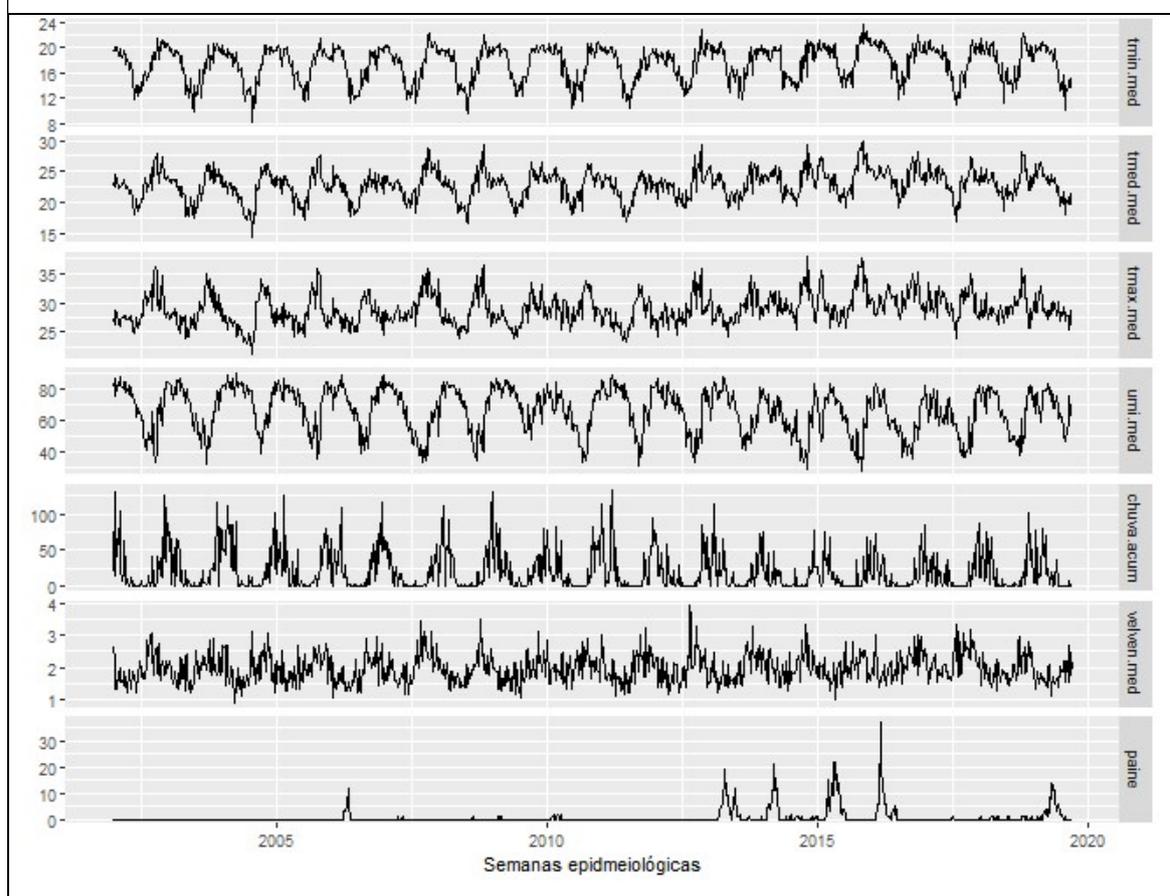
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

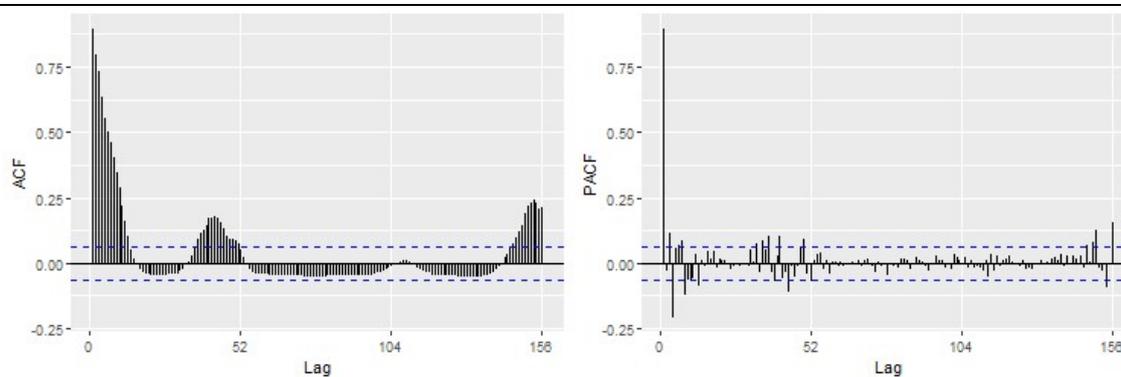
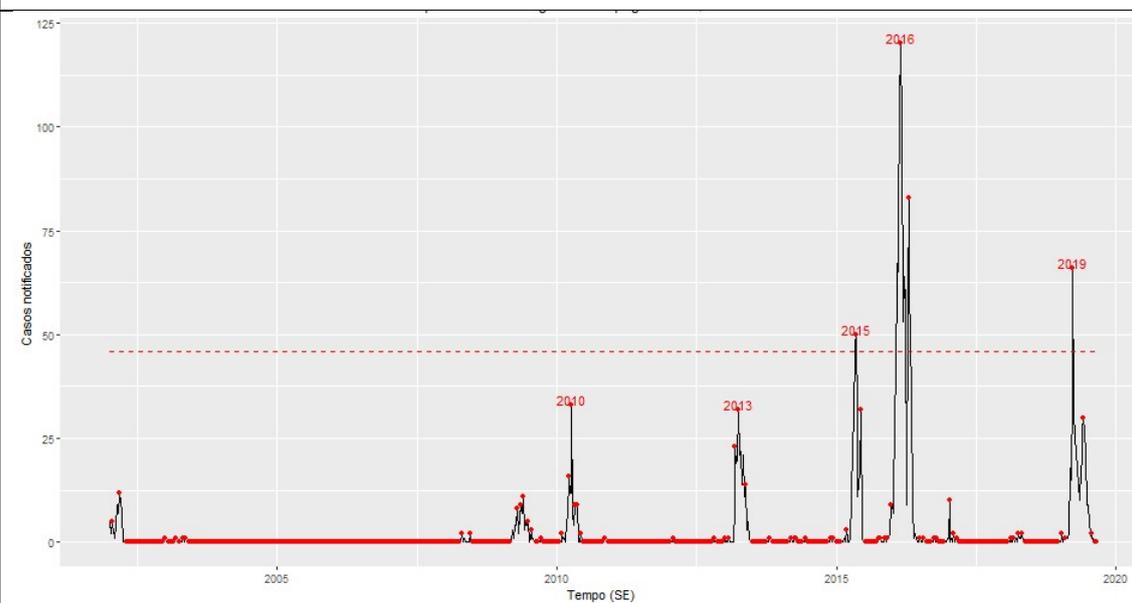


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

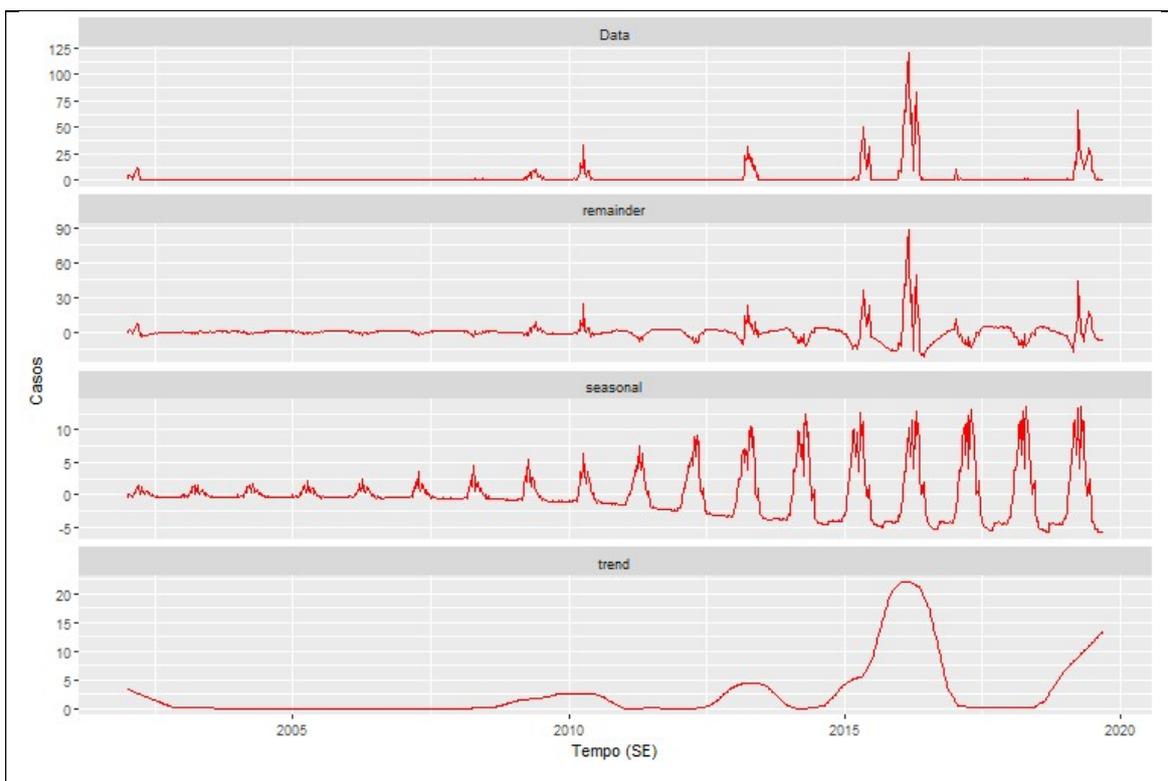


Quadro 30 - Figuras da análise de série temporal, município de Papagaios, MG, 2002 a 2019.

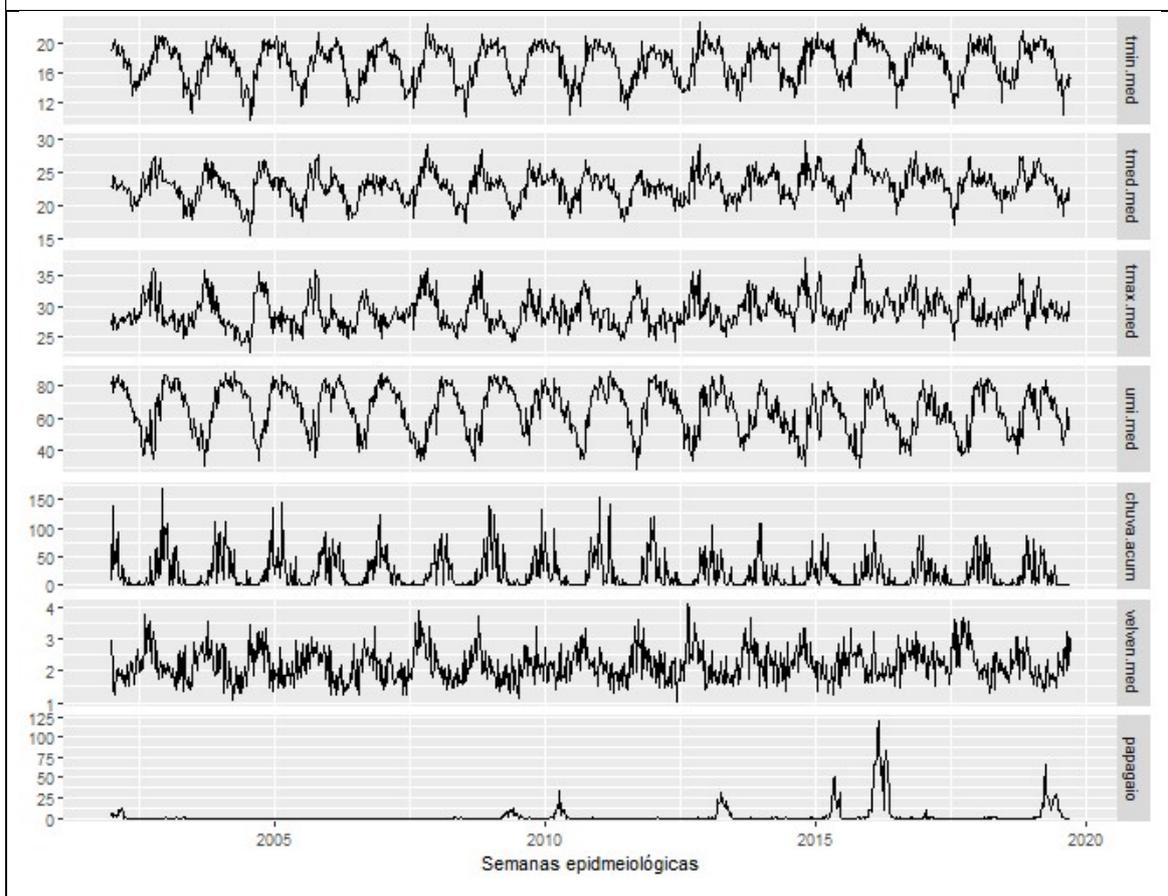
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

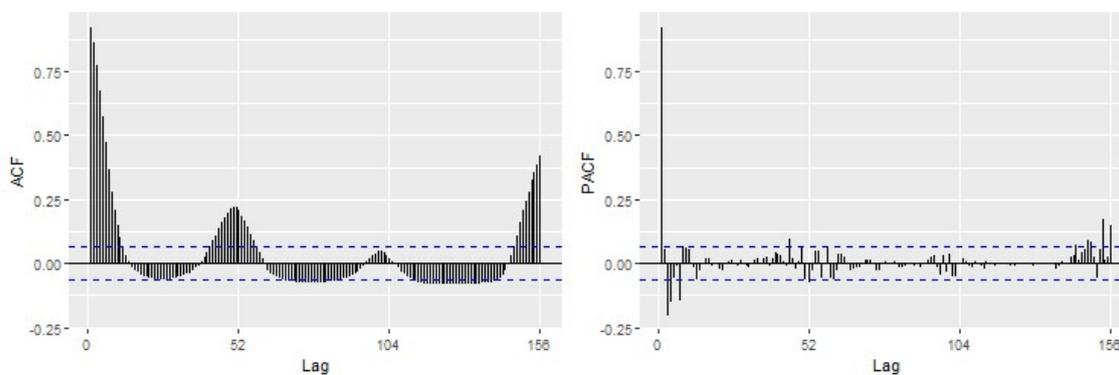
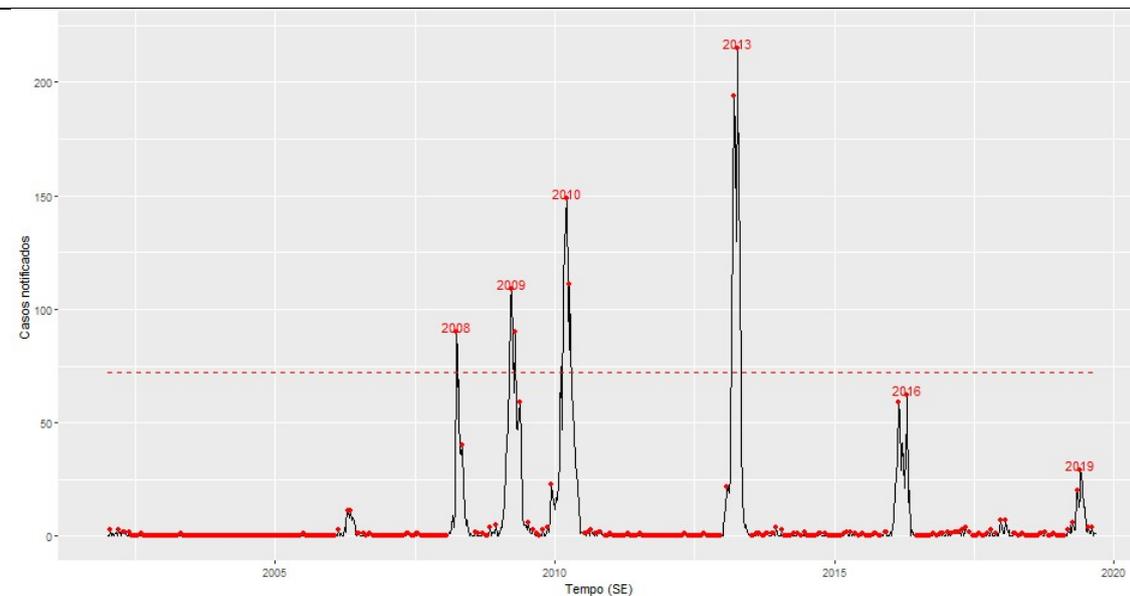


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

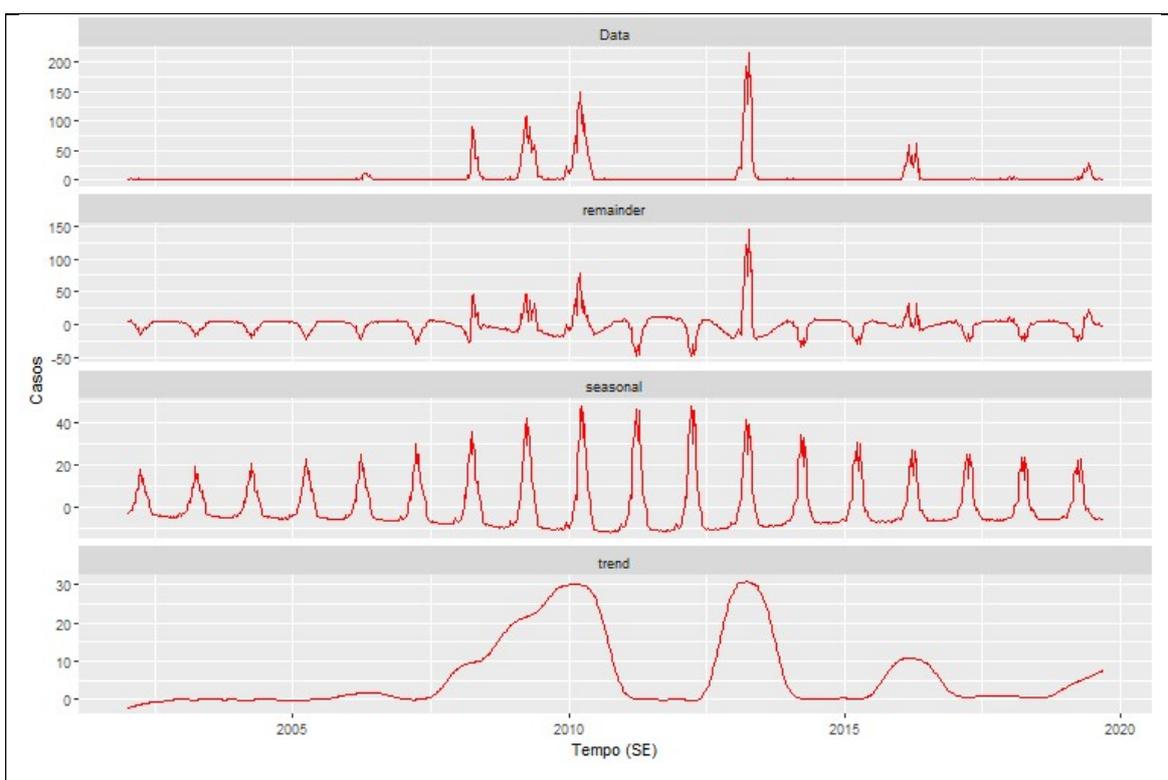


Quadro 31 - Figuras da análise de série temporal, município de Paraopeba, MG, 2002 a 2019.

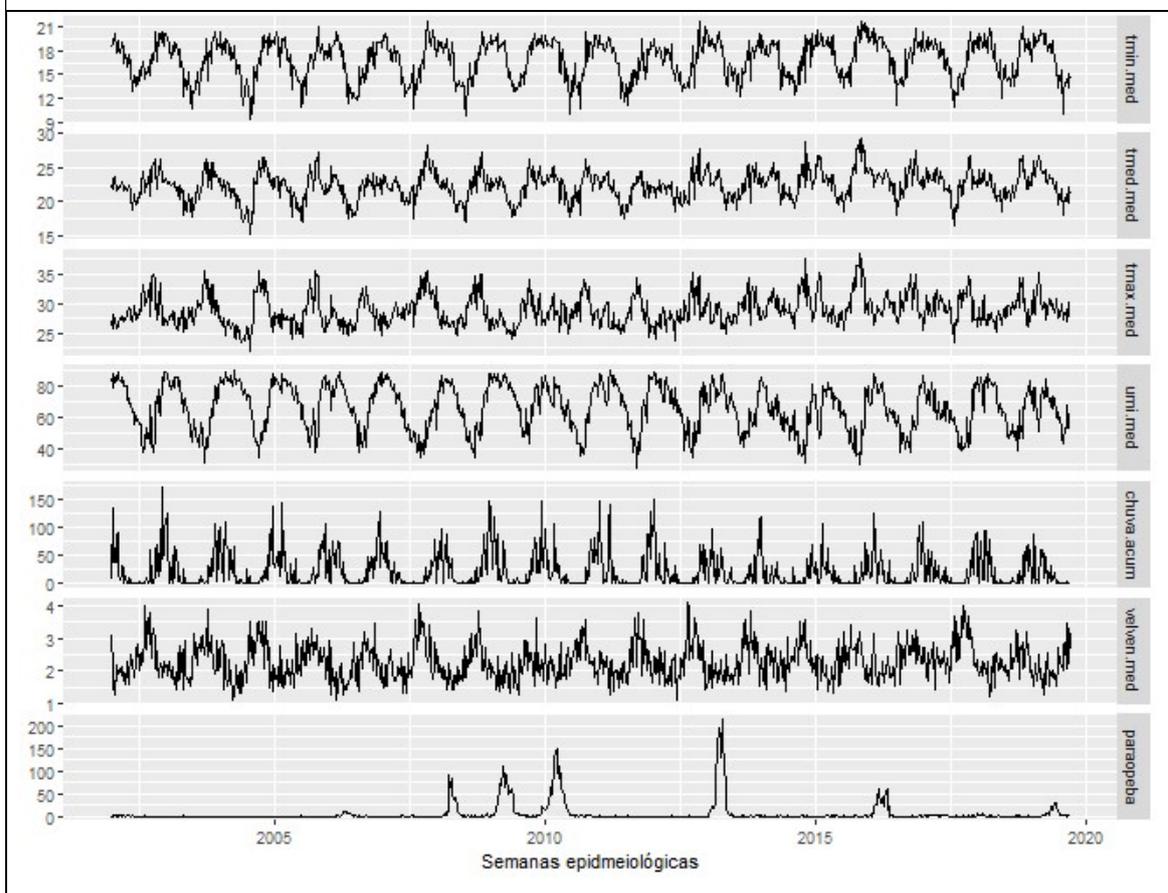
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

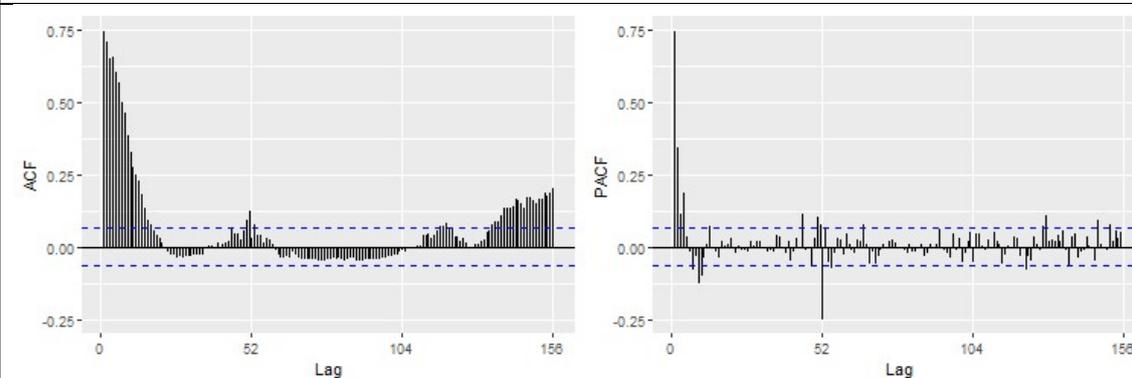
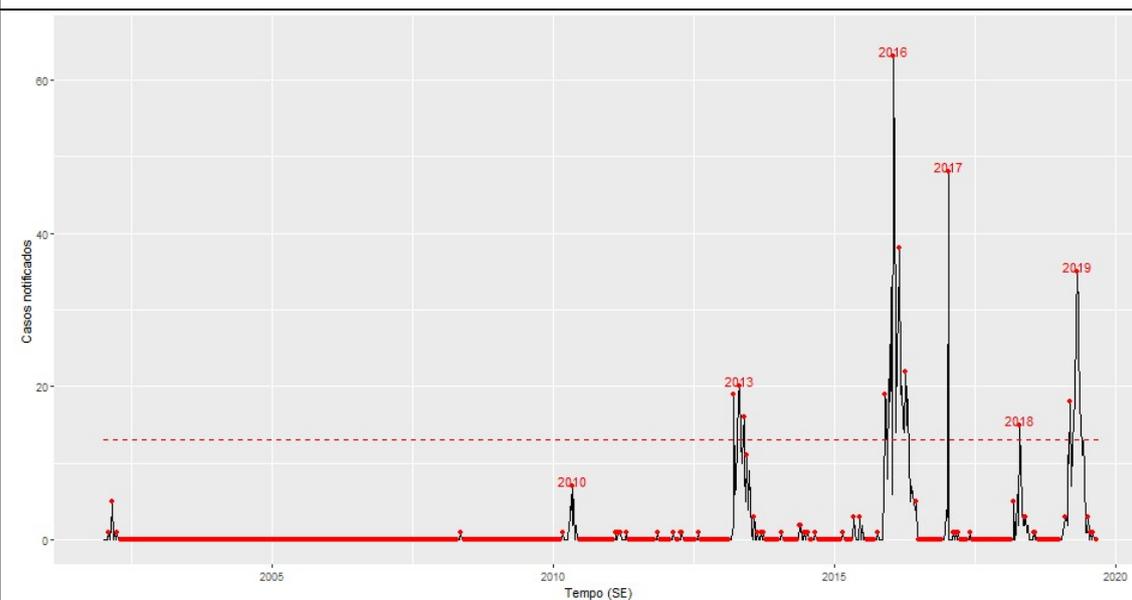


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

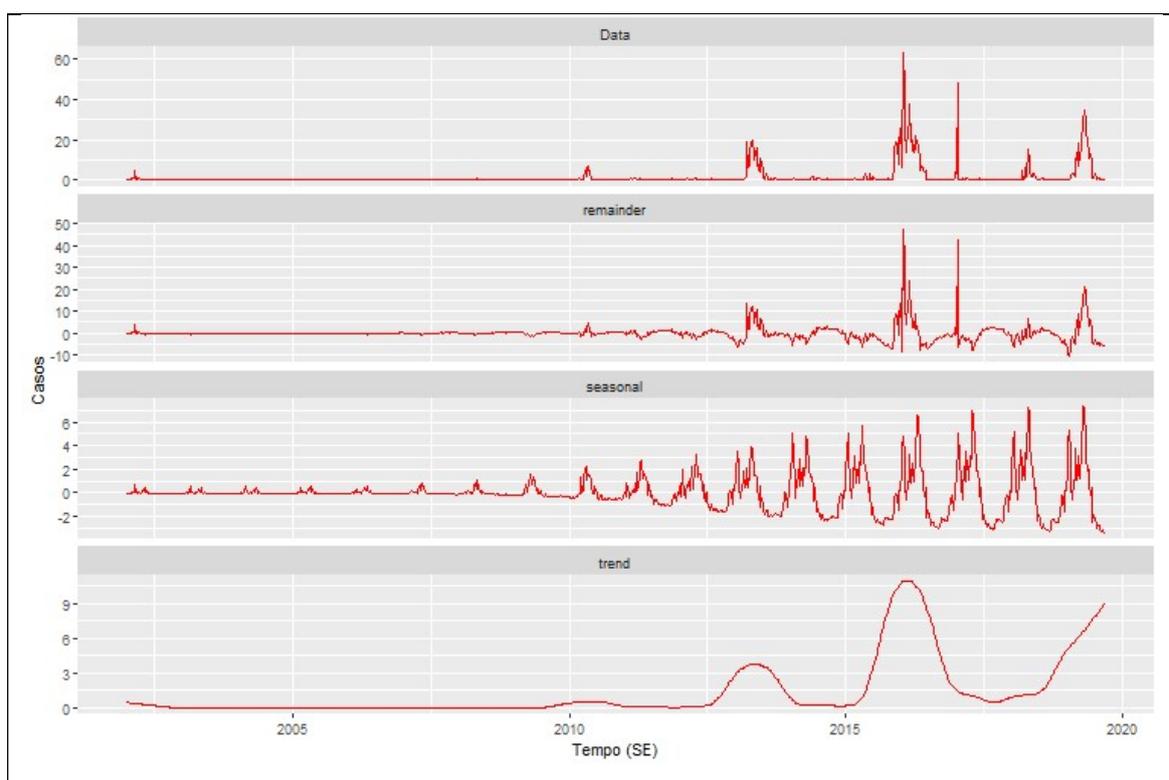


Quadro 32 - Figuras da análise de série temporal, município de Pequi, MG, 2002 a 2019.

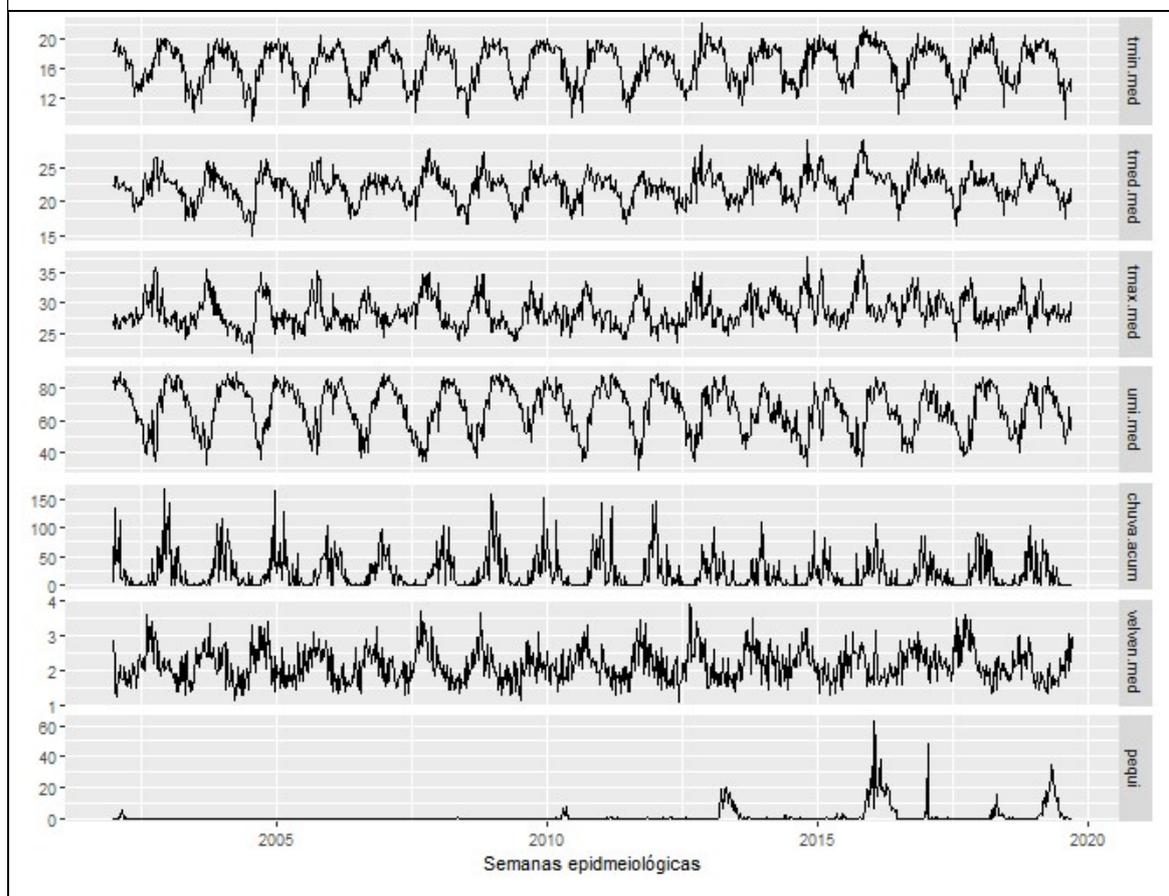
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

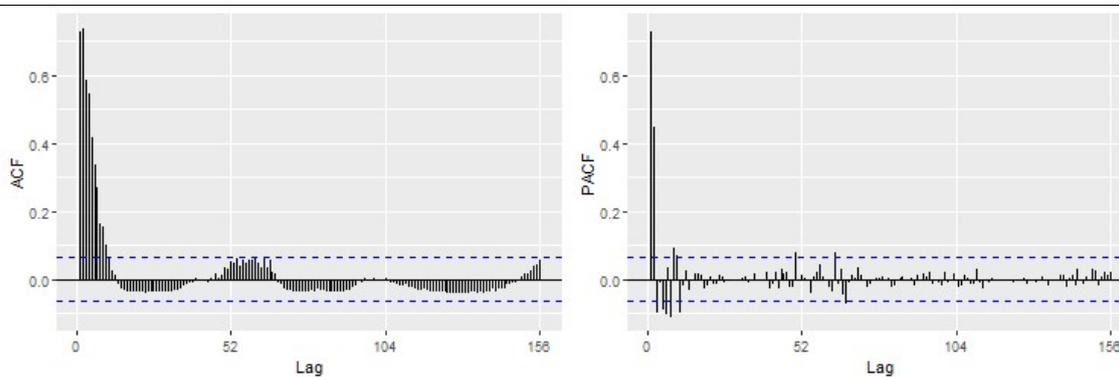
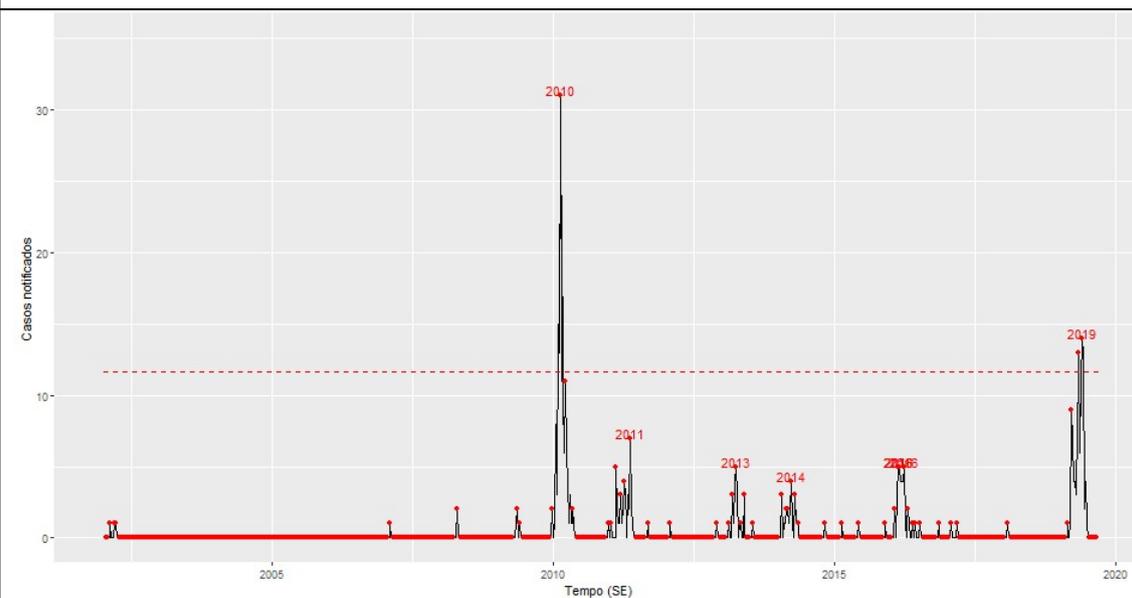


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

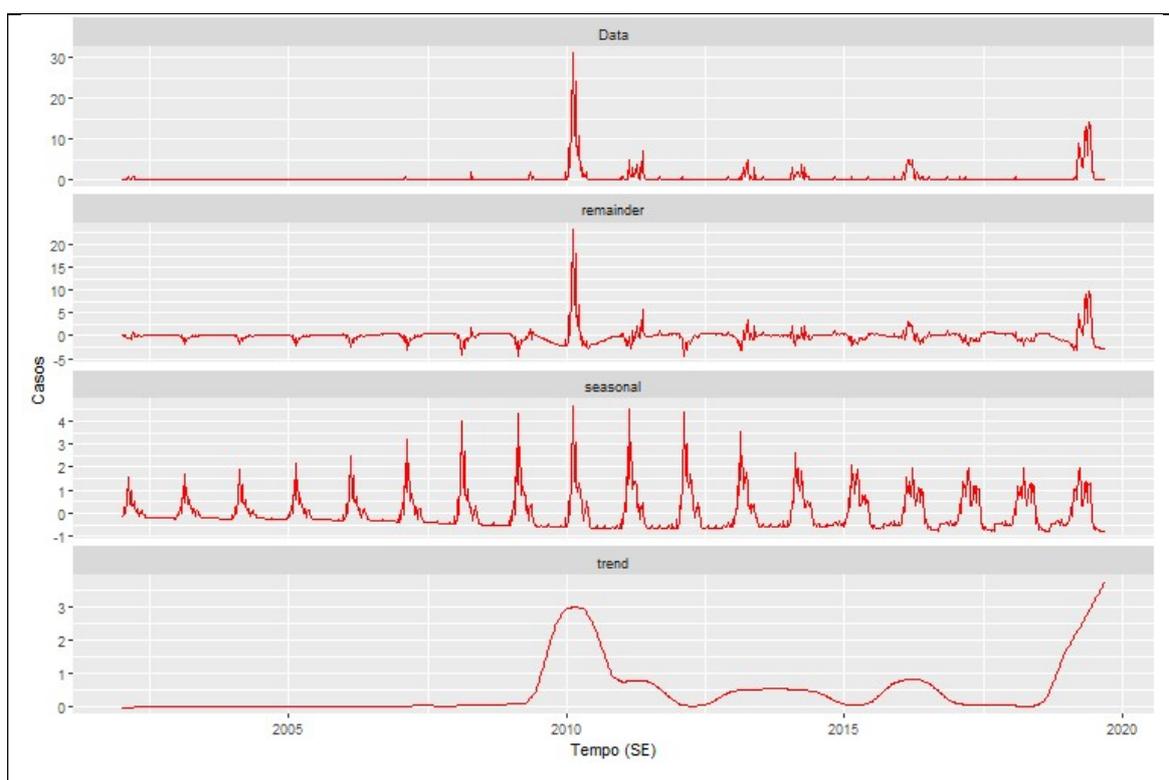


Quadro 33 - Figuras da análise de série temporal, município de Presidente Juscelino, MG, 2002 a 2019.

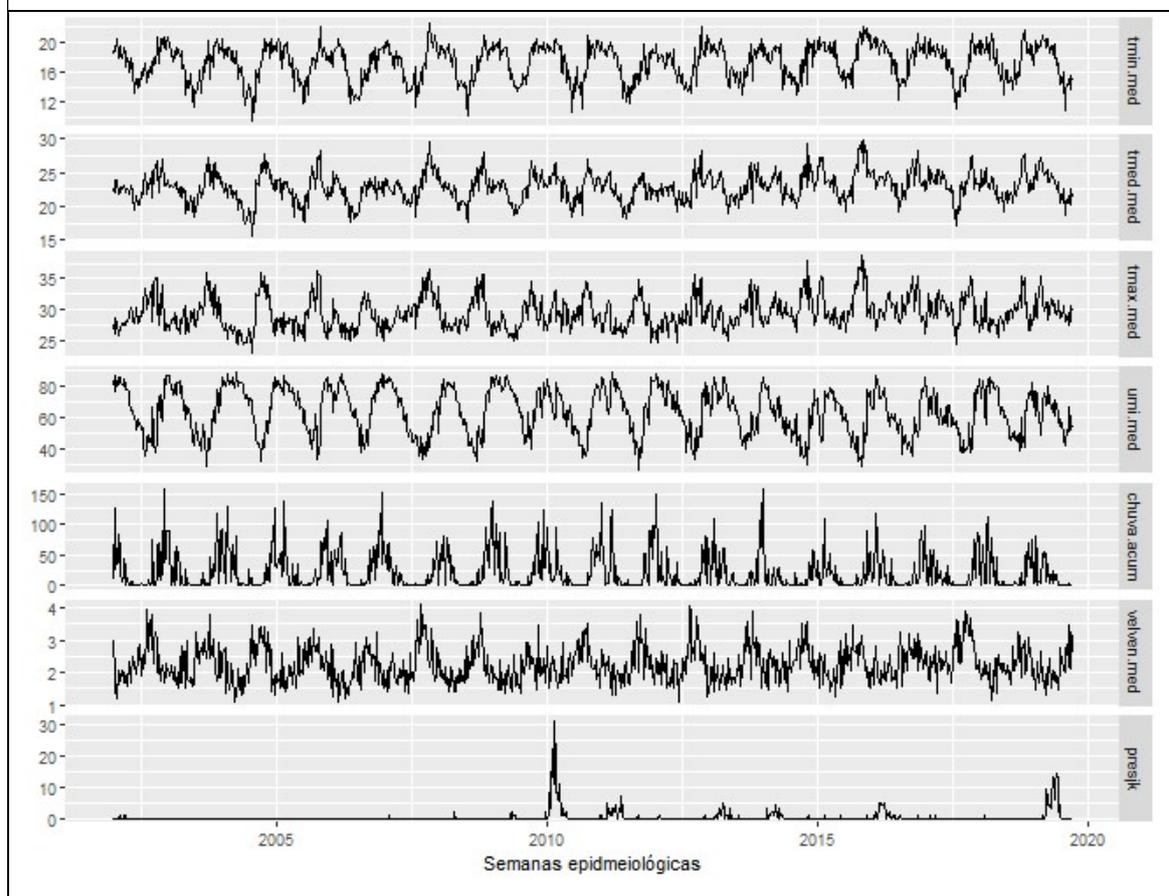
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

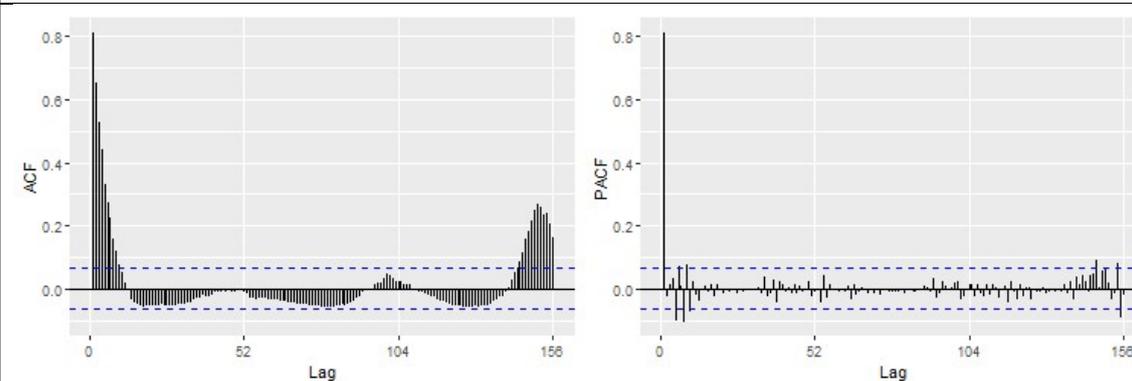
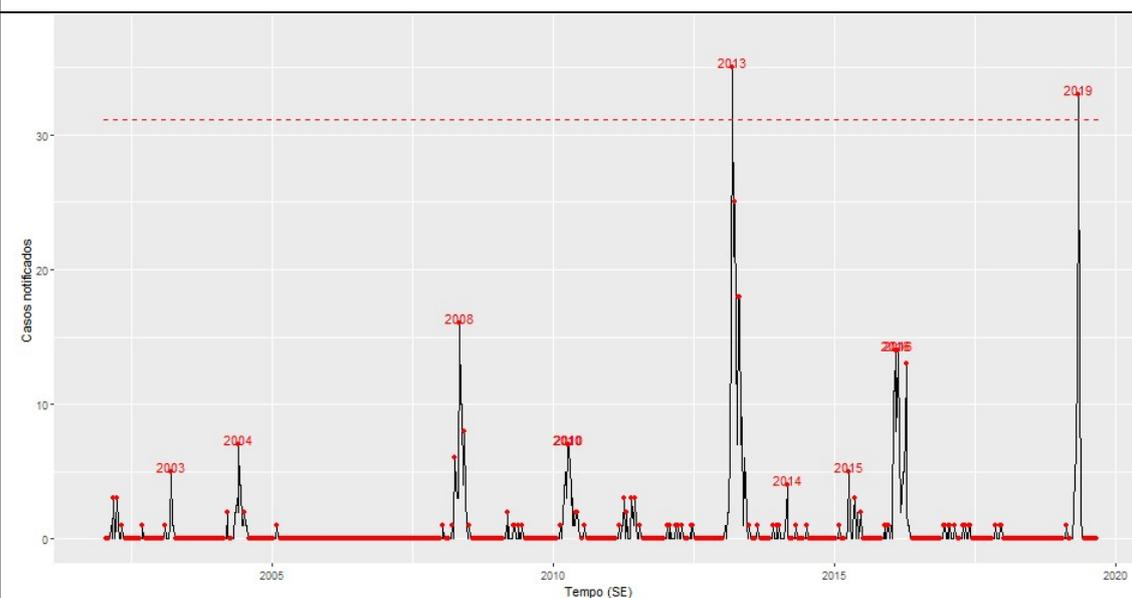


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

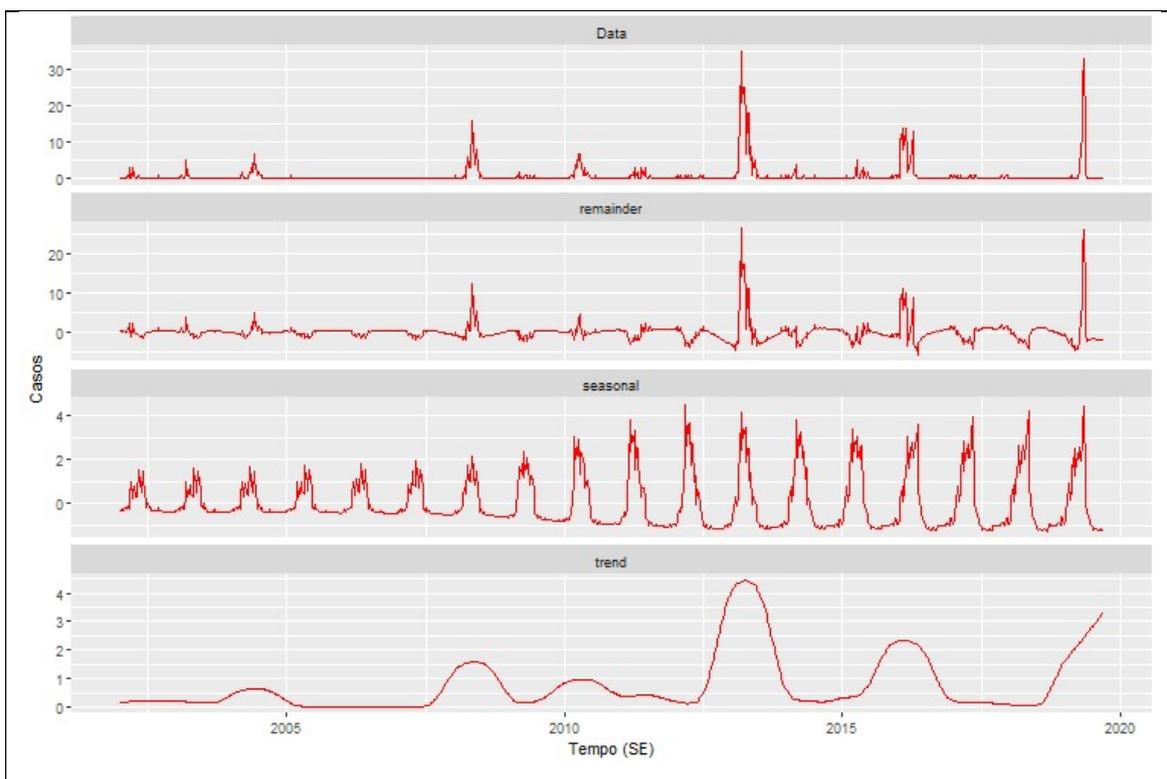


Quadro 34 - Figuras da análise de série temporal, município de Prudente de Moraes, MG, 2002 a 2019.

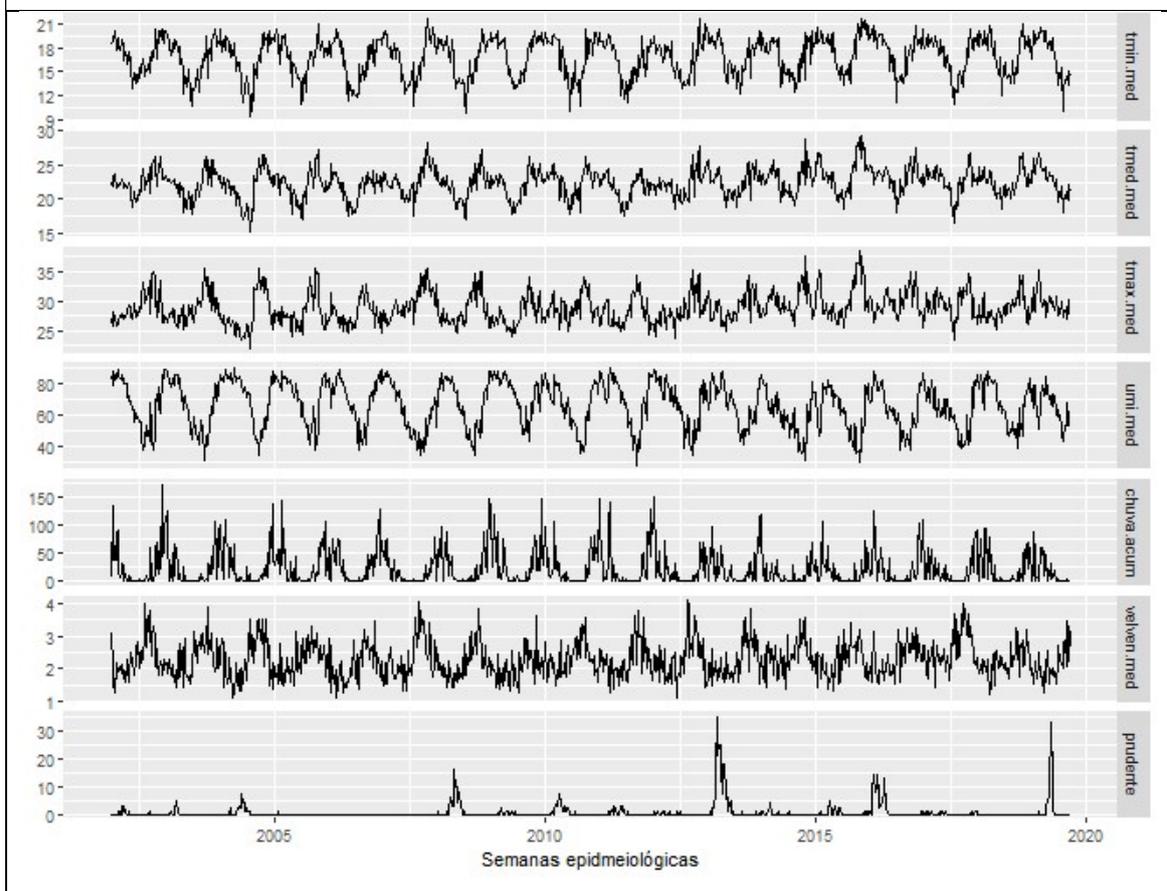
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

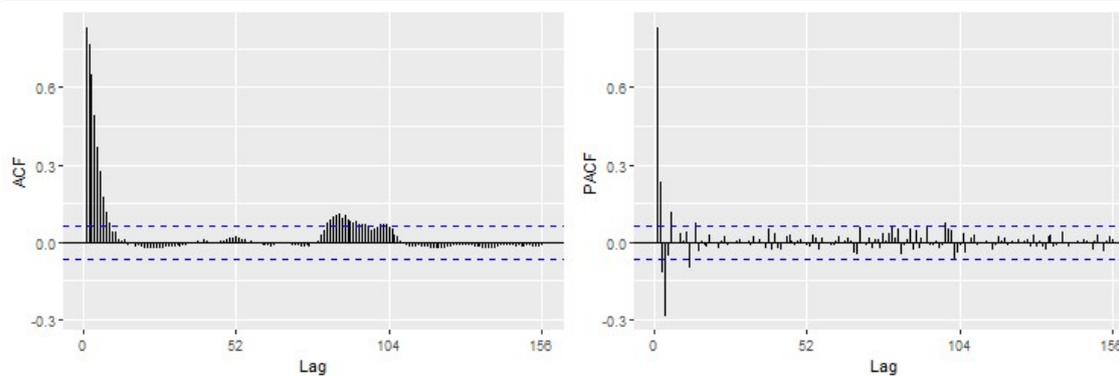
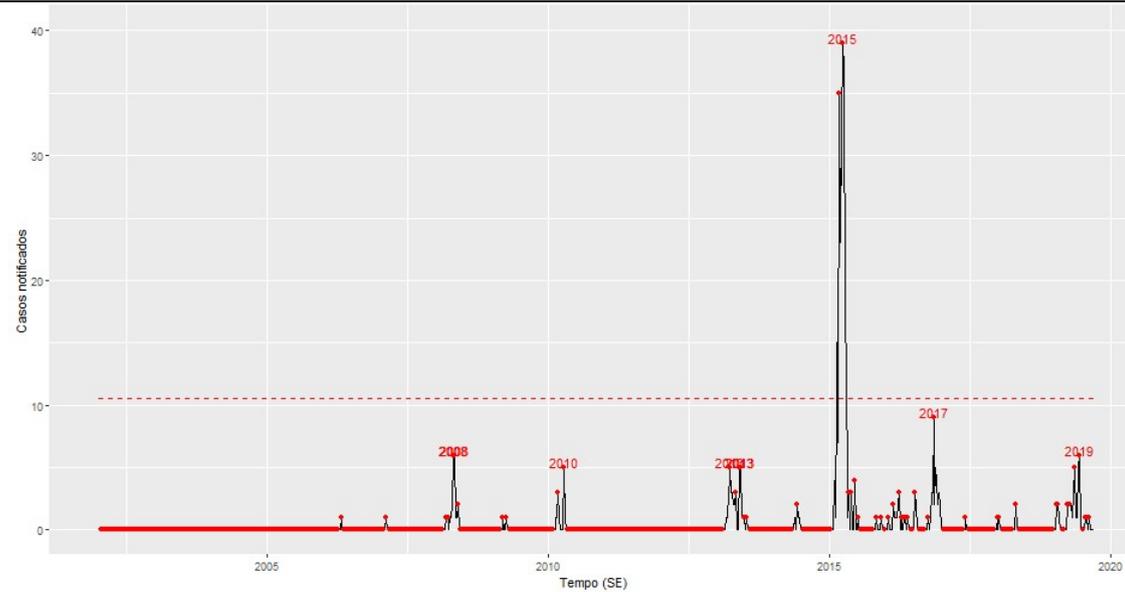


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

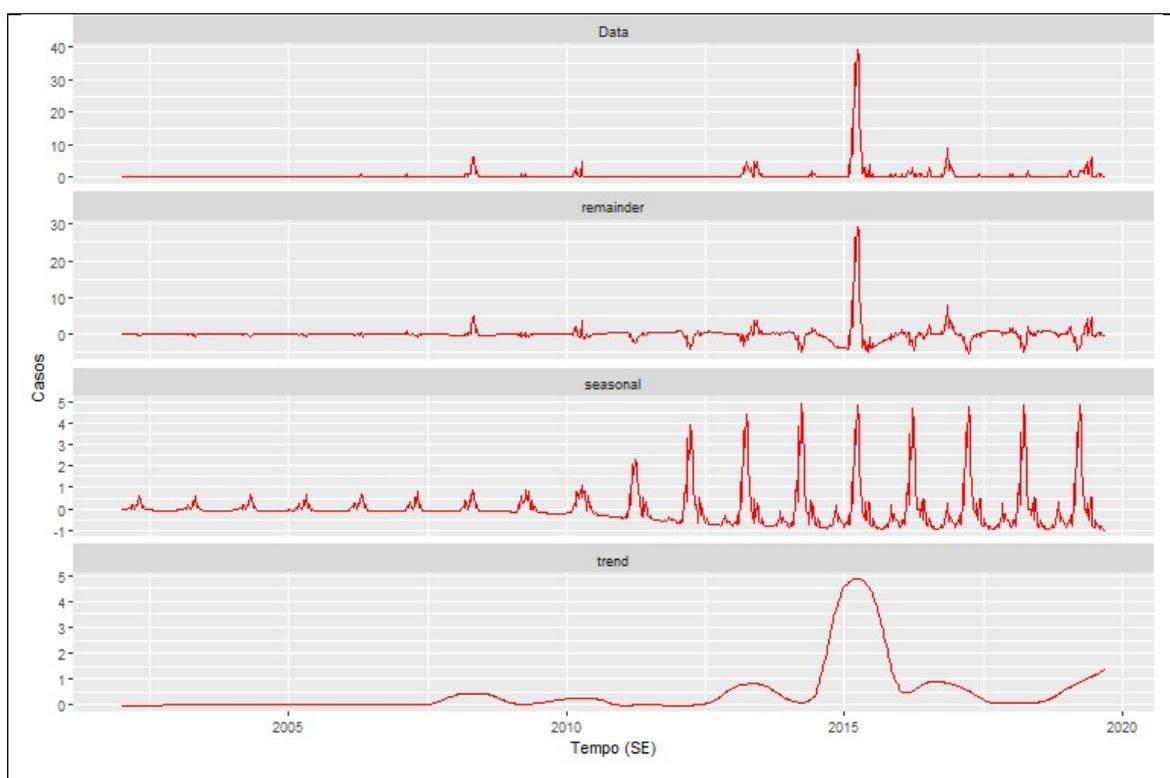


Quadro 35- Figuras da análise de série temporal, município de Quartel Geral, MG, 2002 a 2019.

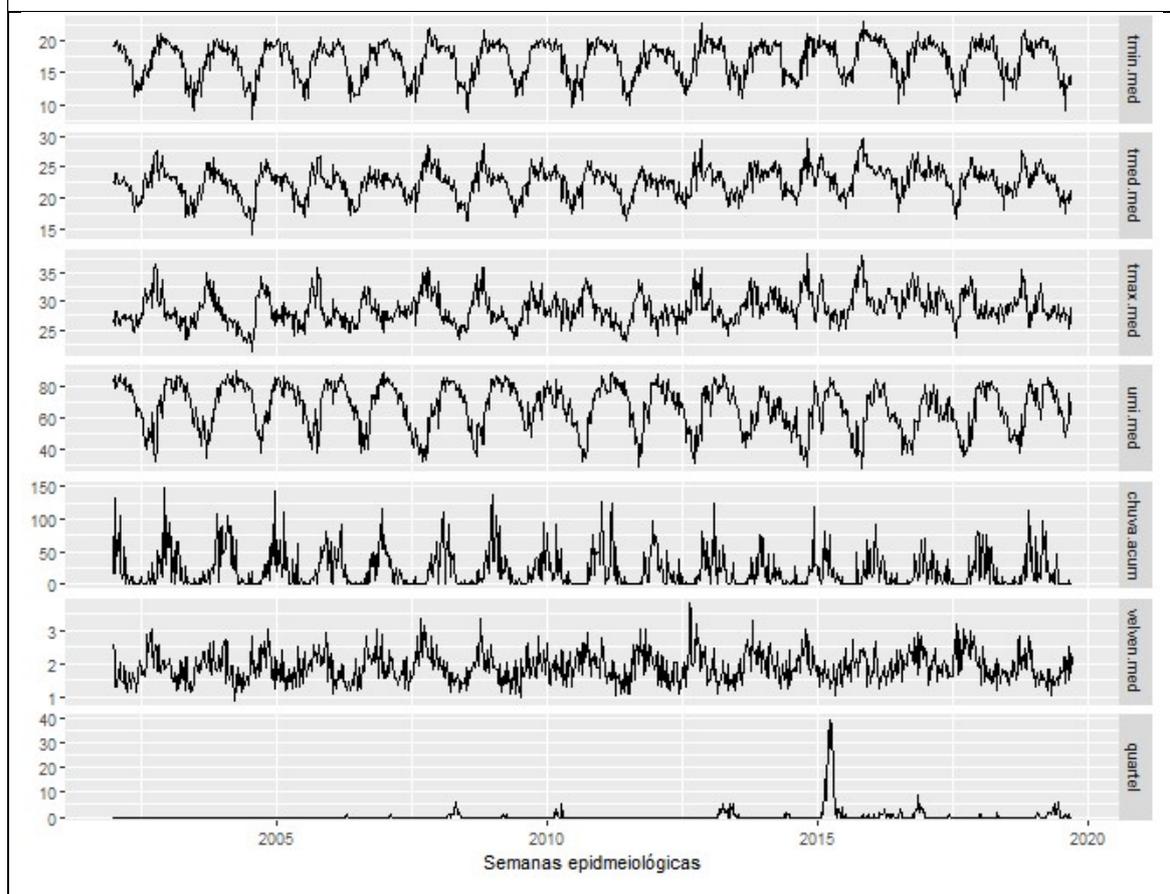
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



Decomposição da série temporal (método STL).

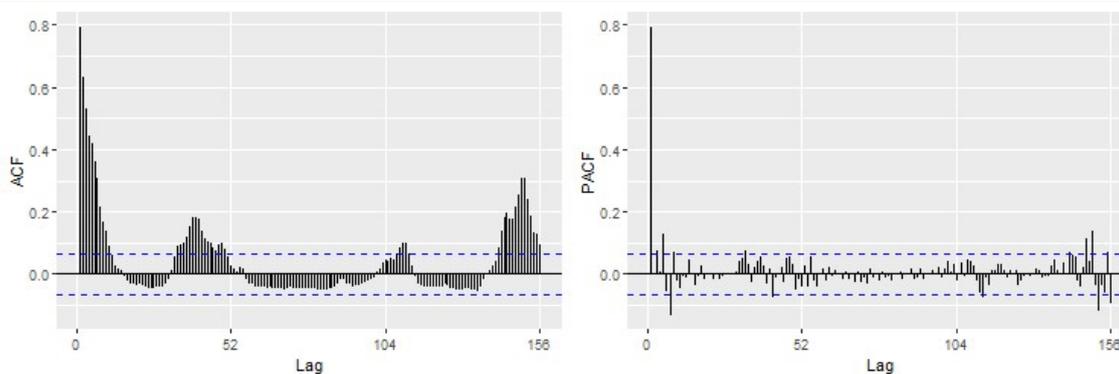
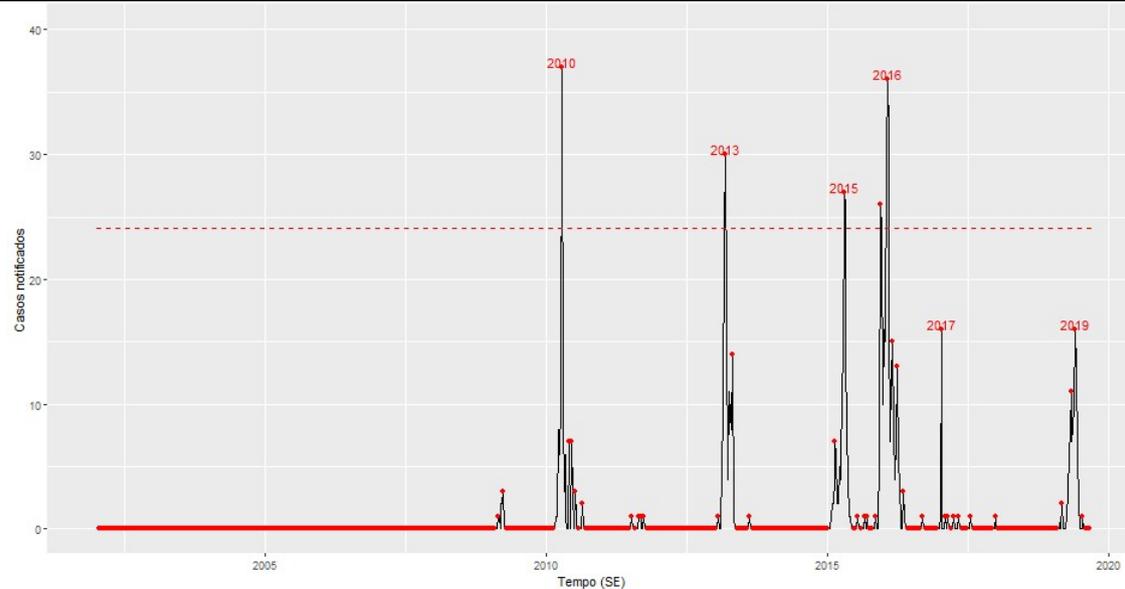


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

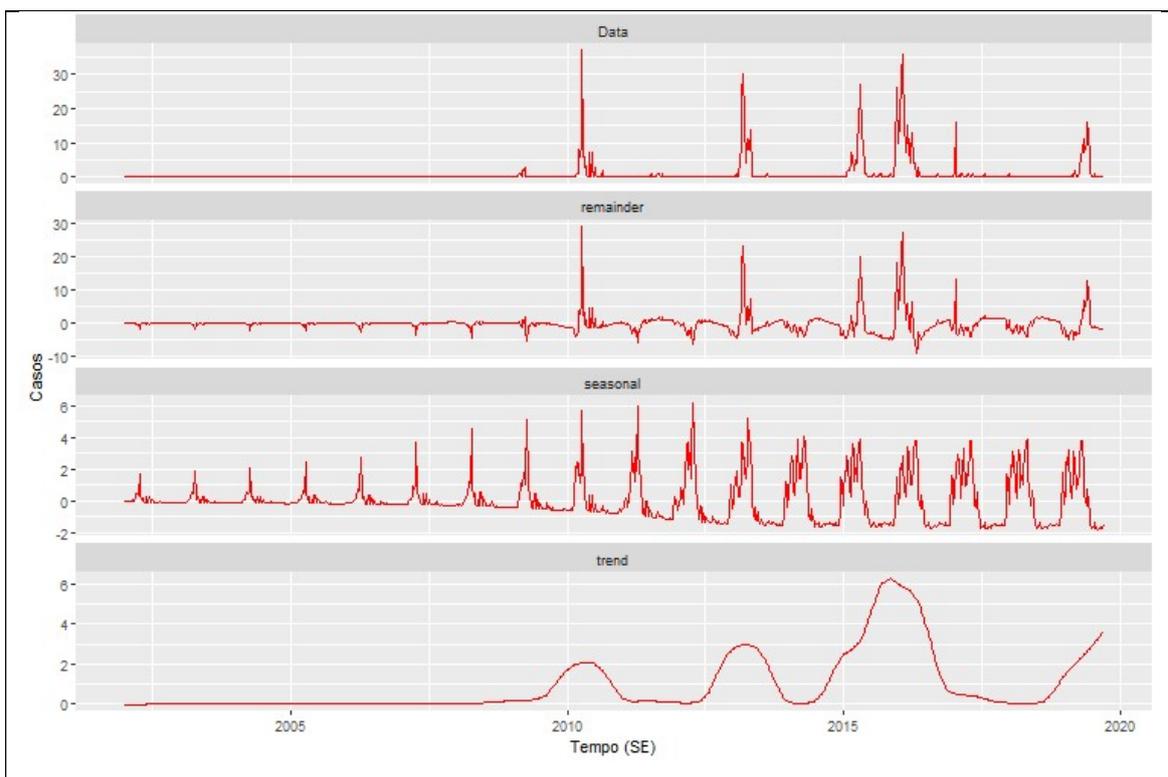


Quadro 36 - Figuras da análise de série temporal, município de Santana de Pirapama, MG, 2002 a 2019.

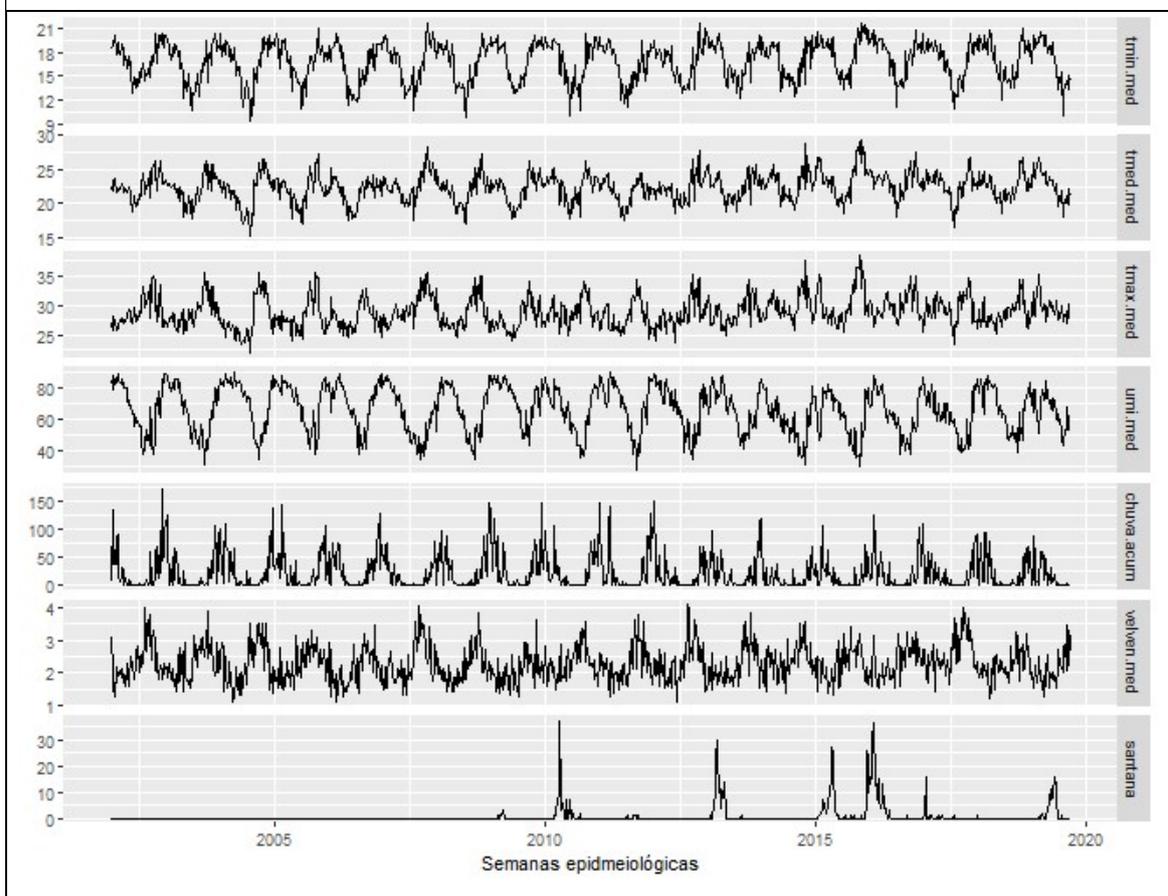
Série de casos de dengue e os anos que ultrapassaram o limiar semanal epidêmico.



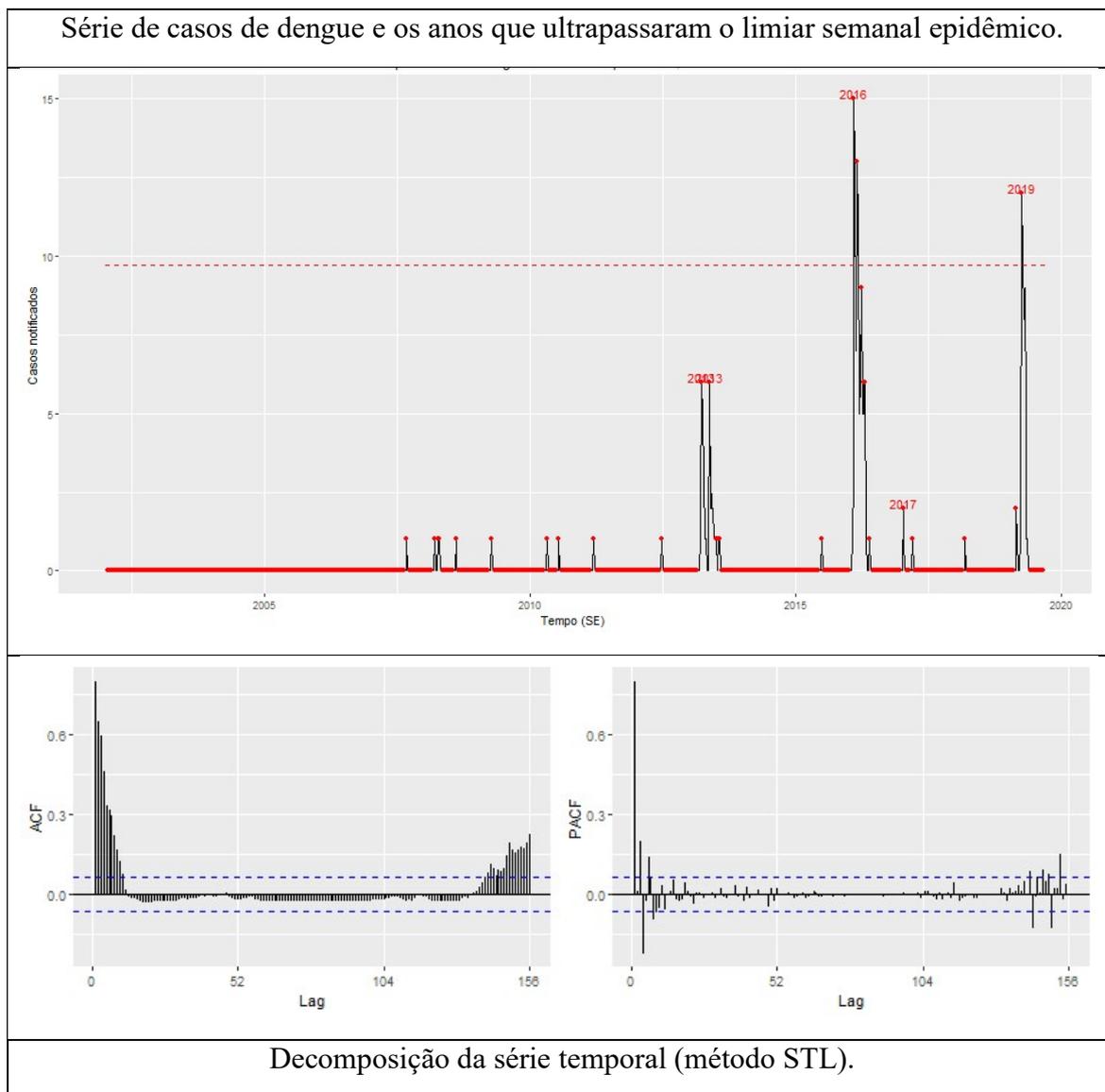
Decomposição da série temporal (método STL).

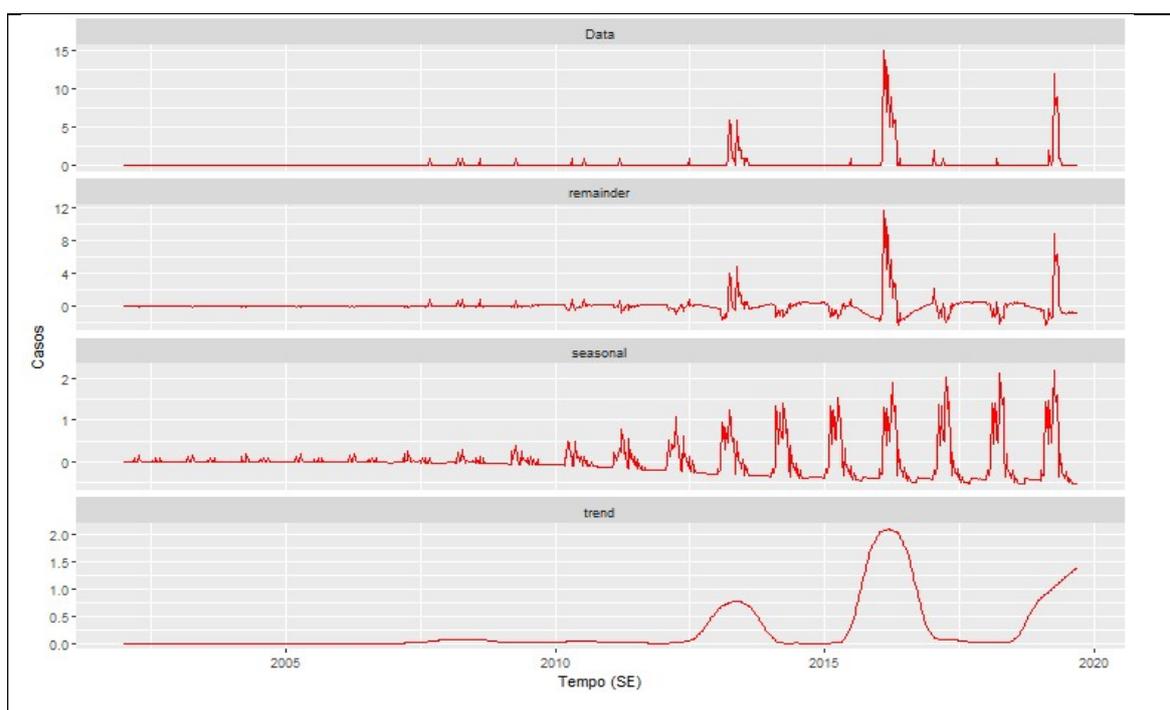


Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.

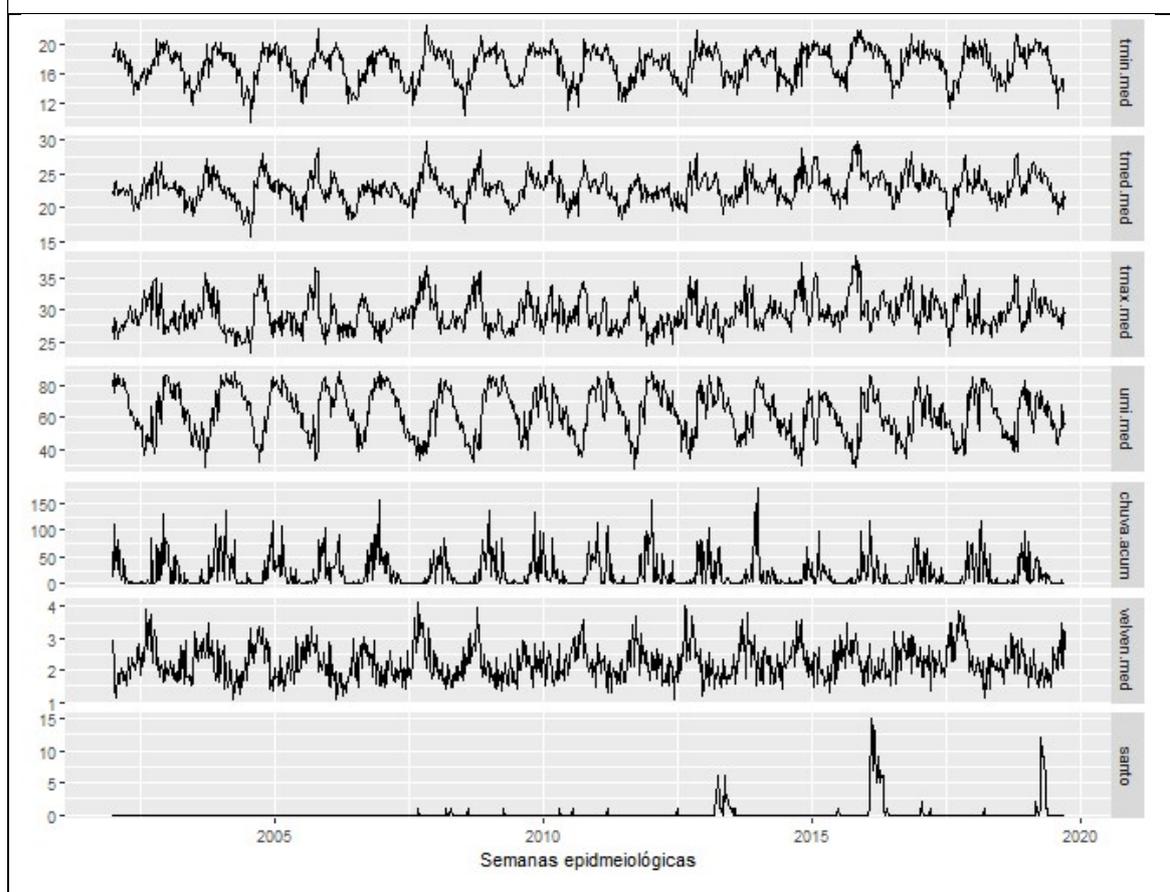


Quadro 37 - Figuras da análise de série temporal, município de Santo Hipólito, MG, 2002 a 2019.





Séries de casos, temperaturas (mínima, média e máxima), velocidade do vento, umidade do ar e acumulado de chuva.



APÊNDICE B – TABELAS SUPLEMENTARES

Tabela 04 - Indicadores de Autocorrelação Espacial de Moran Global e Local por ano, SRS-Sete Lagoas, 2002 a 2019.

Ano	Moran Global		Alto-alto		Alto-baixo		baixo-alto		Baixo-baixo		Não significativo	
	<i>I</i>	valor de p	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)
2002	-0,973	0,834	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2003	-0,959	0,832	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2004	1,702	0,044	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2005	-0,748	0,773	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2006	-1,329	0,908	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2007	-1,3	0,903	2	5,7	0	0,0	0	0,0	0	0,0	33	94,3
2008	-0,645	0,74	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	34	97,1
2009	0,919	0,179	2	5,7	0	0,0	0	0,0	0	0,0	33	94,3
2010	-0,374	0,646	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	34	97,1
2011	-0,227	0,589	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	34	97,1
2012	-1,302	0,903	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	34	97,1
2013	-1,888	0,97	3	8,6	0	0,0	0	0,0	0	0,0	32	91,4
2014	5,595	<0,001	5	14,3	0	0,0	0	0,0	0	0,0	30	85,7
2015	-0,857	0,804	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	34	97,1
2016	-1,923	0,973	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2017	0,859	0,195	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0	35	100,0
2018	-1,71	0,956	2	5,7	0	0,0	0	0,0	0	0,0	33	94,3
2019	-2,015	0,978	2	5,7	0	0,0	0	0,0	0	0,0	33	94,3

Tabela 05 – Incidência acumulada, taxa bayesiana global e taxa bayesiana local de dengue, SRS Sete Lagoas-MG, 2002 a 2019.

Incidências	baixa (0, 50]		média (50, 100]		média-alta (100, 300]		alta (300, 600]		Muito alta (>= 600)	
	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)
2002										
Incidência acum	19	54,3	5	14,3	6	17,1	3	8,6	2	5,7
Tx.Bayesiana global	19	54,3	4	11,4	7	20,0	3	8,6	2	5,7
Tx.Bayesiana local	12	34,3	9	25,7	9	25,7	3	8,6	2	5,7
2003										
Incidência acum	33	94,3	0	0,0	1	2,9	0	0,0	1	2,9
Tx.Bayesiana global	33	94,3	0	0,0	1	2,9	0	0,0	1	2,9
Tx.Bayesiana local	33	94,3	1	2,9	0	0,0	0	0,0	1	2,9
2004										
Incidência acum	32	91,4	1	2,9	1	2,9	1	2,9	0	0,0
Tx.Bayesiana global	32	91,4	1	2,9	1	2,9	1	2,9	0	0,0
Tx.Bayesiana local	31	88,6	2	5,7	0	0,0	1	2,9	0	0,0
2005										
Incidência acum	34	97,1	0	0,0	1	2,9	0	0,0	0	0,0
Tx.Bayesiana global	34	97,1	0	0,0	1	2,9	0	0,0	0	0,0
Tx.Bayesiana local	34	97,1	0	0,0	1	2,9	0	0,0	0	0,0
2006										
Incidência acum	31	88,6	2	5,7	0	0,0	1	2,9	1	2,9
Tx.Bayesiana global	31	88,6	2	5,7	0	0,0	1	2,9	1	2,9
Tx.Bayesiana local	31	88,6	2	5,7	0	0,0	1	2,9	1	2,9
2007										
Incidência acum	30	85,7	0	0,0	2	5,7	1	2,9	2	5,7
Tx.Bayesiana global	29	82,9	1	2,9	2	5,7	1	2,9	2	5,7
Tx.Bayesiana local	23	65,7	6	17,1	3	8,6	1	2,9	2	5,7
2008										
Incidência acum	16	45,7	2	5,7	5	14,3	2	5,7	10	28,6
Tx.Bayesiana global	13	37,1	5	14,3	5	14,3	2	5,7	10	28,6
Tx.Bayesiana local	10	28,6	5	14,3	8	22,9	2	5,7	10	28,6
2009										
Incidência acum	17	48,6	7	20,0	4	11,4	3	8,6	4	11,4
Tx.Bayesiana global	14	40,0	10	28,6	4	11,4	3	8,6	4	11,4
Tx.Bayesiana local	12	34,3	9	25,7	7	20,0	3	8,6	4	11,4
2010										
Incidência acum	3	8,6	3	8,6	6	17,1	5	14,3	18	51,4
Tx.Bayesiana global	0	0,0	4	11,4	8	22,9	5	14,3	18	51,4
Tx.Bayesiana local	1	2,9	3	8,6	8	22,9	5	14,3	18	51,4
2011										
Incidência acum	16	45,7	6	17,1	6	17,1	3	8,6	4	11,4

Tx.Bayesiana global	14	40,0	8	22,9	6	17,1	3	8,6	4	11,4
Tx.Bayesiana local	14	40,0	7	20,0	7	20,0	3	8,6	4	11,4
2012										
Incidência acum	22	62,9	8	22,9	3	8,6	1	2,9	1	2,9
Tx.Bayesiana global	20	57,1	10	28,6	3	8,6	1	2,9	1	2,9
Tx.Bayesiana local	20	57,1	3	8,6	10	28,6	1	2,9	1	2,9
2013										
Incidência acum	0	0,0	0	0,0	1	2,9	3	8,6	31	88,6
Tx.Bayesiana global	0	0,0	0	0,0	0	0,0	3	8,6	32	91,4
Tx.Bayesiana local	0	0,0	0	0,0	0	0,0	2	5,7	33	94,3
2014										
Incidência acum	14	40,0	3	8,6	7	20,0	2	5,7	9	25,7
Tx.Bayesiana global	13	37,1	4	11,4	7	20,0	2	5,7	9	25,7
Tx.Bayesiana local	12	34,3	5	14,3	8	22,9	1	2,9	9	25,7
2015										
Incidência acum	1	2,9	3	8,6	6	17,1	5	14,3	20	57,1
Tx.Bayesiana global	1	2,9	3	8,6	6	17,1	5	14,3	20	57,1
Tx.Bayesiana local	0	0,0	4	11,4	6	17,1	5	14,3	20	57,1
2016										
Incidência acum	0	0,0	0	0,0	0	0,0	4	11,4	31	88,6
Tx.Bayesiana global	0	0,0	0	0,0	0	0,0	4	11,4	31	88,6
Tx.Bayesiana local	0	0,0	0	0,0	0	0,0	4	11,4	31	88,6
2017										
Incidência acum	14	40,0	12	34,3	6	17,1	1	2,9	2	5,7
Tx.Bayesiana global	13	37,1	13	37,1	6	17,1	2	5,7	1	2,9
Tx.Bayesiana local	12	34,3	10	28,6	10	28,6	1	2,9	2	5,7
2018										
Incidência acum	12	34,3	6	17,1	11	31,4	2	5,7	4	11,4
Tx.Bayesiana global	7	20,0	9	25,7	13	37,1	2	5,7	4	11,4
Tx.Bayesiana local	2	5,7	11	31,4	16	45,7	2	5,7	4	11,4
2019										
Incidência acum	0	0,0	0	0,0	0	0,0	3	8,6	32	91,4
Tx.Bayesiana global	0	0,0	0	0,0	0	0,0	2	5,7	33	94,3
Tx.Bayesiana local	0	0,0	0	0,0	0	0,0	1	2,9	34	97,1

*Tx = taxa; acum = acumulada

Tabela 06 – Riscos relativos para dengue, SRS Sete Lagoas – MG, 2002 a 2019.

Risco Relativos	Não significativos		Proteção		Núlo		Médio		Alto		Muito alto	
	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)	n	(%)
2002	11	31,4	13	37,1	0	0,0	0	0,0	2	5,7	9	25,7
2003	17	48,6	9	25,7	0	0,0	0	0,0	3	8,6	6	17,1
2004	29	82,9	2	5,7	0	0,0	0	0,0	0	0,0	4	11,4

2005	33	94,3	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	1	2,9
2006	30	85,7	2	5,7	0	0,0	0	0,0	1	2,9	2	5,7
2007	10	28,6	16	45,7	0	0,0	1	2,9	4	11,4	4	11,4
2008	9	25,7	7	20,0	0	0,0	2	5,7	8	22,9	9	25,7
2009	3	8,6	6	17,1	0	0,0	3	8,6	15	42,9	8	22,9
2010	11	31,4	1	2,9	0	0,0	2	5,7	7	20,0	14	40,0
2011	8	22,9	7	20,0	0	0,0	2	5,7	4	11,4	14	40,0
2012	9	25,7	8	22,9	0	0,0	0	0,0	7	20,0	11	31,4
2013	5	14,3	0	0,0	0	0,0	0	0,0	4	11,4	26	74,3
2014	12	34,3	4	11,4	0	0,0	0	0,0	5	14,3	14	40,0
2015	19	54,3	0	0,0	0	0,0	0	0,0	2	5,7	14	40,0
2016	15	42,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	1	2,9	19	54,3
2017	23	65,7	3	8,6	0	0,0	0	0,0	2	5,7	7	20,0
2018	16	45,7	4	11,4	0	0,0	0	0,0	1	2,9	14	40,0
2019	12	34,3	0	0,0	0	0,0	0	0,0	2	5,7	21	60,0

APÊNDICE C – RASCUNHO DE ARTIGO

Título: Técnicas analíticas descritivas para o monitoramento e resposta rápida na vigilância epidemiológica da dengue, macrorregião Centro de Minas Gerais, 2002 a 2019.

Título resumido: Técnicas analíticas descritivas na vigilância epidemiológica da dengue, em uma região de Minas Gerais, 2002 a 2019.

Jean Carlos dos Santos Barrado^{1,2}, Wagner de Souza Tassinari¹, Oswaldo Gonçalves Cruz¹

¹Fundação Oswaldo Cruz, Ministério da Saúde, Rio de Janeiro, Brasil; ²Secretaria Municipal de Saúde, Minas Gerais, Brasil

Correspondente: Ms. Jean Carlos dos Santos Barrado

Programa de Computação Científica – Escola Nacional de Saúde Pública – Fundação Oswaldo Cruz

Contagem de palavras do resumo: 395

Contagem de caracteres com espaço: 2.629

Revista pretendida: Epidemiologia e Serviços de Saúde,

<https://www.scielo.br/revistas/ress/iinstruc.htm>

Palavras-chave: Técnicas analíticas quantitativas. Epidemias de Dengue. Vigilância Epidemiológica. Resposta rápida.

Resumo: A dengue é a doença zoonótica de área urbana e periurbana mais prevalente nas áreas tropicais e subtropicais do mundo. Não há tratamento, as vacinas disponíveis ainda estão em aperfeiçoamento, e a adesão às estratégias de controle e prevenção é baixa em todo o mundo. A análise de series históricas por meio de técnicas exploratórias nos serviços de vigilância epidemiológica podem ajudar na vigilância de doenças endêmicas favorecendo a resposta rápida e adequada em saúde. O estudo destinou-se a utilizar técnicas estatísticas exploratórias de análise de séries temporais para entender a ocorrência de dengue ao longo do tempo na macrorregião centro de Minas Gerais. Conduzimos um estudo ecológico analítico utilizando dados públicos de dengue, agregados semanalmente no período entre 2002 a 2019, para municípios da Macrorregião Metropolitana de Minas Gerais. Foram utilizadas as informações climatológicas disponibilizadas pela Administração Nacional Aeronáutica e Espacial (NASA) dos Estados Unidos da América. Abordamos características epidemiológicas e estatísticas de séries temporais. A partir de 2008, houve um aumento na frequência e magnitude das epidemias de dengue na região, sendo as principais nos anos 2013, 2016 e 2019. A duração das epidemias nos anos de maior pico em municípios de grande porte foi de 17,3 semanas, com 276 casos/semana, coeficiente de variação (CV) de 371,4%. Nos de médio porte ocorreram 11 casos/semana, com CV de 345% e nos de pequeno porte 1,5 casos/semana, em 83,9% das semanas não houveram casos. As médias de temperaturas mínimas semanais nesses períodos nos de grande porte foram de 19,7° e máximas de 28,9°, com 128,1mmH₂O de precipitação acumulada na semana e média de 76% de umidade relativa do ar. Todos os municípios apresentaram séries não estacionárias em primeira ordem, a sazonalidade foi presente em todos de forma regular, apesar da variação na amplitude no tempo, não bem marcada. Os testes para estacionariedade apontaram valores significativos em todas as séries. Concluimos que as séries temporais foram estacionários em primeira e segunda ordem. A forte dependência serial e a quantidade de semanas sem casos mostram a importância de atuação oportuna da vigilância, uma vez que os primeiros casos são sucedidos favoravelmente por mais casos subsequentes. Houve diferenças relevantes nas séries entre os municípios de diferentes portes, sem afetar quesitos estatísticos como tendência e a sazonalidade. O número de semanas sem casos foi inversamente proporcional ao porte populacional, enquanto as temporadas epidêmicas têm duração proporcional ao tamanho populacional.

Palavras-chave: Dengue; Epidemias; Vigilância Epidemiológica; Séries Temporais; Análise espacial

Abstract: Dengue is the most prevalent zoonotic disease in urban and periurban areas in tropical and subtropical areas of the world. There is no treatment, available vaccines are still being improved, and adherence to control and prevention strategies is low worldwide. The analysis of historical series through exploratory techniques in epidemiological surveillance services can help in the surveillance of endemic diseases, favoring a rapid and adequate response in health. The study aimed to use exploratory statistical techniques of time series analysis to understand the occurrence of dengue over time in the central macro-region of Minas Gerais. We conducted an ecological analytical study using public dengue data, aggregated weekly from 2002 to 2019, for municipalities in the Metropolitan Macroregion of Minas Gerais. The climatological information provided by the National Aeronautics and Space Administration (NASA) of the United States of America was used. We address epidemiological and statistical characteristics of time series. As of 2008, there was an increase in the frequency and magnitude of dengue epidemics in the region, the main ones in the years 2013, 2016 and 2019. The duration of epidemics in the peak years in large municipalities was 17.3 weeks, with 276 cases/week, coefficient of variation (CV) of 371.4%. In medium cases, there were 11 cases/week, with a CV of 345%, and in small cases, 1.5 cases/week, in 83.9% of the weeks there were no cases. The average weekly minimum temperatures in these periods in the large ones were 19.7° and maximum 28.9°, with 128.1mmH₂O of accumulated precipitation in the week and an average of 76% relative humidity. All municipalities presented non-stationary series in the first order, seasonality was regularly present in all of them, despite the variation in amplitude over time, not well marked. The stationarity tests showed significant values in all series. We conclude that the time series were stationary in first and second order. The strong serial dependence and the number of weeks without cases show the importance of timely surveillance action, since the first cases are favorably succeeded by more subsequent cases. There were relevant differences in the series between municipalities of different sizes, without affecting statistical issues such as trends and seasonality. The number of weeks without cases was inversely proportional to population size, whereas epidemic seasons lasted proportional to population size.

Keywords: Dengue; Epidemics; Epidemiological surveillance; Time Series; Spatial analysis.

Introdução

A dengue e as suas formas mais graves são grandes preocupações de saúde pública internacional. Atualmente é a doença zoonótica de área urbana e periurbana mais prevalente nas áreas tropicais e subtropicais do mundo. Não há tratamento específico, a susceptibilidade é variável na população, o que torna mais difícil uma estratégia de vacinação, além do mais as vacinas existentes estão em aperfeiçoamento. As estratégias de prevenção e controle são fundamentais na prevenção de epidemias, mas ainda possui adesão muito baixa pela população (CARDIM *et al.*, 2019; PEARSON CARL A. B. *et al.*, 2019).

Nas últimas três décadas houve aumento considerável da incidência de dengue, com ocorrência de grandes epidemias e aumento da ocorrência de formas graves. O comportamento epidemiológico indica ineficiência dos esforços para reduzir e evitar o espalhamento exponencial da doença no mundo. Fato que, em 2008, o número de países que notificaram atividade de dengue à OMS foi recorde, 69 países do Sudeste da Ásia, Pacífico Ocidental e Américas (GUBLER, 1998b, 2005; HOWE, 1979; RUSH; DOBSON, 1794; WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2017).

O Programa Nacional de Controle da Dengue (PNCD) do Brasil foi instituído em 2002 com os objetivos de reduzir a infestação vetorial, a incidência e a letalidade da doença. O fluxo de informação começa a partir da suspeição de um caso, sua notificação e registro, investigação e encerramento do caso. Esses são encaminhados dos municípios para o estado, e desse ao Ministério da Saúde. Nos momentos de incidências elevadas a investigação se reduz aos casos graves, dando mais agilidade ao sistema de vigilância. Por meio de informes epidemiológicos e sítios de disponibilização de dados públicos, as informações são divulgadas à população, profissionais de saúde e gestores entre as três esferas de governo, (BRAGA; VALLE, 2007; BRASIL, Fundação Nacional de Saúde, 2002; BRASIL, Ministério da Saúde, 2007, 2009; BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2007a; FERREIRA *et al.*, 2009).

No Brasil, a avaliação de situações de risco para epidemias de dengue é feita de uma forma geral, usando apenas o indicador vetorial de presença larvária. Na maioria dos municípios nenhum método de predição, estimativa de risco ou outro de qualquer natureza é utilizado para sinalizar a possibilidade de epidemias, ou definir áreas de risco para a doença. O uso desses está restrito a poucos lugares onde existem técnicos e equipes de saúde ou outros parceiros que consigam realizá-los (BRASIL; SECRETARIA DE VIGILÂNCIA EM SAÚDE; DIRETORIA

TÉCNICA DE GESTÃO, 2005; ZARA *et al.*, 2016).

A análise de séries históricas é comum em estudos descritivos, no entanto, poucas vezes utilizam metodologia estatística adequada a essas análises. A comparação de séries, sem levar em conta questões adjacentes ao processo, como a possibilidade de oscilação aleatória, podem levar a interpretações e conclusões pouco realísticas. Dessas possíveis ocorrências nas análises, é que apontamos a necessidade de avaliação das séries através de métodos estatísticos diversos, cada um com suas características de adequação e ajuste, chegando aos métodos mais úteis a cada série de tempo (DIGGLE, Peter, 1996; LATORRE; CARDOSO, 2001; SOUZA, Reinaldo Castro; CAMARGO, 1996).

O objetivo desse estudo foi utilizar técnicas estatísticas exploratórias temporais e espaciais para descrever as geograficamente ao longo do tempo todo o processo de ocorrência de dengue na macrorregião centro de Minas Gerais, possibilitando ao sistema de vigilância entender o perfil da ocorrência no tempo, nos diversos municípios dessa região, com vistas a sinalizar aos municípios aspectos importantes da epidemiologia da doença que podem ser aplicados na resposta de vigilância, prevenção e previsão de epidemias.

Material e Métodos

Realizamos um estudo ecológico analítico para descrever as séries históricas de casos de dengue na região da Superintendência Regional de Saúde de Sete Lagoas (SRS-SL) e do município de Belo Horizonte (BH), estado de Minas Gerais. A SRS-SL é composta por 35 municípios, população de cerca de 624.500 habitantes, com participação importante na economia do Estado. A principal fonte de recursos procede da atividade industrial, agroindustrial, agropecuária e extração mineral. O município polo é Sete Lagoas (latitude=19° 27' 57", longitude= 44° 14' 49"), a altimetria média da região está entre 700 e 800 m, ~ 60% do relevo é plano, a vegetação predominante é o cerrado, o clima é tropical de altitude, com verões quentes e chuvosos e invernos amenos e secos. O município de BH (latitude=19° 49' 01", longitude= 43° 57' 21") é a capital do estado, situada na região sudeste do Brasil, com população estimada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) de 2.501.576 habitantes em 2018, sendo o sexto município mais populoso do país e o terceiro da região sudeste. Possui o mesmo clima e vegetação que a SRS-SL, com menores temperaturas médias e maior índice pluviométrico (Figura 1).

Consideramos municípios de pequeno porte aqueles com população abaixo de 25.000 habitantes, médio porte entre 25.000 e menos de 100.000 habitantes e por último, os de grande

porte, com população igual ou maior a 100.000 habitantes. Os dados utilizados são procedentes do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN), do período de janeiro de 2002 a agosto de 2019, extraindo as contagens semanais dos casos confirmados de dengue por municípios de residência. Para as estimativas populacionais e mapeamento, utilizamos bases cartográficas dos municípios e estimativas populacionais de 2018, disponibilizadas pelo IBGE. As informações climatológicas foram disponibilizadas pela Administração Nacional Aeronáutica e Espacial (NASA) dos Estados Unidos da América (EUA), por meio de seu programa de pesquisa em Ciências da Terra que apoia sistemas e pesquisas de satélite, fornecendo dados importantes para o estudo do clima e dos processos climáticos, em uma grade global de imagens de satélites, com uma resolução espacial de 0,5 graus de latitude por 0,5 graus de longitude. Foram extraídos das imagens os dados diários de temperatura mínima, média e máxima, umidade do ar, velocidade do vento a dois metros do solo e a precipitação, considerando a área específica do polígono de cada município. Esses foram agregados semanalmente em médias ou somatórios.

Realizamos análises descritivas e exploratórias das séries temporais de casos e dados climatológicos. Foram abordadas características epidemiológicas e estatísticas (decomposição clássica, análise de tendência, sazonalidade e autocorrelação). A autocorrelação foi aferida pela Função de Autocorrelação (FAC) e Função de Autocorrelação Parcial (FACP). A avaliação se deu por interpretação gráfica da série temporal, suas funções no correlograma, com os respectivos limites de confiança. Também foi utilizado o teste estatístico de Ljung-Box, que possibilita de forma mais robusta avaliar a correlação temporal, cuja hipótese nula é a não existência de correlação serial (BOX; JENKINS, 1976; HAMILTON, 1994; EHLERS, 2007; BOX *et al.*, 2015).

Para a decomposição das séries usamos a “Decomposição Sazonal e Tendência usando Loess”, sigla STL. É um método mais robusto e sensível a vários tipos de sazonalidade, lidando melhor com os *outliers*, como por exemplo, os picos epidêmicos. O teste de Dickey-Fuller aumentado ou teste de raiz unitária para séries temporais foi utilizado para auxiliar na avaliação da estacionariedade. A estatística desse teste é negativa, e quanto mais negativa, mais indicativo o teste se torna para rejeitar a hipótese nula de que existe raiz unitária na série (EHLERS, 2007). Nas análises, utilizamos o pacote estatístico R (R CORE TEAM, 2020), com a interface gráfica para programação RStudio (EQUIPE RSTUDIO, 2020) e para os mapas, o Sistema de Informações Geográficas QGIS (EQUIPE DE DESENVOLVIMENTO DO QGIS, 2020).

Resultados

Os municípios que apresentaram as primeiras epidemias de dengue na região estudada, caracterizando o início da transmissão na região em 2002 foram Abaeté, Pompéu, Papagaios, Três Marias e Baldim. Em 2003, Baldim novamente apresentou epidemia, seguido de Prudente de Moraes, município vizinho de Sete Lagoas em 2004. Em 2005 não houve registro de epidemias. Entretanto, em 2006, os municípios de Paineiras (vizinho de Abaeté) e Paraopeba (vizinho de Sete Lagoas) tiveram suas primeiras epidemias, e em 2007, somente Abaeté, Augusto de Lima e Corinto, esses últimos vizinhos de Curvelo, município de médio porte, importante polo microrregional da SRS-Sete Lagoas (Figura 2).

O ano de 2008 foi um marco na série histórica da região, com 10 municípios em epidemia, ocorrendo mais episódios de transmissão sustentada e um maior espalhamento espacial. Em 2009 foram sete municípios. Em 2010, outro ano importante na transmissão, a maioria dos municípios do território atingiu alta transmissão. Os anos de 2011 e 2012 foram amenos, principalmente 2012, quando somente dois municípios tiveram casos de dengue notificados (Figura 2). Em 2013, muitos municípios tiveram incidências muito altas, sendo que apenas um dos 35 municípios não relatou ocorrência de epidemia. Os anos de 2014 com 11 municípios, 2015 com a maioria novamente e 2016 com outra grande epidemia, marcaram uma sequência de anos de transmissão importante. Os anos de 2017 e 2018 foram atípicos, em relação ao passado recente, nesses a ocorrência de casos foi muito pequena e a maioria dos municípios não tiveram casos. Já em 2019, tivemos outra grande epidemia, com maioria dos municípios notificando casos de dengue (Figura 2).

Os municípios de grande porte, Belo Horizonte e Sete Lagoas, e também a SRS Sete Lagoas, tiveram suas principais epidemias em 2013, 2016 e 2019, com o maior pico de Sete Lagoas e também, da SRS, na semana 11 de 2013, e Belo Horizonte na semana 08 de 2016 (Tabela 1).

Em 2013 foram 4.691 casos na SRS-Sete Lagoas e o período com maior concentração de casos em torno da semana epidêmica foi de aproximadamente 17 semanas. Em Sete Lagoas ocorreram 3.313 casos de dengue e o período de transmissão nessa temporada foi de aproximadamente 14 semanas (Tabela 1).

O município de Belo Horizonte enfrenta a dengue desde 1998, apresentando suas maiores epidemias nos anos de 2013, 2016 e 2019, chegando a 15.538 casos em 2016. A duração da temporada foi de 21 semanas (Tabela 1).

Os municípios de médio porte são três, sendo que Curvelo têm mais que o dobro de população em relação à Pompéu e Três Marias. Estes municípios apresentaram pico em anos diferentes, com Curvelo em 2019 (semana 18, 657 casos), Pompéu em 2010 (semana 14, 195 casos) e Três

Marias em 2013 (semana 15, 214 casos), com epidemias comuns aos vizinhos Pompéu e Três Marias nos anos de 2013 e 2019. E todos tiveram epidemia em 2019.

Quanto aos de pequeno porte, a maioria apresentou ano epidêmico mais forte em 2016 (n=10), seguido por 2013 (n=8), 2015 e por último 2019 com quatro municípios. A semana em que mais municípios tiveram seus picos máximos da série foi a semana sete, e a duração média da temporada nos anos de pico foi de 13 semanas. Algumas exceções para Pequi, que apresentou uma temporada de 22 semanas em 2016 e Maravilhas com 21 semanas em 2019. Os municípios com menores populações, como Cedro do Abaeté, apresentaram uma temporada de quatro semanas no ano de 2015, Inhaúma de sete semanas também em 2015 e Santana de Pirapama de sete em 2010 (Tabela 01).

As características climáticas nos municípios de grande porte foram descritas para a época das respectivas epidemias, de forma separada para cada município e de forma agregada na tabela 2. A média de temperatura mínima semanal para esses municípios foi de 19,7°C, a máxima média de 28,9°C, a média semanal de precipitação foi deslocada para cima (334 mmH₂O) já que a SRS-Sete Lagoas acumula as medidas de chuva de todos os municípios em seu extenso território e a umidade relativa média foi de 76%. A SRS-Sete Lagoas apresentou temperatura mínima média semanal de 20,4°C e máxima de 29,4°C, enquanto em Belo Horizonte apresentou mínima de 18,5°C e máxima de 27,8°C.

A média de temperatura mínima nos municípios de médio porte no pico foi de 18,3°C, todos com mínima menor que 20°C, temperatura máxima média de 27,2°C. Apesar das diferentes características desses municípios quanto ao solo e recursos hídricos, a média de umidade relativa do ar foi de 78,3%, com pouca variabilidade e um acúmulo médio de precipitação de 35,5 mmH₂O, sendo o menor acúmulo no município de Curvelo, que é o mais seco.

No pico epidêmico, os municípios de pequeno porte apresentaram temperatura média mínima semanal de 18,9°C, máxima de 28,4°C, com umidade relativa do ar média de 75,6%, e acumulado semanal médio de chuva de 26,9 mmH₂O. Quanto a precipitação, sua variabilidade foi muito grande, com desvio padrão de 23 mmH₂O, mostrando distribuição heterogênea das chuvas na região. Somente oito dos 31 municípios apresentaram temperatura mínima maior que 20°C e nove apresentaram temperatura máxima média de 30°C ou mais (Tabela 2).

Avaliando as características estatísticas das séries temporais, a de Sete Lagoas possui uma média de 56,7 casos por semana, com um desvio padrão de 255,3 e um coeficiente de variação de 450,6 %. Belo Horizonte apresentou média semanal de casos de 635,9, desvio padrão de 2.088, com coeficiente de variação de 328,4%. A média de casos para os municípios de grande

porte foi de 275,6, desvio padrão médio de 931,2 e um CV médio de 371,4%. O número médio de duração da temporada no ano de maior pico foi de 17,3 semanas. O número médio de semanas sem qualquer caso de dengue foi de 190 semanas, equivalendo a 20,6% de toda a série, ressaltando que Sete Lagoas têm 36,2% semanas sem casos, em relação a 11,2% de Belo Horizonte e 14,8% da SRS-Sete Lagoas (Tabela 3).

A média de casos por semana nos de médio porte foi de 10,6 e o desvio padrão de 36,8 casos, e um CV médio de 345,4%. O tempo médio sem casos registrados foi de 541(58,7%), o tempo com um a três casos foi de 178 semanas (19,3%). De forma que em 78% do tempo ocorreram, no máximo, 3 casos de dengue nesses municípios por semana.

Os municípios de pequeno porte apresentaram em média 69 casos, tendo em vista as semanas com maior pico, e desvio padrão de 75,7 casos, o que demonstra epidemias de magnitudes bem diferentes. No entanto, a média semanal de casos em toda a série foi de 1,5 casos por semana, com um desvio padrão de 6 casos. Corinto apresentou maior média na série, 8,5 casos, seguido por Paraopeba 6,2 casos e Felixlândia 3,6 casos. Os municípios com menor média de casos são Cedro do Abaeté, Biquinhas e Santo Hipólito com menos de um caso por semana (Tabela 3). O coeficiente de variação médio para esses municípios foi de 462,5%. Alguns municípios como Cedro do Abaeté, Santo Hipólito, Morro da Garça, Monjolos, Funilândia, Fortuna de Minas, Biquinhas e Araçáí tem mais de 90% das semanas sem casos de dengue. A média de semanas sem casos no período todo foi de 773 (83,9%), e a média de semanas em houve apenas um ou no máximo três casos foi de 87 (9,4%) semanas (Tabela 3).

Todos os municípios apresentaram séries não estacionárias em primeira ordem à análise visual, principalmente devido ao incremento de casos a partir de 2008, com os picos epidêmicos mais frequentes, podendo influenciar visualmente na avaliação da média da série. A sazonalidade foi presente em todos de forma bem regular, apesar de alguma variação na amplitude no tempo, não tão bem marcada. Tendo em vista os testes de Dickey-Fuller para estacionariedade e de Box-Ljung para dependência serial, todos os valores foram significativos para os testes, confirmando que as séries são estacionárias e apresentam dependência serial importante.

Discussão

Apesar de todas as séries serem estacionárias em primeira e segunda ordem, há certa variabilidade na amplitude ao longo da ocorrência sazonal, principalmente em municípios de grande porte, os quais apresentam grandes epidemias, gerando alta dispersão nos dados. Essa diversidade de padrões temporais em escalas locais aponta a importância das séries serem

espacialmente desagregados, (PERKINS *et al.*, 2019).

As semanas com mais de três casos, na sua maioria, tem quantidades bem maiores em seguida. Essa ocorrência pode significar que, uma vez ultrapassado alguns poucos casos, é mais provável que tenhamos semanas mais fortes no futuro. Podemos imaginar que, caso o município não consiga responder eficientemente ao controle e bloqueio da doença nessa fase, isso possa afetar toda a resposta à frente no tempo, facilitando a ocorrência sustentada de casos e a decorrente epidemia.

A frequência de semanas sem casos se mostrou diferente para os diferentes portes de municípios, sugerindo que devam existir abordagens diferentes nos diferentes programas municipais de vigilância, e qualquer alerta de surgimento de casos deva desencadear ações de respostas imediatas e efetivas assim que emitido. Esses achados sugerem que estimativas futuras com modelos de séries temporais, sem os devidos tratamentos necessários, no caso para excessos de zeros e pequenos números, podem incorrer em imprecisão das estimativas ou violação dos intervalos pelos dados em alguns momentos.

Um exemplo com modelos SARIMA, em dados de dengue nos municípios de Ribeirão Preto e São Paulo, mostrou que os intervalos de confiança previstos fora da amostra são muito amplos e esse fato geralmente é omitido em vários artigos. Mesmo com alta variabilidade, a vigilância em saúde pode usar essa categoria de modelos para antecipar cenários de doenças, no entanto, deve-se interpretar com prudência, pois a magnitude da epidemia pode ser subestimada, (GABRIEL; ALENCAR; MIRAGLIA, 2019).

Como a maioria das séries aqui estudadas apresentavam ZERO casos em muitas semanas, é preciso procurar a modelagem adequada para este tipo de dado. Outras situações em que as séries temporais de doenças possuem grandes quantidades de zeros acontecem nas doenças raras, bem como nas infecções hospitalares. Em períodos de surtos, as séries podem atingir altas contagens em relação a frequência média no tempo, e essas com excessos de zeros não são bem tratadas pelos modelos estatísticos comumente utilizados. Na maioria das vezes, esses dados são altamente correlacionados ao longo do tempo, o que pode alterar algumas estimativas e resultar em previsões enganosas ou ainda em associações espúrias. Infelizmente, poucos artigos são publicados especificamente para o tratamento de séries temporais com excesso de zeros e/ou pequenos números (YANG, Ming, 2012). Os modelos inflacionados de zeros são baseados na ideia de que os zeros excedentes são gerados por um processo separado dos valores da contagem, e que estes podem ser modelados de maneira independente. Alguns modelos propostos são uma extensão dos modelos discutidos por KEDEM & FOKIANOS em

2005, (KEDEM; FOKIANOS, 2005). Por exemplo, o modelo autorregressivo misto de Poisson Inflado de Zeros (ZIP) foi empregado para avaliar uma intervenção ergonômica participativa em saúde Ocupacional. Esse pertence à classe de modelos baseados em parâmetros, onde, a estrutura autorregressiva de primeira ordem considerada é muito restritiva para aproximar com precisão da correlação temporal real nos dados de séries temporais (YAU; LEE; CARRIVICK, 2004).

Os eventos climáticos, assim como os fenômenos epidemiológicos, mostram certa tendência crescente ao longo do tempo. O uso de regressões automáticas pode levar a entender parte do fenômeno e pode ser adaptada a qualquer análise de séries temporais. O uso de previsões de séries temporais na vigilância em saúde pública é comum, principalmente a autocorrelação comumente usada nas estatísticas para identificar o melhor período de medição e melhorar o desempenho das previsões. Alguns desses métodos, bem como as análises de pontos de mudança, podem identificar o melhor período de medição e conseqüentemente melhorar o desempenho das previsões para a contagem de doenças como a dengue (TALAEI-KHOEI; WILSON; KAZEMI, 2019).

Conclusões

As análises apontaram aumento da média semanal de casos e da variabilidade na sazonalidade, principalmente a partir do ano de 2010, sem interferência na estacionariedade. Percebemos diferenças relevantes entre os municípios de diferentes portes, sem afetar quesitos estatísticos importantes como tendência e sazonalidade. A média de casos de dengue por semana epidemiológica é proporcional ao porte dos municípios, assim como a variabilidade na ocorrência, demonstrada pelo desvio padrão e o coeficiente de variação.

De forma geral, o número de semanas sem casos é maior quanto menor o porte populacional do município. Por exemplo, Sete Lagoas teve mais que o dobro de semanas sem casos em relação a Belo Horizonte, ao longo da série histórica. Os municípios de médio porte, na maioria das SE (80%) tem zero a três casos de dengue. Da mesma forma, nos municípios de pequeno porte, grande parte do tempo (83,9%) não tem registro de casos, e para a contagem máxima de até 3 casos, foram 93,3% das semanas sem casos.

A duração da temporada epidêmica foi menor nos municípios de pequeno porte, em relação aos de médio e grande porte. A magnitude das epidemias nos municípios de pequeno porte é muito variável, de forma que, a definição de um valor limite pode não ser adequado para os diferentes municípios desse porte populacional.

A dependência serial parece ser mais forte nos municípios de maior porte. Talvez devido a menor quantidade de semanas sem caso registrado, e quando os casos começam a ocorrer, caso seja sustentada a transmissão, a dependência entre os mesmos é forte.

Agradecimentos

Esse trabalho faz parte da formação para obtenção de título de doutorado, no Programa de Métodos Quantitativos em Epidemiologia da Escola Nacional de Saúde Pública (ENSP) da Fundação Oswaldo Cruz, Ministério da Saúde do Brasil. Agradeço apoio dado pela da Secretaria Estadual de Saúde de Minas Gerais e Secretaria Municipal de Saúde de Belo Horizonte, tanto para facilitar a elaboração do trabalho, como interessados nos resultados que podem contribuir com as boas práticas de saúde pública.

Conflito de interesse

J.C.S. Barrado, W.S. Tassinari, O.G. Cruz. O autor principal é servidor da Prefeitura de Belo Horizonte, trabalha com dengue na Gerência de Vigilância Epidemiológica e trabalhou na Superintendência regional de Saúde de Sete Lagoas, pela Secretaria Estadual de Saúde. Wagner é professor do Departamento de Matemática- ICE/UFRRJ. Oswaldo é orientador e professor titular da Escola Nacional de Saúde Pública da Fundação Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro.

Referências bibliográficas

- BOX, G. E. P. *et al.* Time Series Analysis: Forecasting and Control. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2015.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time series analysis: forecasting and control. [S. l.]: Holden-Day, 1976.
- BRAGA, I. A.; VALLE, D. Aedes aegypti: histórico do controle no Brasil. Epidemiologia e Serviços de Saúde, [s. l.], v. 16, n. 2, p. 113–118, 2007.
- BRASIL, M. da S. Dengue : diagnóstico e manejo clínico. 3a.eded. Brasília : Ministério da Saúde, 2007.: Brasília, DF : Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Diretoria Técnica de Gestão, 2005., 2007. (Série A. Normas e Manuais Técnicos). v. Unico
- BRASIL. Diagnóstico Rápido nos Municípios para Vigilância Entomológica do Aedes Aegypti no Brasil - LIRAA - Metodologia para Avaliação dos Índices de Breteau e Predial. [S. l.: s. n.], 2005. (Série A. Manuais e Normas Técnicas). v. Unico
- BRASIL, M. da S. Guia de Vigilância Epidemiológica. 7. ed. [S. l.: s. n.], 2009. (Série A. Normas e Manuais Técnicos).
- BRASIL, F. N. de S. Programa Nacional de Controle da Dengue - PNCD. [S. l.: s. n.], 2002. v. Unico
- BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE. Dengue diagnóstico e manejo clínico: adulto e criança. Brasília: MS, 2007.
- CARDIM, L. L. *et al.* Heterogeneities in dengue spatial-temporal transmission in Brazilian cities and its influence on the optimal age of vaccination. BMC Public Health, [s. l.], v. 19, 2019. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6364408/>. Acesso em: 1 set. 2019.
- DIGGLE, P. Time Series: A Biostatistical Introduction. 1 editioned. Oxford England : New York: Oxford University Press, 1996.
- EHLERS, R. S. Análise de Séries Temporais. [s. l.], p. 90, 2007.
- EQUIPE DE DESENVOLVIMENTO DO QGIS. Sistema de Informações Geográficas QGIS. [S. l.], 2020. Disponível em: <https://qgis.org/en/site/>. Acesso em: 18 maio 2020.
- EQUIPE RSTUDIO. RStudio: ambiente de desenvolvimento integrado para R. RStudio, PBC, Boston, MA. [S. l.], 2020. Disponível em: <http://www.rstudio.com/>. Acesso em: 18 maio 2020.
- FERREIRA, B. J. *et al.* The historical evolution of dengue prevention and control programs in Brazil. Ciência & Saúde Coletiva, [s. l.], v. 14, n. 3, p. 961–972, 2009.
- GABRIEL, A. F. B.; ALENCAR, A. P.; MIRAGLIA, S. G. E. K. Dengue outbreaks: unpredictable incidence time series. Epidemiology and Infection, [s. l.], v. 147, 2019. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6518828/>. Acesso em: 17 mar. 2020.

- GUBLER, D. J. Resurgent vector-borne diseases as a global health problem. *Emerging Infectious Diseases*, [s. l.], v. 4, n. 3, p. 442–450, 1998.
- GUBLER, D. J. The emergence of epidemic dengue fever and dengue hemorrhagic fever in the Americas: a case of failed public health policy. *Revista Panamericana de Salud Pública*, [s. l.], v. 17, p. 221–224, 2005.
- HAMILTON, J. D. *Time Series Analysis*. [S. l.]: Princeton University Press, 1994.
- HOWE, G. M. A world geography of human diseases. *Medical History*, [s. l.], v. 23, n. 2, p. 242–243, 1979.
- KEDEM, B.; FOKIANOS, K. *Regression Models for Time Series Analysis*. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2005.
- LATORRE, M. do R. D. de O.; CARDOSO, M. R. A. Análise de séries temporais em epidemiologia: uma introdução sobre os aspectos metodológicos. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, [s. l.], v. 4, n. 3, p. 145–152, 2001.
- PEARSON CARL A. B. *et al.* Serostatus testing and dengue vaccine cost–benefit thresholds. *Journal of The Royal Society Interface*, [s. l.], v. 16, n. 157, p. 20190234, 2019.
- PERKINS, T. A. *et al.* Heterogeneous local dynamics revealed by classification analysis of spatially disaggregated time series data. *Epidemics*, [s. l.], v. 29, p. 100357, 2019.
- R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. [S. l.], 2020. Disponível em: <https://www.r-project.org/>. Acesso em: 18 maio 2020.
- RUSH, B.; DOBSON, T. An account of the bilious remitting yellow fever, as it appeared in the city of Philadelphia, in the year 1793. [S. l.]: Philadelphia : Printed by Thomas Dobson, at the Stone-House, no 41, South Second-Street, 1794. *E-book*. Disponível em: <http://archive.org/details/2569009R.nlm.nih.gov>.
- SOUZA, R. C.; CAMARGO, M. E. Análise e previsão de séries temporais: os modelos ARIMA. [S. l.: s. n.], 1996.
- TALAEI-KHOEI, A.; WILSON, J. M.; KAZEMI, S.-F. Period of Measurement in Time-Series Predictions of Disease Counts from 2007 to 2017 in Northern Nevada: Analytics Experiment. *JMIR public health and surveillance*, [s. l.], v. 5, n. 1, p. e11357, 2019.
- WORLD HEALTH ORGANIZATION. *Comprehensive Guidelines for Prevention and Control of Dengue and Dengue Haemorrhagic Fever*. [S. l.], 2017. Disponível em: http://www.searo.who.int/vector_borne_tropical_diseases/documents/SEAROTPS60/en/. Acesso em: 17 set. 2017.
- YANG, M. *Statistical models for count time series with excess zeros. Theses and Dissertations*, [s. l.], 2012. Disponível em: <https://ir.uiowa.edu/etd/3019>.
- YAU, K. K. W.; LEE, A. H.; CARRIVICK, P. J. W. Modeling zero-inflated count series with application to occupational health. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, [s. l.], v. 74, n. 1, p. 47–52, 2004.

ZARA, A. L. de S. A. *et al.* Estratégias de controle do *Aedes aegypti*: uma revisão. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, [s. l.], v. 25, n. 2, p. 391–404, 2016.

Legenda de tabelas

Tabela 01 - População, ano, semana, número de casos, duração da temporada no ano de maior ocorrência e limiar epidêmico semanal, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.

Município	População (2015)	Pico	Casos no pico	Temporada	Limiar alta incidência	Anos acima do limiar
Grande porte	n	ano-SE	n	n	n	
Belo Horizonte	2.375.152	2016-08	15.538	21	7125,5	2013, 2016, 2019
Sete Lagoas	232.109	2013-11	3.313	14	696,3	2013, 2016, 2019
SRS Sete Lagoas	2.607.261	2013-11	4.691	17	1873,5	2013, 2016, 2019
Média			7.847	17		2013, 2016, 2019
Médio porte						
Curvelo	78.902	2019-18	657	15	236,7	2016, 2019
Pompeu	31.177	2010-14	196	13	95,5	2010, 2013, 2016, 2019
Três Marias	31.031	2013-15	214	16	93	2013, 2014, 2019
Média			356	15		2019
Pequeno porte						
Abaeté	23.537	2008-15	113	8	70,6	2008, 2013, 2019
Araçai	2.352	2016-07	27	10	7	2010, 2016, 2017
Augusto de Lima	5.048	2016-07	34	18	15,1	2011, 2013, 2015, 2016, 2019
Baldim	8.073	2010-12	45	14	24,2	2002, 2010, 2013, 2016
Biquinhas	2.640	2015-17	22	8	7,9	2015, 2016

Buenópolis	10.584	2013-11	76	12	31,8	2010, 2013, 2019
Cachoeira da Prata	3.717	2013-14	32	10	11,2	2013, 2015, 2016
Caetanópolis	11.171	2013-09	45	18	33,5	2008, 2010, 2013
Capim Branco	9.539	2019-17	77	14	28,6	2016, 2019
Cedro do Abaeté	1.216	2015-14	2	4	3,7	2015, 2016, 2019* s/limiar
Cordisburgo	9.003	2013-15	37	16	27	2013, 2019
Corinto	24.432	2013-11	401	17	73,3	2008, 2013, 2016, 2019
Felixlândia	15.080	2013-17	142	21	45,2	2013, 2014, 2019
Fortuna de Minas	2.894	2016-02	26	11	8,7	2013, 2016, 2019
Funilândia	4.197	2019-19	34	20	12,6	2013, 2016, 2019
Inhaúma	6.158	2015-51	78	7	18,5	2013, 2016, 2017, 2019
Inimutaba	7.395	2008-49	105	20	22,2	2009, 2013, 2016
Jequitibá	5.315	2019-19	50	11	15,9	2016, 2019
Maravilhas	7.741	2019-15	70	21	23,2	2016, 2019
Monjolos	2.349	2016-50	7	11	7	2016, 2019
Morada Nova de Minas	8.766	2016-08	67	16	26,3	2014, 2016
Morro da Garça	2.630	2016-10	54	11	7,9	2013, 2016, 2019
Paineiras	4.674	2016-07	37	10	14	2013, 2014, 2015, 2016, 2019
Papagaios	15.274	2016-07	120	18	45,8	2015, 2016, 2019
Paraopeba	24.110	2013-14	215	14	72,3	2008, 2009, 2010, 2013
Pequi	4.340	2016-01	63	22	13	2013, 2016, 2017, 2018,

					2019
Presidente Juscelino	3.873	2010-06	31	11	11,6 2010, 2019
Prudente de Moraes	10.387	2013-09	35	10	31,2 2013, 2019
Quartel Geral	3.514	2015-11	39	10	10,5 2015
Santana de Pirapama	8.028	2010-14	37	7	24 2010, 2013, 2015, 2016
Santo Hipólito	3.244	2016-04	15	11	9,7 2016, 2019
Média			69	9	15 2013, 2016, 2019

Fontes: IBGE, estimativas de 2015. SINAN, atualização de outubro de 2019.

*SE = Semana epidemiológica. **Limiar de alta incidência=300/100.000 hab.

Tabela 02- Variáveis climáticas na semana de pico, ano de maior ocorrência de casos de dengue, período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.

Municípios	Pico	tmin	tméd	tmáx	Umidade do ar	chuva
Grande porte	ano-SE	°C	°C	°C	%	mmH ₂ O
Belo Horizonte	2016-08	18,5	22,8	27,8	76,5	20,2
Sete Lagoas	2013-11	20,1	24,3	29,6	75,7	30
SRS Sete Lagoas	2013-11	20,4	24,5	29,4	75,8	334
média		19,7	23,9	28,9	76	128,1
Médio porte						
Curvelo	2019-18	19,8	24	29,5	71,9	16,7
Pompeu	2010-14	15,7	20,3	25,5	77,7	31,2
Três Marias	2013-15	19,5	22,7	26,5	85,3	58,7
média		18,3	22,3	27,2	78,3	35,5
Pequeno porte						
Abaeté	2008-15	19,4	23,3	27,4	83,1	39,5
Araçai	2016-07	19,6	24,1	28,9	76,7	18,0
Augusto de Lima	2016-07	19,6	24,5	30,4	69,1	5,7
Baldim	2010-12	18,2	22,2	27,5	80,9	19,7
Biquinhas	2015-17	17,1	22,1	28,2	70,7	10,1
Bonópolis	2013-11	20,8	26,3	32,8	61,4	9,77
Cachoeira da Prata	2013-14	18,1	21,7	26	84,8	31,4

Caetanópolis	2013-09	19,3	23,4	28	77,1	51,5
Capim Branco	2019-17	16,8	22,6	29,3	69,5	1,93
Cedro do Abaeté	2015-14	17,7	21,5	26,4	83,5	15,7
Cordisburgo	2013-15	18,7	21,7	25,7	87	47
Corinto	2013-11	20,3	25,3	31,1	69,1	14,4
Felixlândia	2013-17	14,9	19,6	25,2	73,8	0
Fortuna de Minas	2016-02	20,5	23,4	27,2	82,9	90,1
Funilândia	2019-19	17,6	23,1	30	65,2	6,33
Inhaúma	2015-51	19,1	24,8	30,7	67,6	11,2
Inimutaba	2008-49	18,8	23,5	28,8	75,4	28,2
Jequitibá	2019-19	17,6	23,1	30	65,2	6,33
Maravilhas	2019-15	18,5	23	28,4	76,8	13,2
Monjolos	2016-50	19,2	22,3	26,3	85	86,8
Morada Nova de Minas	2016-08	20,9	25,8	31,3	67,3	15,2
Morro da Garça	2016-10	20,8	24,5	29,1	78	34,9
Paineiras	2016-07	21,1	25,7	31,1	68,6	15
Papagaios	2016-07	20,6	25	29,9	73,7	18,4
Paraopeba	2013-14	18,6	22,2	26,5	84	24,8
Pequi	2016-01	19,2	23,5	28,4	77,4	32,3
Presidente Juscelino	2010-06	18,7	24,6	31,3	62,7	11,1
Prudente de Moraes	2013-09	19,3	23,4	28	77,1	51,5
Quartel Geral	2015-11	18	21,1	25,3	85,6	39
Santana de Pirapama	2010-14	15,5	19,9	25,3	78,3	19,3
Santo Hipólito	2016-04	20,2	23,1	26,8	85,5	66,1
média		18,9	23,2	28,4	75,6	26,9

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Administração Nacional Aeronáutica e Espacial dos Estados Unidos (NASA-EUA).

Tabela 03- Medidas de tendência central, variabilidade e frequência de semanas com e sem casos de dengue no período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.

Municípios	Casos por semana			zero	1 a 3	4 ou mais
	média	CV(%)	desv.pad	n(%)	n(%)	n(%)
Belo Horizonte	635,9	328,4	2088,0	103(11,2)	100(10,9)	718(77,9)
SRS Sete Lagoas	134,2	335,3	450,2	136(14,8)	137(14,9)	648(70,4)
Sete Lagoas	56,7	450,6	255,3	333(36,2)	247(26,8)	341(37)

média	275,6	371,4	931,2	190(20,6)	161(17,5)	569(61,9)
Médio porte						
Curvelo	19,6	351,6	68,8	440(47,8)	197(21,4)	284(30,8)
Pompeu	7,4	325,2	24,2	537(58,3)	195(21,2)	189(20,5)
Três Marias	4,9	359,3	17,5	645(70,0)	142(15,4)	134(14,5)
média	10,6	345,4	36,8	541(58,7)	178(19,3)	202(22)
Pequeno porte						
Abaeté	3,0	383,8	11,5	699(75,9)	111(12,1)	111(12,1)
Araçaí	0,3	673,5	2,0	865(93,9)	42(4,6)	14(1,5)
Augusto de Lima	1,2	337,4	4,2	758(82,3)	77(8,4)	86(9,3)
Baldim	1,1	388,8	4,4	780(84,7)	71(7,7)	70(7,6)
Biquinhas	0,2	534,8	1,2	849(92,2)	58(6,3)	14(1,5)
Buenópolis	1,4	504,1	7,2	757(82,2)	100(10,9)	64(6,9)
Cachoeira da Prata	0,7	402,0	2,9	682(74,0)	147(16)	92(10)
Caetanópolis	1,6	330,2	5,3	682(74,0)	147(16)	92(10)
Capim Branco	1,4	487,7	7,0	778(84,5)	83(9)	60(6,5)
Cedro do Abaeté	0,1	546,4	0,2	889(96,5)	32(3,5)	0(0)
Cordisburgo	0,4	445,3	3,3	815(88,5)	63(6,8)	43(4,7)
Corinto	8,5	370,4	31,5	488(53,0)	220(23,9)	213(23,1)
Felixlândia	3,6	432,7	15,4	715(77,6)	118(12,8)	88(9,6)
Fortuna de Minas	0,3	555,7	1,7	857(93,1)	38(4,1)	26(2,8)
Funilândia	0,6	476,8	2,7	830(90,1)	49(5,3)	42(4,6)
Inhaúma	1,3	472,9	6,0	736(79,9)	131(14,2)	54(5,9)
Inimutaba	1,5	400,8	6,1	715(77,6)	126(13,7)	80(8,7)
Jequitibá	0,7	600,5	4,0	849(92,2)	38(4,1)	34(3,7)
Maravilhas	1,2	511,1	6,1	816(88,6)	61(6,6)	44(4,8)
Monjolos	0,2	427,3	0,7	842(91,4)	69(7,5)	10(1,1)
Morada Nova de Minas	1,9	386,0	7,1	712(77,3)	121(13,1)	88(9,6)
Morro da Garça	0,4	745,6	3,3	861(93,5)	35(3,8)	25(2,7)
Paineiras	0,8	372,0	2,9	785(85,2)	74(8)	62(6,7)
Papagaios	2,6	409,2	10,6	744(80,8)	82(8,9)	95(10,3)
Paraopeba	6,2	354,7	22,1	619(67,2)	163(17,7)	139(15,1)
Pequi	1,4	387,9	5,3	777(84,4)	70(7,6)	74(8)
Presidente Juscelino	0,5	445,7	2,0	806(87,5)	80(8,7)	35(3,8)
Prudente de Moraes	0,8	393,8	3,0	755(82,0)	116(12,6)	50(5,4)
Quartel Geral	0,5	578,5	2,8	813(88,3)	84(9,1)	24(2,6)
Santana de Pirapama	0,9	421,4	3,8	812(88,2)	48(5,2)	61(6,6)
Santo Hipólito	0,2	561,9	1,3	863(93,7)	38(4,1)	20(2,2)
média	1,5	462,5	6,0	773(83,9)	87(9,4)	62(6,7)

Fontes: SINAN, atualização Outubro de 2019. Medidas estatísticas da série.

Legenda de figuras

Figura 01 – Estado de Minas Gerais, região da Superintendência Regional de Saúde de Sete Lagoas e respectivos municípios e Belo Horizonte, capital do estado.

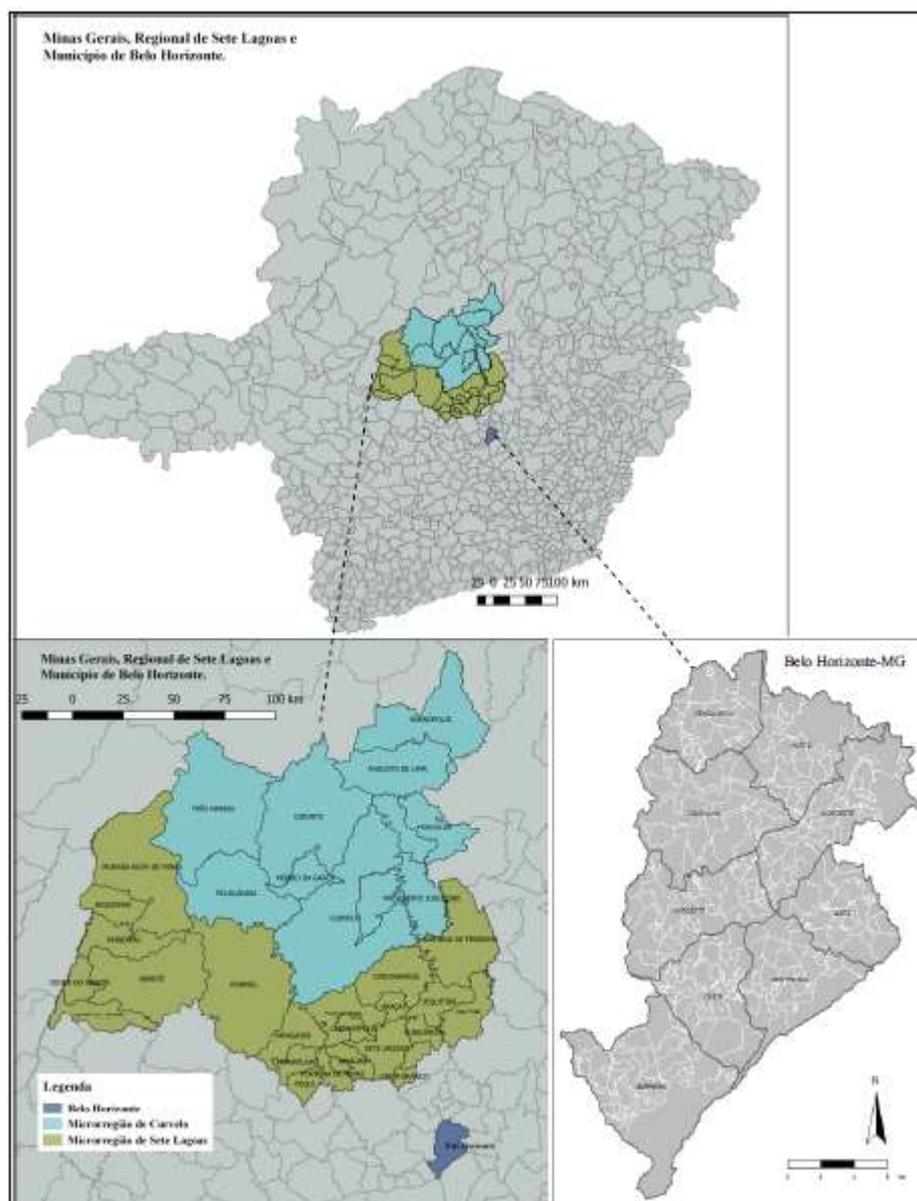
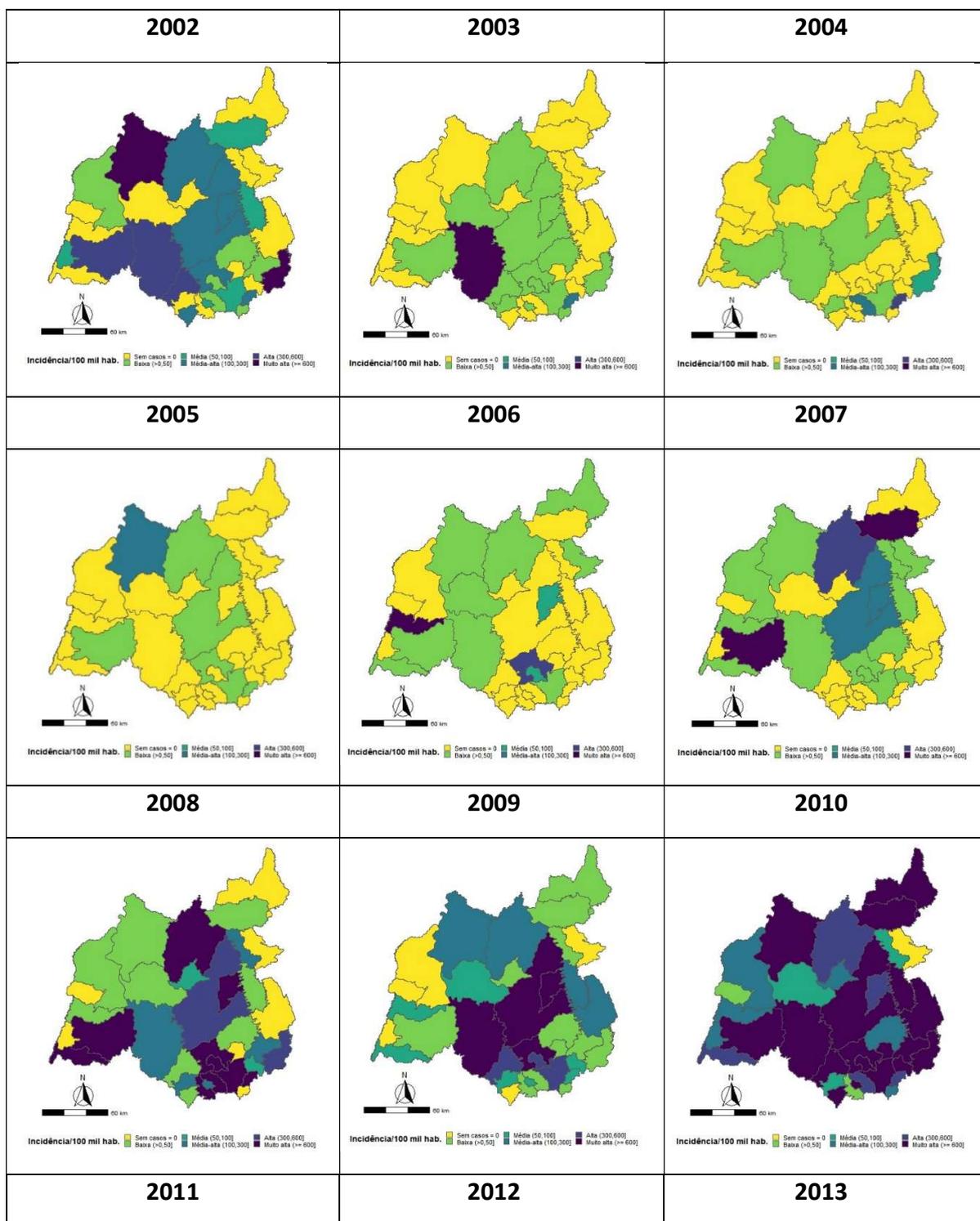
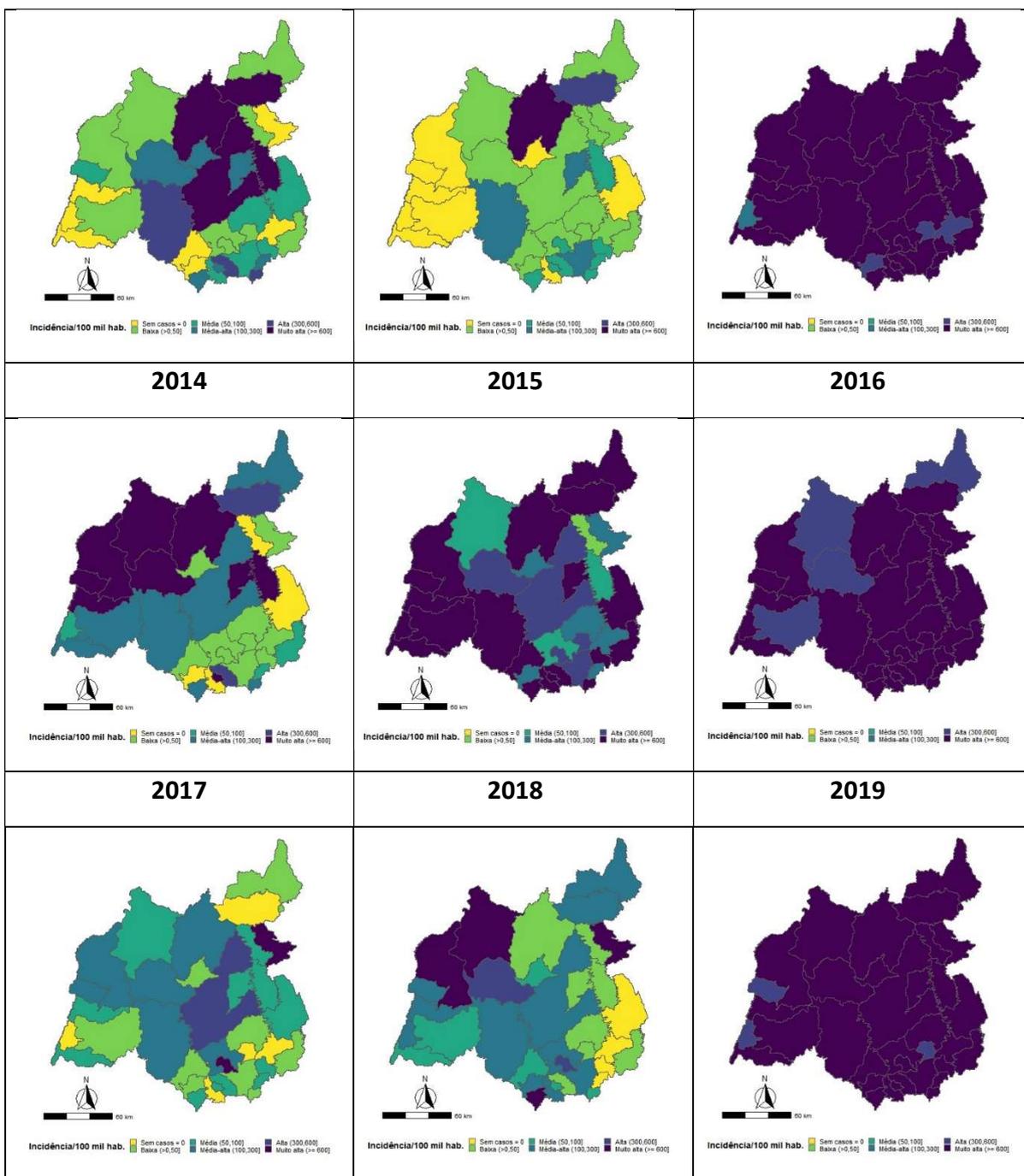


Figura 02 - Mapas de incidência acumulada de dengue nos municípios da SRS-SL, Minas Gerais, período de 2002 a 2019.





Legenda de tabelas suplementares

Tabela suplementar 1. Teste de estacionariedade de Dikey-Fuller e teste de dependência serial de Box-Ljung, período de 2002 a 2019, municípios da SRS-Sete Lagoas e Belo Horizonte, MG.

Município	População (2015)	Teste Dickey-Fuller		Teste Box-Ljung	
		Estatística	valor de p	Estatística	valor de p
Grande porte					
Belo Horizonte	2.375.152	-7,0	0,01	4009,4	< 0,001
Sete Lagoas	232.109	-7,3	0,01	2842,7	< 0,001
SRS Sete Lagoas	2.607.261	-7,0	0,01	3440,0	< 0,001
Médio porte					
Curvelo	78.902	-7,5	0,01	3014,7	< 0,001
Pompeu	31.177	-7,2	0,01	3016,2	< 0,001
Três Marias	31.031	-7,1	0,01	2955,6	< 0,001
Pequeno porte					
Abaeté	23.537	-7,3	0,01	2164,0	< 0,001
Araçaí	2.352	-7,9	0,01	1436,8	< 0,001
Augusto de Lima	5.048	-7,4	0,01	2530,8	< 0,001
Baldim	8.073	-8,0	0,01	2167,9	< 0,001
Biquinhas	2.640	-8,1	0,01	928,9	< 0,001
Bonópolis	10.584	-7,3	0,01	928,9	< 0,001
Cachoeira da Prata	3.717	-6,5	0,01	2185,9	< 0,001
Caetanópolis	11.171	-7,6	0,01	2740,0	< 0,001
Capim Branco	9.539	-6,6	0,01	2641,7	< 0,001
Cedro do Abaeté	1.216	-9,0	0,01	451,0	< 0,001
Cordisburgo	9.003	-7,0	0,01	3033,1	< 0,001
Corinto	24.432	-7,0	0,01	2768,5	< 0,001
Felixlândia	15.080	-8,3	0,01	3821,6	< 0,001
Fortuna de Minas	2.894	-7,9	0,01	1253,6	< 0,001
Funilândia	4.197	-8,1	0,01	2525,6	< 0,001
Inhaúma	6.158	-7,3	0,01	2363,4	< 0,001
Inimutaba	7.395	-7,6	0,01	2588,0	< 0,001
Jequitibá	5.315	-8,0	0,01	1794,7	< 0,001
Maravilhas	7.741	-7,6	0,01	4035,2	< 0,001
Monjolos	2.349	-7,7	0,01	1227,1	< 0,001
Morada Nova	8.766	-7,5	0,01	3465,5	< 0,001

de Minas					
Morro da Garça	2.630	-8,4	0,01	1507,8	< 0,001
Painceiras	4.674	-7,6	0,01	1831,5	< 0,001
Papagaios	15.274	-7,1	0,01	3353,4	< 0,001
Paraopeba	24.110	-6,5	0,01	3261,3	< 0,001
Pequi	4.340	-7,0	0,01	3327,7	< 0,001
Presidente Juscelino	3.873	-6,8	0,01	1995,5	< 0,001
Prudente de Morais	10.387	-7,7	0,01	1743,8	< 0,001
Quartel Geral	3.514	-7,3	0,01	2049,6	< 0,001
Santana de Pirapama	8.028	-7,3	0,01	1878,5	< 0,001
Santo Hipólito	3.244	-7,8	0,01	1891,7	< 0,001