UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA

A influência da variabilidade climática sazonal na ocorrência de doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais entre 2008 e 2022

Norton César da Silva Almeida
Magister Scientiae

VIÇOSA - MINAS GERAIS
2026

NORTON CÉSAR DA SILVA ALMEIDA

A influência da variabilidade climática sazonal na ocorrência de doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais entre 2008 e 2022

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Geografia, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

Orientador: Edson Soares Fialho

Coorientador: Edson Soares Fialho

VIÇOSA - MINAS GERAIS
2026

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade Federal de Viçosa - Campus Viçosa

T
A447i
2026

Almeida, Norton César da Silva, 1991-
A influência da variabilidade climática sazonal na ocorrência de doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais no período de 2008 a 2022 / Norton César da Silva Almeida. – Viçosa, MG, 2026.
1 dissertação eletrônica (325 f.): il. (algumas color.).

Inclui anexos.
Inclui apêndices.
Orientador: Edson Soares Fialho.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Geografia, 2026.
Referências bibliográficas: f. 198-203.
DOI: https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2026.529
Modo de acesso: World Wide Web.

1. Hospitais - Utilização - Minas Gerais - Efeito das mudanças climáticas. 2. Aparelho respiratório - Doenças - Minas Gerais - Efeito das mudanças climáticas. I. Fialho, Edson Soares, 1974-. II. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Geografia. Programa de Pós-Graduação em Geografia.
III. Título.

CDD 22. ed. 362.11098151

Bibliotecário(a) responsável: Euzébio Luiz Pinto CRB-6/3317

NORTON CÉSAR DA SILVA ALMEIDA

A influência da variabilidade climática sazonal na ocorrência de doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais entre 2008 e 2022

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Geografia, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 29 de junho de 2026.

Assentimento:

Norton César da Silva Almeida
Autor

Edson Soares Fialho
Orientador

Essa dissertação foi assinada digitalmente pelo autor em 23/09/2026 às 19:30:58 e pelo orientador em 23/09/2026 às 20:09:24. As assinaturas têm validade legal, conforme o disposto na Medida Provisória 2.200-2/2001 e na Resolução nº 37/2012 do CONARQ. Para conferir a autenticidade, acesse https://siadoc.ufv.br/validar-documento. No campo 'Código de registro', informe o código **3V8V.IG83.9B64** e clique no botão 'Validar documento'.

Ao meu orientador, Professor Edson Soares Fialho. Minha gratidão aqui transcende o protocolo institucional. Obrigado por ter abraçado este projeto, pela paciência generosa, pelas leituras atentas e pelas críticas cirúrgicas que me fizeram evoluir. Sua mentoria e postura humana foram um verdadeiro farol nos momentos em que o caminho parecia sem saída. À Professora Cássia, minha primeira orientadora. Deixo aqui registrada minha imensa gratidão pelo acolhimento inicial, pelo incentivo e por ter ajudado a plantar as primeiras sementes deste trabalho. Sua contribuição permanece viva nesta pesquisa.

Aos professores membros da banca examinadora, Natacha, Priscilla e André, pelas valiosas contribuições e apontamentos. O olhar generoso e o rigor de vocês foram fundamentais para lapidar este trabalho e me instigar a ir além.

Ao Laboratório Bioclima, ambiente que foi minha segunda casa. Um agradecimento especial ao Nikolas, cuja ajuda foi crucial e determinante na análise de tudo o que envolve este trabalho;

à Larissa, uma parceira gigantesca e fundamental em cada etapa desta caminhada; e à Marcela, pelo companheirismo e apoio diário no laboratório. Vocês transformaram a rotina de pesquisa em um espaço de verdadeiro aprendizado coletivo.

Aos meus amigos acadêmicos, Pedro, Júlia e Yara, pelas discussões teóricas, pelos cafés providenciais, conversas emergenciais e por compartilharem comigo as angústias e as vitórias que só quem vive a graduação e a pós-graduação consegue compreender por completo.

Aos meus amigos Rhuan e Cássia, e ao pequeno Benjamim. Obrigado pelo acolhimento, pelo carinho e por serem um porto seguro de leveza e afeto em meio aos dias mais intensos, dessa caminhada.

Aos demais amigos que tornaram essa jornada possível: Bianca, Francine e Lucas.Um agradecimento especial a você, Lucas, cuja parceria foi fundamental para que este trabalho de fato acontecesse. Obrigado por estarem ao meu lado.

À minha família, a base inabalável de tudo o que sou e conquisto. À minha

avó Iracema, por suas bênçãos e amor. À minha mãe, Bete, e ao meu pai, Paulinho Real, que sempre priorizaram meus passos e me ensinaram o valor do conhecimento com um apoio incondicional que palavra nenhuma consegue traduzir. Às minhas irmãs, Bianca e Jordânia, pelo companheirismo de uma vida inteira. Aos meus sobrinhos, Victória, Henrique e Valentina, a parte de mim que vive fora de mim. Vocês são a minha maior pureza, a minha alegria renovada e a certeza de que todo o esforço vale a pena.

À minha namorada, meu grande amor e companheira, Nélia, pelo amor paciente, pelo colo nos dias de crise, por celebrar cada pequena vitória, e pelas inúmeras horas que se fez presente, ao meu lado, construindo tudo isso, junto comigo. Também por suportar minha ausência física e mental nas semanas de escrita mais intensa. Sem o seu suporte emocional e o seu carinho, o caminho teria sido infinitamente mais difícil.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi realizado com o apoio das seguintes agências de pesquisa brasileiras: Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

RESUMO

ALMEIDA, Norton César da Silva, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, junho de 2026. **A influência da variabilidade climática sazonal na ocorrência de doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais entre 2008 e 2022**. Orientador: Edson Soares Fialho. Coorientador: Edson Soares Fialho.

Este trabalho analisa a relação entre a sazonalidade climática e as internações por doenças respiratórias em quatro áreas representativas dos tipos climáticos de Minas Gerais, denominadas Área 1, Área 2, Área 3 e Área 4. Inserida no campo da Geografia da Saúde, a pesquisa buscou compreender como elementos climáticos, especialmente temperatura e pluviosidade, se articulam com a dinâmica temporal das internações hospitalares. Foram utilizados dados de internações do SIH/SUS, taxas por 1.000 habitantes, variáveis meteorológicas e informações etárias, analisados por meio de gráficos comparativos, decomposição de séries temporais, modelos SARIMAX, modelos de contagem e análises estatísticas. Os resultados evidenciaram diferenças entre as áreas climáticas, com padrões sazonais mais definidos no período anterior à pandemia de COVID-19. Temperatura e pluviosidade apresentaram associações negativas com as internações, porém com intensidade distinta entre as áreas analisadas, enquanto os modelos de regressão indicaram baixo poder explicativo, evidenciando que as doenças respiratórias possuem caráter multifatorial e dependem também de fatores sociais, ambientais e demográficos. A pandemia alterou a regularidade das séries temporais e reduziu a capacidade preditiva dos modelos. Conclui-se que as internações por doenças respiratórias devem ser compreendidas como fenômenos geográficos complexos, resultantes da interação entre clima, território, população, vulnerabilidade e organização dos serviços de saúde.

Palavras-chave: geografia da saúde; doenças respiratórias; sazonalidade climática; internações hospitalares; paisagem

ABSTRACT

ALMEIDA, Norton César da Silva, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, June, 2026. **The influence of seasonal climate variability on the occurrence of respiratory system diseases in Minas Gerais between 2008 and 2022**. Adviser: Edson Soares Fialho. Co-adviser: Edson Soares Fialho.

This study analyzes the relationship between climate seasonality and hospitalizations for respiratory diseases in four representative areas of the climate types in Minas Gerais, designated as Area 1, Area 2, Area 3, and Area 4. Situated within the field of Health Geography, the research aimed to understand how climate elements particularly temperature and rainfall articulate with the temporal dynamics of hospital admissions. Hospitalization data from the SIH/SUS, rates per 1,000 inhabitants, meteorological variables, and age-related information were analyzed using comparative graphs, time series decomposition, SARIMAX models, count models, and statistical analyses. The results revealed differences among the climate areas, with more defined seasonal patterns in the period prior to the COVID-19 pandemic. Temperature and rainfall showed negative associations with hospitalizations, though with varying intensity across the analyzed areas, while the regression models indicated low explanatory power, highlighting that respiratory diseases are multifactorial and also depend on social, environmental, and demographic factors. The pandemic disrupted the regularity of the time series and reduced the predictive capacity of the models. It is concluded that hospitalizations for respiratory diseases must be understood as complex geographical phenomena resulting from the interaction among climate, territory, population, vulnerability, and the organization of healthcare services.

Keywords: health geography; respiratory diseases; climate seasonality hospitalizations; landscape

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Mapa de localização das regiões incluídas no estudo. Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....33
Figura 2. Mapa de localização da área 1 do estudo. Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....34
Figura 3. Mapa de localização da área 2 do estudo. Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....35
Figura 4. Mapa de localização da área 3 do estudo. Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....36
Figura 5. Mapa de localização da área 4 do estudo. Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....36
Figura 6. Mapa de localização dos municípios correspondentes as estações meteorológicas utilizadas no estudo. Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....39
Figura 7. Exemplo da disposição dos códigos de doenças no manual de códigos do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS). Fonte: DATASUS.40
Figura 8. Esquema de estruturação da dissertação. Fonte: Elaborado pelo autor.....41
CAPÍTULO 1
Figura 9. Fluxograma dos pensamentos acerca da relação entre homem e natureza. Fonte: Elaborado pelo autor.....49
Figura 10. Dialética da natureza de Karl Marx. Fonte: Gomez (2004).....52
Figura 11. Listagem de fatores que promovem imunidade paisagística. Fonte: Reaser *et al.* (2022).....58
Figura 12. Esquema dos cinco elementos da Teoria dos Focos Naturais de Pavlovsky (1939). Fonte: Santos *et al.* (2006).....63
Figura 13. Organograma da relação paisagem, clima e doenças. Fonte: Elaborado pelo autor.....67
CAPÍTULO 2
Figura 14. Sazonalidade mensal da pluviosidade média nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: INMET.....74
Figura 15. Classificação dos anos secos e chuvosos nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: INMET.....75
Figura 16. Evolução anual da precipitação total e classificação pluviométrica nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: INMET.....77

Figura 17. Sazonalidade mensal da temperatura média nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: INMET.....78
Figura 18. Relação entre temperatura média e pluviosidade nas quatro áreas climáticas. Fonte: INMET.....80
Figura 19. Taxa anual de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....82
Figura 20. Comparação mensal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....83
Figura 21. Tendência temporal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....85
Figura 22. Classificação mensal em quartis da taxa de internações nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....86
Figura 23. Distribuição etária das internações nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....88
Figura 24. Acumulado de internações por idade nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....89
Figura 25. Proporção acumulada de internações por idade nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....92
Figura 26. Taxa anual de internações por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas – IC 95%. Fonte: DATASUS.....94
Figura 27. Principais doenças respiratórias segundo número absoluto de internações nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....95
Figura 28. Principais doenças respiratórias segundo taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas – 2008 a 2022. Fonte: DATASUS.....97
Figura 29. Matriz de correlação entre variáveis climáticas, idade e internações nas quatro áreas climáticas. Fonte: DATASUS e INMET.....100
Figura 30. Análise dos resíduos da regressão linear nas quatro áreas climáticas. Fonte: DATASUS e INMET.....102

CAPÍTULO 3

Figura 31. Taxa de internações por idade e ano – Área 1. Fonte DATASUS.....106
Figura 32. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1, utilizando o método STL. Fonte DATASUS.....108
Figura 33. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1 – Período Com Pandemia. Fonte DATASUS.....110

Figura 34. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 1 – Período Com e Sem Pandemia.....112
Figura 35. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 1. Fonte DATASUS.....113
Figura 36. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 1. Fonte DATASUS.....113
Figura 37. Resíduos da Área 1 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....114
Figura 38. Previsão da Área 1 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....116
Figura 39. Erro absoluto da Área 1 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....117
Figura 40. Erro com sinal e erro percentual da Área 1 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....117
Figura 41. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 1. Fonte DATASUS.....119
Figura 42. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 1. Fonte DATASUS.....119
Figura 43. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 1. Fonte DATASUS.....120
Figura 44. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 1. Fonte: DATASUS.....122
Figura 45. Taxa de internações por idade e ano – Área 2. Fonte DATASUS.....123
Figura 46. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2, utilizando o método STL. Fonte DATASUS.....125
Figura 47. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2 – Período Com Pandemia. Fonte DATASUS.....126
Figura 48. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 2 – Período Com e Sem Pandemia.....127
Figura 49. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 2. Fonte DATASUS.....128
Figura 50. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 2. Fonte DATASUS.....129
Figura 51. Resíduos da Área 2 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia. Fonte

DATASUS.....131
Figura 52. Previsão da Área 2 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....132
Figura 53. Erro absoluto da Área 2 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....134
Figura 54. Erro com sinal e erro percentual da Área 2 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....134
Figura 55. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 2. Fonte DATASUS.....135
Figura 56. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 2. Fonte DATASUS.....136
Figura 57. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 2. Fonte DATASUS.....137
Figura 58. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 2. Fonte: DATASUS.....139
Figura 59. Taxa de internações por idade e ano – Área 3. Fonte DATASUS.....139
Figura 60. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 3, utilizando o método STL. Fonte DATASUS.....148
Figura 61. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 3 – Período Com Pandemia. Fonte DATASUS.....149
Figura 62. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 3 – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....150
Figura 63. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 3. Fonte DATASUS.....151
Figura 64. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 3. Fonte DATASUS.....152
Figura 65. Resíduos da Área 3 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....153
Figura 66. Previsão da Área 3 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....156
Figura 67. Erro absoluto da Área 3 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....158
Figura 68. Erro com sinal e erro percentual da Área 3 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....159

Figura 69. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 3. Fonte DATASUS.....161
Figura 70. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 3. Fonte DATASUS.....162
Figura 71. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 3. Fonte DATASUS.....163
Figura 72. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 3. Fonte: DATASUS.....165
Figura 73. Taxa de internações por idade e ano – Área 4. Fonte DATASUS.....167
Figura 74. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 4, utilizando o método STL. Fonte DATASUS.....169
Figura 75. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 4 – Período Com Pandemia. Fonte DATASUS.....171
Figura 76. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 4 – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....173
Figura 77. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 4. Fonte DATASUS.....174
Figura 78. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 4. Fonte DATASUS.....175
Figura 79. Resíduos da Área 4 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....177
Figura 80. Previsão da Área 4 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....179
Figura 81. Erro absoluto da Área 4 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....180
Figura 82. Erro com sinal e erro percentual da Área 4 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia. Fonte DATASUS.....182
Figura 83. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 4. Fonte DATASUS.....183
Figura 84. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 4. Fonte DATASUS.....184
Figura 85. Modelagens da Distribuição Binomial nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 4. Fonte DATASUS.....186
Figura 86. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das

modelagens SARIMAX e STL – Área 4. Fonte: DATASUS.....187

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Caracterização das áreas representativas dos tipos climáticos de Minas Gerais.Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do Censo Demográfico 2022 (IBGE).

Quadro 2. Doenças do aparelho respiratório. Fonte: Cadernos de Atenção Básica - Ministério da Saúde – Governo Federal, 2010.

LISTA DE SIGLAS

ACF - Função de Autocorrelação
AIC – Critério De Informação de Akaike
AIH – Autorização de Internação Hospitalar ANS – Agência Nacional de Saúde
ANS – Agência de Saúde Suplementar
CNT – Complexo Natural Territorial
CONASS – Conselho Nacional de Secretários da Saúde
DAR – Doenças do Aparelho Respiratório
DATASUS – Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde
DPOC - Doença Pulmonar Obstrutiva Crônica
DSC's – Doenças Sensíveis ao Clima
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IC – Intervalo de Confiança
INMET – Instituto Nacional de Meteorologia
LCZ – Zonas Climáticas Locais
MAE – Erro Médio Absoluto
MAPE – Erro Percentual Absoluto Médio
MG – Minas Gerais
MQO – Mínimos Quadrados Ordinários
MS – Mato Grosso do Sul
NB - Distribuição Binomial Negativa
NB2 - Modelo de Regressão Binomial Negativa tipo 2
NB-GLM - Modelo Linear Generalizado Binomial Negativo
PACF – Função de Autocorrelação Parcial
R^2 - Coeficiente de Determinação
RD – Procedimentos Efetivamente Processados e Validados RLM – Regressão Linear Múltipla
RLM – Regressão Linear Múltipla
RLS – Regressão Linear Simples
RMSE – Raíz do Erro Quadrático Médio
SARIMAX - Modelo Autorregressivo Integrado de Média Móvel Sazonal com Variáveis Exógenas
SARS-CoV-2 – Coronavírus 2 da Síndrome Respiratória Aguda Grave

SIA – Simpósio de Integração Acadêmica

SIH/SUS – Sistema de Informações Hospitalares do SUS

sMAPE - Erro Percentual Absoluto Médio Simétrico

SP – São Paulo

STL - Decomposição Sazonal e de Tendência usando LOESS

SUS – Sistema Único de Saúde

UF – Unidade Federativa

UFES – Universidade Federal do Espirito Santo

UFV – Universidade Federal de Viçosa

UnB – Universidade de Brasília

UNESP – Universidade Estadual de São Paulo

VSR – Vírus Sincicial Respiratório

SUMÁRIO

1 PARTE 1 – MEMORIAL
1.1 Caminhada acadêmica 18
1.1.1 Apresentação 18
1.1.2 Produção Científica – Trabalhos apresentados 18
1.1.3 Organização e realização de atividades acadêmicas 24
2 PARTE 2 – DISSERTAÇÃO
2.1 INTRODUÇÃO 27
2.1.1 Estrutura Geral do Trabalho 30
2.2 OBJETIVOS 32
2.2.1 Objetivo Geral 32
2.2.2 Objetivos Específicos 32
2.3 METODOLOGIA 33
2.3.1 Descrição da Área de Estudo 33
2.3.2 Materiais e Métodos 37
3 CAPÍTULO 1 – PAISAGEM, CLIMA E DOENÇAS: HISTÓRICO E PARADIGMAS ACERCA DA INTERAÇÃO HOMEM-NATUREZA E OS IMPACTOS NA SAÚDE HUMANA 47
3.1 Relação Homem-Natureza 48
3.2 Paisagem 53
3.2.1 Paisagem e Saúde 56
3.2.2 Clima e Saúde 61
4 CAPÍTULO 2 – DISCUSSÃO DOS RESULTADOS: ANÁLISE COMPARATIVA DOS DIFERENTES TIPOS CLIMÁTICOS DE MINAS GERAIS E A SAZONALIDADE DAS DOENÇAS 72
4.1 Caracterização climática comparativa das quatro áreas 73
4.2 Dinâmica temporal das internações nas quatro áreas climáticas 81
4.3 Perfil etário das internações nas quatro áreas climáticas 88
4.4 Perfil das internações por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas 93
4.5 Relações entre variáveis climáticas, idade e internações nas quatro áreas climáticas 98
4.6 Conclusões 104
5 CAPÍTULO 3 – PAISAGEM E DOENÇAS EM MINAS GERAIS 106
5.1 Paisagem e Doenças: Uma Análise das Mesorregiões Zona da Mata e Vale do Rio Doce e

a Centro-Sul de Minas Gerais 106
5.2 Região (Tipo Climático Oriental do Brasil) – Área 1 106
5.3 Região (Tipo Climático Centro-Sul do Brasil) – Área 2 122
5.4 Paisagem e Doenças: Uma Análise das Mesorregiões Norte e Noroeste de Minas Gerais 146
5.5 Região (Tipo Climático Nordestino do Brasil) – Área 3 146
5.6 Região (Tipo Climático Central do Brasil) – Área 4 167
6 CONCLUSÃO GERAL 191
REFERÊNCIAS 198
APÊNDICE A – Lista dos municípios por área de estudo 204
APÊNDICE B – Doenças do capítulo CID-10: doenças do aparelho respiratório (J00 – J99) 211
APÊNDICE C – Log de execução (PYTHON) 237
APÊNDICE D – Demais gráficos gerados pelo PYTHON 325

MEMORIAL

CAMINHADA ACADÊMICA

APRESENTAÇÃO

Sou Norton, mestrando em Geografia pela Universidade Federal de Viçosa (UFV), e minha trajetória acadêmica tem sido guiada pelo interesse em compreender como o clima interfere diretamente na saúde das pessoas. Integro o Laboratório Bioclima, no qual desenvolvo pesquisas sobre as relações entre variáveis atmosféricas e a ocorrência de doenças respiratórias em diferentes municípios de Minas Gerais. Esse ambiente de pesquisa tem sido essencial para minha formação, tanto do ponto de vista técnico quanto teórico.

Acredito que a Geografia tem muito a contribuir com a compreensão dos determinantes ambientais da saúde. Mais do que uma questão científica, trata-se de um compromisso com a produção de conhecimento que possa, de fato, fazer diferença na vida das pessoas — especialmente na formulação de políticas públicas de saúde mais atentas às especificidades do território. É com esse propósito que tenho conduzido minhas investigações, focando na sazonalidade climática e nos ritmos atmosféricos como fatores que influenciam o adoecimento respiratório em diferentes contextos espaciais do estado.

Ao longo do mestrado, tenho buscado articular rigor metodológico com engajamento acadêmico e social. Participar de eventos, ministrar minicursos, colaborar com colegas de pesquisa e contribuir para a organização da vida institucional do programa são, para mim, partes indissociáveis de uma formação científica comprometida com a excelência e com a responsabilidade social. Este memorial é o registro dessa trajetória.

PRODUÇÃO CIENTÍFICA – TRABALHOS APRESENTADOS

Desde o início do mestrado, tenho me dedicado a investigar, de forma sistemática, como as variáveis atmosféricas se relacionam com a ocorrência de doenças respiratórias em diferentes municípios mineiros. Cada trabalho apresentado ao longo desse período representou não apenas um avanço na pesquisa, mas também uma oportunidade de submeter meus resultados ao debate acadêmico e aprimorar meus procedimentos metodológicos.

O ponto de partida dessa trajetória foi a apresentação, em junho de 2023, no Simpósio de Integração Acadêmica (SIA), do trabalho intitulado “Geografia da Saúde: Uma

Análise das Variáveis Atmosféricas e a Ocorrência de Doenças Respiratórias Entre os Meses de Maio a setembro no Período de 2008 a 2022 em Viçosa-MG".

Com base em uma série histórica de quinze anos, analisei a relação entre temperatura, umidade relativa do ar, precipitação e os registros de internações hospitalares no município de Viçosa. Os resultados indicaram que os meses de inverno, marcados por temperaturas mais baixas e menor umidade, estão positivamente correlacionados com o aumento das internações por doenças respiratórias, evidenciando a relevância da abordagem geográfica para esse tipo de análise.

Em novembro do mesmo ano, durante a Semana Acadêmica de Geografia do Departamento de Geografia da UFV, apresentei dois trabalhos que ampliaram tanto o escopo temático quanto o recorte espacial das minhas investigações. O primeiro, "Trabalho de Campo Na Geografia: Percurso Histórico, Importância e Desafios", foi uma reflexão sobre os fundamentos epistemológicos do trabalho de campo como método geográfico. Ao traçar esse percurso histórico, pude compreender melhor os procedimentos que emprego nas minhas próprias pesquisas e os desafios que o campo enfrenta diante das transformações tecnológicas e institucionais contemporâneas.

O segundo trabalho, "Sazonalidade Climática e a Ocorrência de Internações por Doenças do Aparelho Respiratório no Município de Governador Valadares-MG no Período de 2008 a 2022", expandiu a análise para um município com características climáticas distintas de Viçosa. Governador Valadares, situado no Vale do Rio Doce, possui clima tropical semiúmido com estação seca pronunciada, o que gerou resultados bastante diferentes dos observados em Viçosa. Essa comparação foi reveladora: embora a sazonalidade nas internações seja um padrão comum aos dois municípios, as magnitudes das correlações e os padrões temporais diferem de forma significativa, reforçando a ideia de que as especificidades climáticas locais importam e precisam ser consideradas nas políticas de saúde.

Em setembro de 2023, no Seminário de Pós-Graduação em Geografia da UFV, apresentei o trabalho "Clima e Saúde: Uma Análise das Variáveis Atmosféricas e as Internações Por Doenças do Aparelho Respiratório Nos Municípios de Viçosa e Unaí em Minas Gerais no Período de 2008 a 2022".

A inclusão de Unaí, município do noroeste mineiro com clima de transição para o Cerrado, permitiu explorar como contextos climáticos regionais distintos moldam os padrões de adoecimento respiratório. Os resultados mostraram que, embora a sazonalidade seja uma característica comum, as variáveis atmosféricas com maior correlação com as internações

variam de município para município, o que reforça a necessidade de políticas de saúde pública territorialmente contextualizadas.

No X Seminário do PPGEO-UFJF, em novembro de 2023, tive a oportunidade de ampliar o diálogo acadêmico para além da UFV, apresentando dois trabalhos. O primeiro, "Globalização, Seus Mecanismos e Suas Ações na Saúde Humana", foi um exercício de reflexão teórica sobre como processos globais de transformação econômica, social e ambiental impactam os padrões de saúde e doença em diferentes escalas.

Esse trabalho me ajudou a situar minhas análises locais em um contexto mais amplo, reconhecendo que o adoecimento respiratório não pode ser explicado apenas por variáveis climáticas, determinantes sociais e econômicos também entram em cena.

O segundo trabalho apresentado naquele evento, "Clima e Saúde: Análise dos Ritmos Atmosféricos e de Internações Por Doenças Respiratórias Nos Municípios de Uberlândia e Governador Valadares-MG no Período de 2008 a 2022", representou um avanço metodológico importante. Nele, incorporei a análise rítmica proposta por Monteiro (1971), que permite compreender a sucessão dos tipos de tempo e seus efeitos sobre fenômenos geográficos. Os resultados indicaram que determinadas combinações de variáveis atmosféricas têm associação mais forte com os picos de internações do que variáveis analisadas isoladamente, o que aponta para a importância de abordagens integradas na relação clima-saúde.

Em julho de 2023, participei do VIII Congresso Brasileiro de Geógrafas e Geógrafos, no qual apresentei "Estudo da Influência da Sazonalidade na Ocorrência de Internações Por Doenças do Aparelho Respiratório em Municípios de Minas Gerais no Período de 2008 a 2022". Esse trabalho foi uma síntese das minhas investigações até então, contemplando múltiplos municípios com diferentes características climáticas e socioeconômicas. A análise comparativa permitiu identificar tanto padrões gerais quanto especificidades locais, contribuindo para uma compreensão mais completa da relação entre sazonalidade e saúde respiratória no território mineiro.

Em junho de 2024, submeti o capítulo "Geografia da Saúde e Educação Básica: Uma Revisão Bibliográfica da Atual Aplicabilidade nas Escolas" para o livro *Diálogos Sobre o Ensino de Geografia*, atualmente em edição. Por meio de revisão bibliográfica sistemática, analisei como os conteúdos de Geografia da Saúde têm sido, ou não, incorporados ao ensino básico, identificando potencialidades, desafios e lacunas. Esse trabalho nasce da convicção de que o conhecimento sobre as relações entre ambiente e saúde precisa chegar às escolas,

contribuindo para a formação de cidadãos mais conscientes e críticos sobre os determinantes espaciais da saúde.

Além dos trabalhos autoriais, também tivemos a oportunidade de elaborar pesquisas e trabalhos em coautoria, o que foi uma das experiências mais enriquecedoras do meu percurso no mestrado. As parcerias estabelecidas com colegas do PPGEO-UFV e de outras instituições ampliaram meus horizontes teóricos e metodológicos, além de fortalecer redes de pesquisa que considero fundamentais para o avanço da ciência geográfica.

No X Seminário do PPGEO-UFJF, em novembro de 2023, participei como coautor de dois trabalhos que exploraram as interfaces entre Geografia e Educação. O primeiro, "O Letramento Literário e o Ensino de Geografia", investigou as potencialidades do uso da literatura como recurso didático nas aulas de Geografia. Essa experiência me levou a refletir sobre as múltiplas linguagens por meio das quais o conhecimento geográfico pode ser construído e comunicado, um exercício que complementou, de forma inesperada, minhas investigações sobre Geografia da Saúde.

O segundo trabalho, "A Família e o Ensino de Geografia Como Elos Inseparáveis no Contexto Social Escolar", analisou como as dinâmicas familiares influenciam a aprendizagem geográfica e como o ensino de Geografia pode contribuir para a compreensão crítica das relações sociais e territoriais. Participar dessa investigação reforçou minha percepção de que os processos de aprendizagem são profundamente influenciados pelos contextos de vida dos estudantes, algo que também se aplica à forma como as populações percebem e vivenciam os riscos ambientais à saúde.

Em julho de 2024, colaborei no trabalho "Análise Da Distribuição da Temperatura de Superfície Diurna e Noturna Nas Regiões Metropolitanas de Minas Gerais", apresentado no VIII Congresso Brasileiro de Geógrafas e Geógrafos. Utilizando dados de sensoriamento remoto, o estudo mapeou padrões de temperatura de superfície em áreas metropolitanas mineiras, identificando ilhas de calor urbanas e suas variações ao longo do dia.

Essa parceria me permitiu aprofundar competências em geoprocessamento e ampliar minha compreensão sobre as especificidades climáticas dos ambientes urbanos, contextos em que grande parte das internações que analiso em minha pesquisa principal ocorrem.

No III Seminário do PPGEO-UFV, em setembro de 2023, participei como coautor de "Ondas de Calor No Município de Viçosa-MG – Uma Análise de Dados Coletados em Estações Meteorológicas Instaladas Nas Ruas Das Cidades no Período de 2015 a 2018".

O trabalho utilizou dados da rede de estações meteorológicas urbanas do Laboratório Bioclima para analisar a variabilidade espacial intraurbana das temperaturas durante eventos

de ondas de calor. Essa experiência foi especialmente útil para refinar minhas próprias análises, mostrando que a variabilidade climática dentro de uma mesma cidade pode influenciar de forma diferenciada a saúde de populações em distintos setores urbanos.

Ainda em agosto de 2023, colaborei no trabalho “Uma análise da relação entre zonas climáticas urbanas e a temperatura de superfície: Um estudo de caso na cidade de Viçosa-MG”, apresentado no Simpósio de Climatologia Geográfica. O estudo aplicou a metodologia das Zonas Climáticas Locais (LCZ), proposta por Stewart e Oke (2012), para classificar diferentes áreas urbanas de Viçosa e analisar suas relações com os padrões de temperatura de superfície. Compreender como diferentes configurações espaciais produzem microclimas distintos tem sido diretamente útil para pensar os determinantes ambientais da saúde nos contextos urbanos que investigo.

Além das publicações, tive a oportunidade de ministrar palestras e minicursos é, para mim, muito mais do que uma atividade de extensão: é uma forma de testar e amadurecer o próprio conhecimento. Explicar conceitos complexos para públicos diferentes estudantes de graduação, profissionais de saúde, professores da educação básica exige um esforço de síntese e clareza que, invariavelmente, aprimora a forma como penso e comunico minha pesquisa.

Em agosto de 2023, ministrei duas oficinas práticas que me permitiram trabalhar com metodologias mais participativas. A primeira, “Oficina: Equipamentos Meteorológicos Alternativos”, teve como proposta mostrar que é possível construir instrumentos de monitoramento climático com materiais de baixo custo e fácil acesso.

A construção coletiva de pluviômetros, anemômetros e termômetros com materiais recicláveis foi acompanhada de discussões sobre os princípios físicos envolvidos e sobre as possibilidades de uso desses instrumentos em contextos educacionais e comunitários. A presença de professores da educação básica interessados em incorporar essas práticas às suas aulas foi um dos pontos mais gratificantes da experiência.

A segunda oficina, “Oficina: Observação Sensível do Tempo”, propôs um olhar diferente sobre a Climatologia menos instrumental e mais fenomenológico. Por meio de exercícios de observação sensorial do tempo atmosférico, os participantes foram convidados a prestar atenção à qualidade da luz, às formações de nuvens, à direção dos ventos e às sensações térmicas. A atividade partiu da premissa de que a observação sensível não é uma forma inferior de conhecimento, mas uma abordagem legítima e complementar — especialmente relevante para compreender como diferentes populações vivenciam e interpretam o clima em seu cotidiano.

Em outubro de 2023, durante o III Seminário do PPGEO-UFV, ministrei o minicurso “Introdução a Geografia da Saúde e Aplicabilidades”. O curso foi organizado em três módulos: fundamentos epistemológicos e trajetória histórica da área; abordagens metodológicas, incluindo análises espaciais, estudos ecológicos e métodos qualitativos; e aplicações práticas por meio de estudos de caso. A interação com os participantes graduandos, pós-graduandos e profissionais de saúde, foi particularmente valiosa, pois trouxe questionamentos que me levaram a revisitar pressupostos que muitas vezes permanecem implícitos no cotidiano da pesquisa.

Em março de 2024, atuei como palestrante no Seminário “Clima e Suas Aplicabilidades”, com a apresentação “Clima e Saúde: Comparação das Doenças do Aparelho Respiratório Entre Governador Valadares e Viçosa”. A palestra foi estruturada para contextualizar teoricamente a relação entre clima e saúde, apresentar os procedimentos metodológicos adotados e discutir os resultados com ênfase em suas implicações para políticas públicas. O debate que se seguiu foi especialmente produtivo, com questões práticas sobre a aplicação dos resultados em sistemas de vigilância em saúde e planejamento urbano, dimensões que tenho incorporado cada vez mais às minhas reflexões investigativas.

Houve um momento em que a linha do horizonte da pesquisa pareceu nublar. A perda da bolsa de estudos não foi apenas um impacto financeiro; foi um golpe no tempo e na energia que eu dedicava ao meu sonho acadêmico. De repente, a pesquisa precisou dividir espaço e, muitas vezes, perder espaço para a urgência da sobrevivência. Eu tive que ir equilibrando a vida entre os quadros e as realidades de três escolas diferentes. Ser professor na educação básica é uma dádiva, mas o cansaço de triplas jornadas consome o silêncio e a concentração que a pós-graduação exige.

O tempo, que antes era de dedicação exclusiva para aprender novas ferramentas, programar, analisar dados e compreender os meandros da influência da sazonalidade nas internações respiratórias em Minas Gerais, transformou-se em planejamento de aulas, correção de provas e deslocamentos. O cansaço físico gerou um distanciamento doloroso do meu próprio trabalho. Eu sentia que estava caminhando a passos lentos, quase parando, diante de tantas barreiras técnicas que eu ainda precisava dominar e de tão pouco tempo para me debruçar sobre elas.

Foi nesse cenário de exaustão e incertezas que o XII Simpósio Nacional de Geografia da Saúde de 2025, realizado na Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), em Vitória, cruzou o meu caminho. O tema do evento não poderia ser mais cirúrgico: *“Mudanças globais, saúde e geografia: por uma pedagogia da transformação”*. Eu precisava daquela

transformação.

Levar para o simpósio, o trabalho intitulado *"ESTUDO DA INFLUÊNCIA DA SAZONALIDADE NA OCORRÊNCIA DE INTERNAÇÕES POR DOENÇAS DO APARELHO RESPIRATÓRIO EM MUNICÍPIOS DE MINAS GERAIS NO PERÍODO DE 2008 A 2022"* foi um ato de resistência. Percebi que a minha pesquisa não era apenas um amontoado de dados estatísticos de 14 anos; era uma resposta geográfica a vulnerabilidades reais de populações reais.

Estar ali e ouvir referências como o professor Rafael Catão (UFES), o Professor Raul Borges Guimarães (UNESP) e a Professora Helen Gurgel (UnB) causou um efeito catártico em mim. Ver a paixão, o rigor e a importância com que debatiam a Geografia da Saúde me lembrou o porquê de eu ter escolhido esse caminho. Cada palestra era um sopro de ânimo na chama que a rotina exaustiva das três escolas tentava apagar. O Simpósio me validou como pesquisador. Ele me disse: *"O seu trabalho importa, a sua voz importa"*.

Voltei de Vitória com o mesmo contexto difícil na bagagem as ferramentas complexas ainda estão lá para serem aprendidas, as escolas ainda demandam meu tempo e os obstáculos não desapareceram magicamente. No entanto, voltei com algo que havia perdido pelo caminho: o fôlego. Este episódio me ensinou que não podemos desistir de um sonho por mais íngreme que seja a subida. A Geografia da Saúde me acolheu em Vitória e me deu as forças necessárias para continuar desenhando o mapa da minha própria superação.

ORGANIZAÇÃO E REALIZAÇÃO DE ATIVIDADES ACADÊMICAS

Por fim, ainda no Programa de Pós-graduação participei da organização de eventos acadêmicos é uma dimensão da vida universitária que valorizo muito. Além das aprendizagens práticas sobre gestão, trabalho em equipe e articulação institucional, essas experiências me colocam em contato com pesquisas e perspectivas que enriquecem minha própria formação de formas que a pesquisa individual raramente proporciona.

Em junho de 2023, integrei a Comissão Coordenadora do evento “Introdução a Climatologia: Análise e confecção de Climogramas e Transects”, voltado a estudantes de graduação em Geografia. A atividade combinou apresentação teórica com exercícios práticos de construção de climogramas e transectos topoclimáticos a partir de dados reais de estações meteorológicas. Minha participação envolveu desde o planejamento pedagógico até a condução das sessões práticas, o que me levou a refletir sobre os desafios de ensinar técnicas

analíticas de forma que façam sentido como ferramentas de compreensão geográfica, e não como simples procedimentos mecânicos.

Em agosto de 2023, coordenei os “Encontros Climáticos: Clima e Saúde e Sua Influência no Meio Urbano”, evento que reuniu pesquisadores, estudantes e profissionais em torno das interfaces entre Climatologia, Geografia da Saúde e estudos urbanos. As mesas-redondas e sessões de trabalhos abriram espaço para debates interdisciplinares sobre ilhas de calor, poluição atmosférica e vulnerabilidade climática em contextos urbanos. Coordenar esse evento foi um desafio real, envolveu articular diferentes atores, administrar recursos limitados e mediar debates entre perspectivas disciplinares distintas — mas também uma das experiências mais formativas do meu percurso no mestrado. Ainda em setembro de 2023, participei da Comissão Coordenadora da X Reunião de Formação Acadêmica do Bioclima, evento interno do laboratório dedicado à formação continuada de seus membros. A programação incluiu oficinas sobre calibração de equipamentos, tratamento estatístico de séries temporais e uso de softwares de análise espacial. Minha participação envolveu a organização da programação e a mediação das discussões. Esse tipo de evento é fundamental para a coesão e o desenvolvimento coletivo do grupo de pesquisa.

Em setembro de 2023, integrei a Comissão Organizadora do III Seminário de Pós-Graduação em Geografia: Linhas de Pesquisa em Discussão – Dinâmicas Ambientais e Território, atuando também como avaliador de resumos submetidos ao evento. A leitura crítica de dezenas de trabalhos e a elaboração de pareceres fundamentados foram experiências formativas que me ajudaram a compreender melhor os critérios de avaliação acadêmica e a desenvolver uma postura mais analítica diante da produção científica.

Em novembro de 2023, coordenei o “I Territórios dos Saberes: Construção e Retomada de Narrativas e Perspectivas Epistemológicas”, evento dedicado à reflexão crítica sobre as dimensões epistemológicas e políticas da produção do conhecimento geográfico. Os debates sobre colonialidade do saber, epistemologias do Sul e descolonização da Geografia foram desafiadores e transformadores. Essa experiência me levou a questionar pressupostos que muitas vezes permanecem invisíveis na prática científica cotidiana e a pensar de forma mais crítica sobre as relações de poder que atravessam a produção e a circulação do conhecimento acadêmico.

O percurso registrado neste memorial representa uma etapa de uma trajetória que ainda está em construção. Ao longo do mestrado, tenho me dedicado a compreender como o clima influencia a saúde das populações em diferentes contextos espaciais de Minas Gerais e

cada trabalho, cada parceria, cada evento organizado contribuiu para amadurecer essa compreensão.

Sei que a Geografia da Saúde e a Climatologia enfrentam desafios crescentes num contexto de transformações ambientais aceleradas, urbanização intensa e desigualdades socioespaciais persistentes. Diante disso, entendo que a pesquisa geográfica precisa ir além da descrição de padrões: precisa contribuir para a compreensão dos processos que os produzem e para a formulação de respostas territorialmente sensíveis e socialmente justas.

As experiências de ensino, extensão e organização acadêmica relatadas aqui foram tão formativas quanto a pesquisa propriamente dita. Elas me ensinaram que a ciência se faz coletivamente, em laboratório, em campo, em sala de aula, em eventos, em parcerias. O Laboratório Bioclima, os colegas do PPGEO-UFV e os interlocutores de outras instituições foram fundamentais nesse processo.

Ao concluir este memorial, reafirmo o compromisso com a continuidade e o aprofundamento das minhas investigações, sempre orientado pelo rigor metodológico, pela abertura ao diálogo interdisciplinar e pela convicção de que o conhecimento científico tem responsabilidade com a sociedade que o sustenta.

INTRODUÇÃO

Os estudos dedicados à compreensão das relações entre clima, ambiente e saúde humana, especialmente diante das transformações provocadas pelo crescimento das cidades e pelas mudanças nas condições ambientais, tem tornado cada vez mais importantes (Murara; Mendonça; Bonetti, 2013). A expansão urbana modifica profundamente as características naturais da superfície, alterando o balanço de energia, a circulação atmosférica, a temperatura, a umidade e os regimes hidrológicos locais. Essas alterações repercutem diretamente na qualidade ambiental e nas condições de vida da população, tornando o clima urbano um importante componente para a compreensão dos processos de adoecimento e das desigualdades em saúde.

Diversos estudos têm demonstrado que a configuração da paisagem exerce papel significativo na modulação das condições atmosféricas locais. Ferreira *et al.* (2023), por exemplo, evidenciaram que a cobertura vegetal contribui para reduzir a temperatura do ar e conservar a umidade em Juiz de Fora (MG), reforçando a importância da infraestrutura verde na mitigação das alterações microclimáticas. Esses resultados evidenciam que o planejamento urbano possui papel estratégico na redução dos impactos decorrentes da intensa transformação do espaço geográfico, uma vez que a modificação das condições atmosféricas pode favorecer a ocorrência de diversos problemas ambientais e sanitários (Ayoade, 2004).

Nesse contexto, consolidou-se um campo interdisciplinar de pesquisas voltado à compreensão das relações entre clima e saúde, buscando identificar de que maneira os elementos meteorológicos influenciam o comportamento das doenças na população. Entre essas investigações destacam-se estudos sobre campos térmicos urbanos, conforto térmico, qualidade ambiental e os efeitos da variabilidade climática sobre doenças cardiovasculares e respiratórias, reconhecidas como importantes causas de morbidade e mortalidade em diferentes escalas espaciais (Silva; Ferreira; Santos, 2015).

O crescimento urbano acelerado, associado ao aumento da impermeabilização do solo, da emissão de poluentes atmosféricos e da concentração populacional, tem contribuído para a intensificação de problemas de saúde, particularmente das doenças cardiovasculares e respiratórias (Saldiva, 2018). Paralelamente, elementos climáticos como temperatura do ar, precipitação, umidade relativa e pressão atmosférica podem influenciar direta ou indiretamente a dinâmica de diferentes enfermidades, modificando a sobrevivência de agentes

etiológicos, a qualidade do ar e as condições fisiológicas da população exposta (BARCELLOS *et al.*, 2009).

A atmosfera constitui um sistema dinâmico no qual as sociedades estão permanentemente inseridas. A interação entre os processos atmosféricos e o organismo humano ocorre de maneira contínua, influenciando mecanismos fisiológicos essenciais para a manutenção da saúde. Como seres homeotérmicos, os seres humanos possuem mecanismos de termorregulação capazes de manter a temperatura corporal relativamente constante, normalmente entre 36,5 °C e 37,5 °C, independentemente das condições externas (SILVA; RIBEIRO; SANTANA, 2014). Entretanto, a eficiência desses mecanismos pode ser comprometida diante de condições ambientais extremas ou prolongadas, tornando determinados grupos populacionais mais vulneráveis aos efeitos do clima.

Nesse sentido, as variações sazonais da temperatura, da umidade do ar e da precipitação influenciam não apenas o conforto térmico, mas também a circulação de agentes infecciosos, a concentração de poluentes atmosféricos, a dispersão de partículas em suspensão e o agravamento de doenças respiratórias preexistentes. Murara e Amorim (2010) destacam que muitas enfermidades apresentam comportamento sazonal, respondendo às alterações periódicas do clima tanto por processos naturais quanto pelas transformações promovidas pela ação humana. Assim, fenômenos como ondas de calor, ondas de frio, períodos prolongados de estiagem e episódios de elevada umidade podem atuar como fatores que favorecem o desencadeamento ou o agravamento de diferentes agravos respiratórios.

A relevância dessa temática também se evidencia no cenário epidemiológico mundial. Durante evento promovido pelo Conselho Nacional de Secretários de Saúde (CONASS), em 2019, foi apresentada a estimativa de que as doenças respiratórias crônicas passariam a ocupar a terceira posição entre as principais causas de morte no mundo. Embora essa projeção estivesse inicialmente prevista para a década de 2030, estimou-se que diversos países, entre eles o Brasil, poderiam atingir esse patamar em período anterior ao esperado (CONASS, 2019). Esse cenário reforça a necessidade de ampliar o conhecimento sobre os fatores ambientais associados à ocorrência dessas enfermidades.

As relações entre clima e saúde já eram discutidas por Maximilian Sorre (1984), ao destacar que diferentes doenças apresentam estreita vinculação com elementos geográficos e atmosféricos, como temperatura, altitude e características ambientais. Mais recentemente, Ikefuti (2016), ao retomar as contribuições de Sorre, reforça que o clima pode atuar tanto como condicionante direto quanto indireto do processo saúde-doença, influenciando a intensidade e a distribuição espacial de diferentes agravos. Essa perspectiva amplia a

compreensão das doenças respiratórias para além dos aspectos exclusivamente biológicos, incorporando o território, o ambiente e as condições climáticas como componentes fundamentais da análise geográfica da saúde.

Além disso, o processo de urbanização e industrialização intensifica a emissão de poluentes atmosféricos e modifica a dinâmica climática das cidades, contribuindo para o aumento da frequência e da gravidade de doenças respiratórias, como bronquite, enfisema e outras enfermidades pulmonares (AYOADE, 2004). Entretanto, embora o clima represente um importante fator ambiental associado ao adoecimento, ele não constitui o único determinante das internações respiratórias. Aspectos socioeconômicos, demográficos, comportamentais, assistenciais e ambientais também influenciam esse processo, caracterizando essas doenças como eventos de natureza multifatorial.

No estado de Minas Gerais, essa discussão torna-se particularmente relevante devido à expressiva diversidade climática existente em seu território. Segundo Novais e Machado (2023), o estado apresenta quatro tipos climáticos distintos em escala nacional: Tipo Climático Oriental do Brasil, Tipo Climático Centro-Sul do Brasil, Tipo Climático Central do Brasil e Tipo Climático Nordestino do Brasil. Essas unidades climáticas diferenciam-se quanto à dinâmica sazonal da temperatura, precipitação e circulação atmosférica, produzindo ambientes com características bastante distintas ao longo do ano.

Apesar da importância dessa diversidade climática, ainda são relativamente escassos os estudos que analisam, de forma integrada, a distribuição temporal das internações por doenças respiratórias considerando simultaneamente os diferentes tipos climáticos presentes em Minas Gerais. Grande parte das pesquisas concentra-se em municípios isolados ou em regiões específicas, dificultando uma compreensão mais abrangente da influência das diferentes configurações climáticas sobre a dinâmica das internações hospitalares.

Diante desse contexto, esta pesquisa busca analisar a distribuição temporal das internações por doenças do aparelho respiratório nos diferentes tipos climáticos de Minas Gerais, investigando como a sucessão dos tipos de tempo e a sazonalidade climática se relacionam com o comportamento dessas internações. Parte-se do pressuposto de que o clima constitui um importante componente do processo saúde-doença, sem, contudo, explicar isoladamente sua ocorrência, uma vez que as doenças respiratórias resultam da interação entre fatores ambientais, sociais, demográficos e assistenciais.

ESTRUTURA GERAL DO TRABALHO

A estrutura desta dissertação foi organizada com o objetivo de apresentar, de forma progressiva, os fundamentos teóricos, os procedimentos metodológicos, as análises específicas por área climática e a discussão comparativa dos resultados. Essa organização busca facilitar a compreensão do percurso da pesquisa, permitindo que o leitor acompanhe desde a construção do problema e dos conceitos centrais até a interpretação integrada das internações por doenças do aparelho respiratório nas diferentes paisagens climáticas de Minas Gerais.

O trabalho está dividido em duas partes principais. A primeira parte corresponde ao memorial acadêmico, no qual são apresentadas a trajetória formativa do pesquisador, as experiências de pesquisa, ensino, extensão, participação em eventos, produção científica e atividades desenvolvidas ao longo do mestrado. Essa seção tem como finalidade situar a construção acadêmica e pessoal que contribuiu para o desenvolvimento da investigação, evidenciando o vínculo entre a formação em Geografia, a Climatologia Geográfica e a Geografia da Saúde.

A segunda parte corresponde à dissertação propriamente dita. Inicialmente, são apresentados a introdução, a justificativa, os objetivos e a metodologia. Nessa etapa, delimitam-se o problema de pesquisa, o recorte temporal de 2008 a 2022, as quatro áreas climáticas analisadas, as fontes de dados utilizadas, os procedimentos de tratamento das informações hospitalares e meteorológicas e os métodos estatísticos empregados. Também são descritas as etapas de análise, incluindo a organização dos dados do DATASUS e do INMET, a utilização de ferramentas como RStudio, Excel, Python e QGIS, bem como os procedimentos de decomposição de séries temporais, modelagem SARIMAX, modelos de contagem, correlação, regressão e análise comparativa.

O Capítulo 1, intitulado “Paisagem, Clima e Doenças: Histórico e Paradigmas Acerca da Interação Homem-Natureza e os Impactos na Saúde Humana”, apresenta o referencial teórico da pesquisa. Nesse capítulo, são discutidas as relações entre sociedade e natureza, o conceito de paisagem, a aproximação entre paisagem e saúde e os fundamentos da relação entre clima e adoecimento. A finalidade desse capítulo é construir a base conceitual que sustenta a interpretação geográfica dos resultados, destacando que as doenças respiratórias não devem ser compreendidas apenas como eventos biológicos, mas como fenômenos produzidos na interação entre paisagem, população e condições sociais.

O Capítulo 2, intitulado “Discussão dos Resultados: Análise Comparativa dos Diferentes Tipos Climáticos de Minas Gerais e a Sazonalidade das Doenças”, realiza a integração dos resultados obtidos nas quatro áreas. Nele são discutidas a caracterização climática das áreas, a dinâmica temporal das internações, o perfil etário dos registros hospitalares, os principais grupos de doenças respiratórias, as taxas por 1.000 habitantes, as correlações entre variáveis climáticas, idade e internações, além dos resultados da regressão linear. O objetivo desse capítulo é identificar semelhanças, diferenças e padrões gerais entre as quatro paisagens climáticas, avaliando em que medida as internações acompanham a sazonalidade climática e como essa relação varia no território.

O Capítulo 3 apresenta a análise específica das quatro áreas climáticas selecionadas no estado de Minas Gerais. Para organizar a exposição dos resultados, esse capítulo foi dividido em dois subcapítulos. O primeiro aborda a Área 1, correspondente ao tipo climático Oriental do Brasil, e a Área 2, correspondente ao tipo climático Centro-Sul do Brasil. O segundo subcapítulo analisa a Área 3, vinculada ao tipo climático Nordestino do Brasil, e a Área 4, associada ao tipo climático Central do Brasil. Em cada área são examinados os padrões temporais das internações, a distribuição por idade, os resultados da decomposição das séries, os modelos SARIMAX, os erros de previsão, os modelos de contagem e os resíduos dos modelos. Essa etapa permite compreender as particularidades de cada paisagem climática e sua relação com os registros de internações por doenças respiratórias.

Por fim, a conclusão geral retoma os principais achados da pesquisa e responde à questão central do estudo. Nessa seção, são sintetizadas as evidências de que as internações por doenças do aparelho respiratório acompanham parcialmente a sazonalidade climática, especialmente no período anterior à pandemia de COVID-19. Ao mesmo tempo, a conclusão destaca que essa relação não é direta, homogênea ou explicada apenas por temperatura e pluviosidade. A interpretação final reforça a importância da Geografia da Saúde e do conceito de paisagens climáticas para compreender o adoecimento respiratório como fenômeno espacial, resultante da articulação entre clima, população, vulnerabilidade, perfil etário, organização dos serviços de saúde e eventos históricos.

Objetivos

Objetivo Geral

Analisar a distribuição temporal das internações hospitalares por doenças do aparelho respiratório e sua relação com a sucessão dos tipos de tempo atmosférico em áreas representativas dos quatro tipos climáticos presentes no estado de Minas Gerais, conforme a classificação proposta por Novais, considerando suas variações sazonais ao longo do período de estudo.

Objetivos Específicos

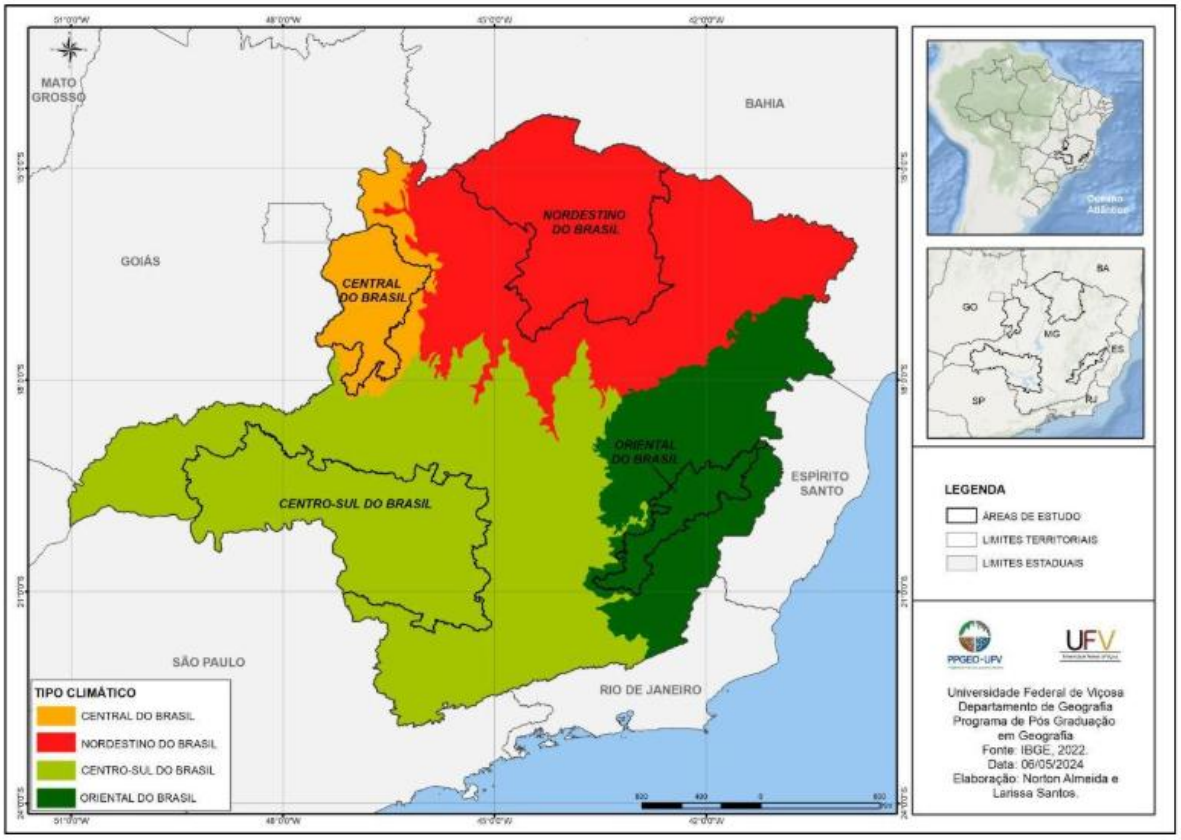
- Caracterizar a variabilidade temporal das internações hospitalares por doenças do aparelho respiratório nas áreas representativas dos quatro tipos climáticos de Minas Gerais;
- Identificar os padrões sazonais das internações hospitalares e sua relação com a sucessão dos tipos de tempo atmosférico;
- Comparar o comportamento temporal das internações entre áreas representativas dos diferentes tipos climáticos do estado de Minas Gerais;
- Avaliar a influência dos elementos meteorológicos e dos tipos de tempo sobre a ocorrência de internações hospitalares por doenças do aparelho respiratório;
- Analisar o comportamento das séries temporais e estimar tendências e padrões de ocorrência das internações ao longo do período estudado.

METODOLOGIA

Descrição da Área de Estudo

As quatro regiões incluídas nesse estudo (Figura 1) estão localizadas no estado de Minas Gerais, no Brasil, sendo pertencentes a distintos contextos climáticos e fisiográficos, portanto, dotados de características singulares, possibilitando uma pluralidade de informações e correlações, podendo enriquecer ainda mais a análise e o debate acerca das questões climáticas e de saúde pública.

Figura 1. Mapa de localização das regiões incluídas no estudo.

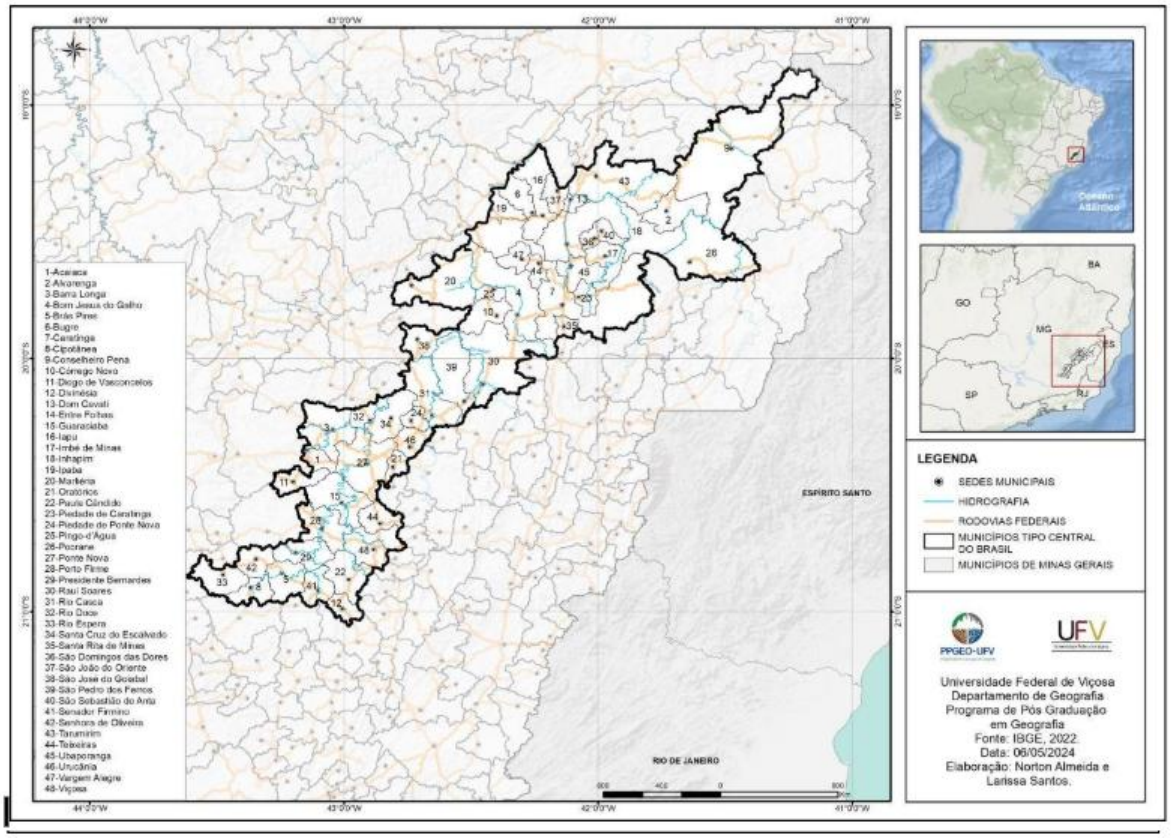


Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Elaborado pelo Autor, 2026.

De acordo com a classificação climática de Novais e Machado (2023), Minas Gerais possui em seu território quatro tipos climáticos diferentes do Brasil. Portanto, foram incluídos todos os quatro tipos climáticos no estudo e as regiões selecionadas são apresentadas a seguir. A primeira área (Área 1) incluída nesse estudo é composta por

municípios das mesorregiões da Zona da Mata e Vale do Rio Doce, somando 46 municípios (Figura 2).

Figura 2. Mapa de localização da área 1 do estudo.



Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Elaborado pelo Autor, 2026.

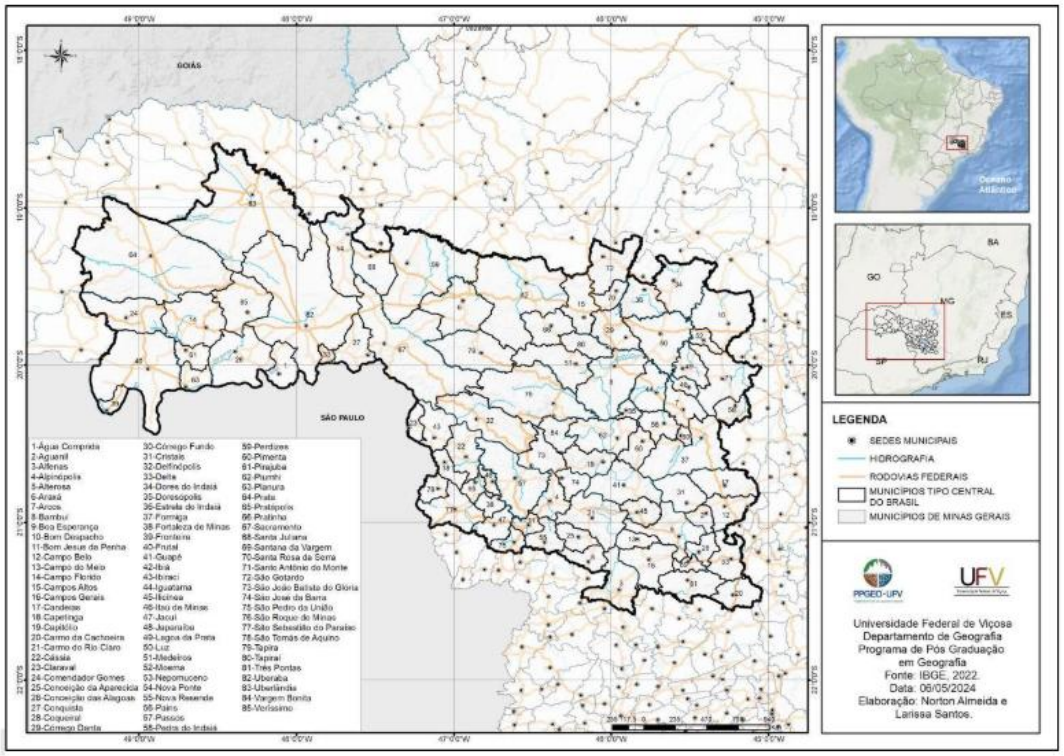
Segundo Ab'Saber (2003), as duas mesorregiões estão inseridas no domínio morfoclimático de Mares de Morros, o que significa dizer que essa região possui um relevo em que prevalecem as montanhas com topos ondulados e vegetação predominante de Mata Atlântica (FIALHO *et al*., 2011).

Segundo Novais e Machado (2023), a Zona da Mata está inserida no tipo climático Oriental do Brasil, o mais diversificado em relação a domínios climáticos, abarcando quatro domínios climáticos diferentes, em muitos dos quais se registra a ocorrência de geadas.

A Área 2 (Figura 3) é composta por municípios das mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba, Oeste de Minas e Sul/Sudeste de Minas. Essas regiões dispõem de uma geomorfologia diversa que discorre desde o planalto central até as faixas de dobramentos do Sul-Sudeste com vegetação predominante de cerrado. O tipo climático é o Centro-Sul do Brasil, que tem como principal característica ocorrências de temperaturas

abaixo dos 3,5ºC, possibilitando também geadas nas áreas mais ao sul do estado (Novais, 2011; Novais; Machado, 2023).

Figura 3. Mapa de localização da área 2 do estudo.



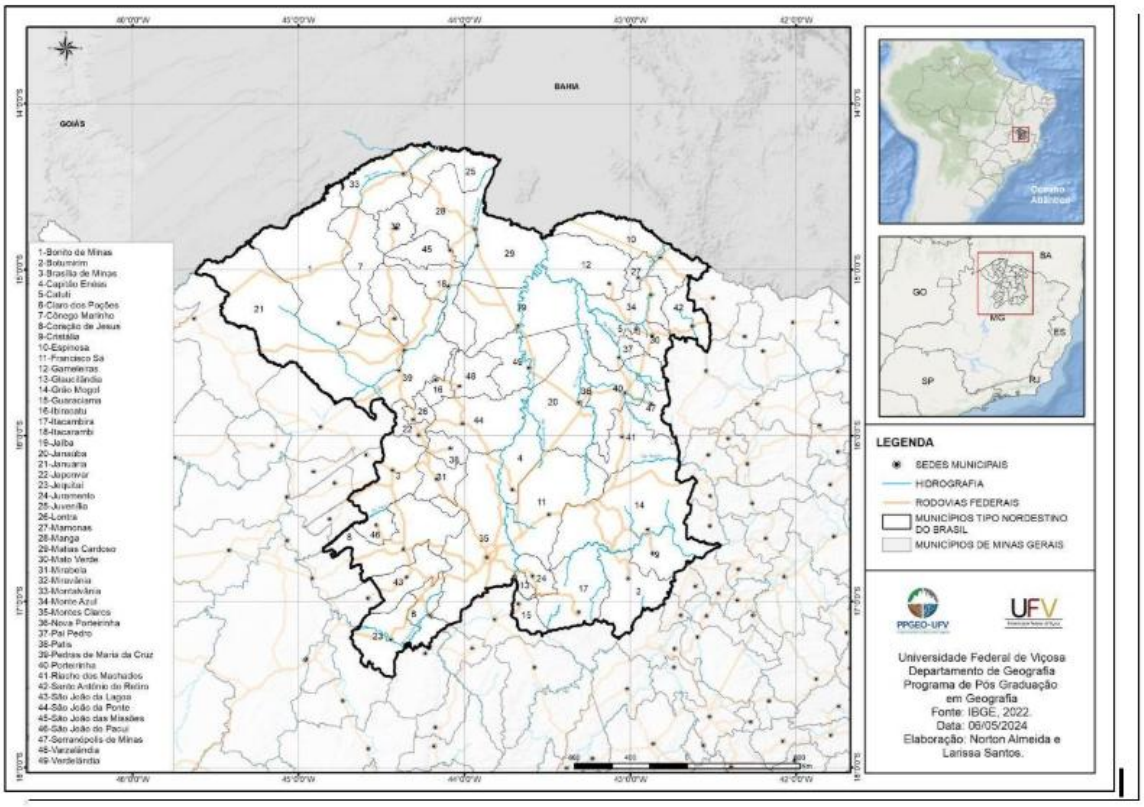
Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Elaborado pelo Autor, 2026.

A terceira área (Área 3) é composta por municípios da mesorregião Norte de Minas, localizados no extremo norte do estado de Minas Gerais, tendo como principais tipos de vegetação o cerrado e a caatinga (Figura 4).

Segundo Novais e Machado (2023), essa mesorregião tem influência do tipo climático Nordestino do Brasil, abrangendo, portanto, todos os subdomínios secos dessa área. O domínio climático de semiárido predomina nessa região, registrando índices de precipitação menores que os de evapotranspiração (Novais; Machado, 2023).

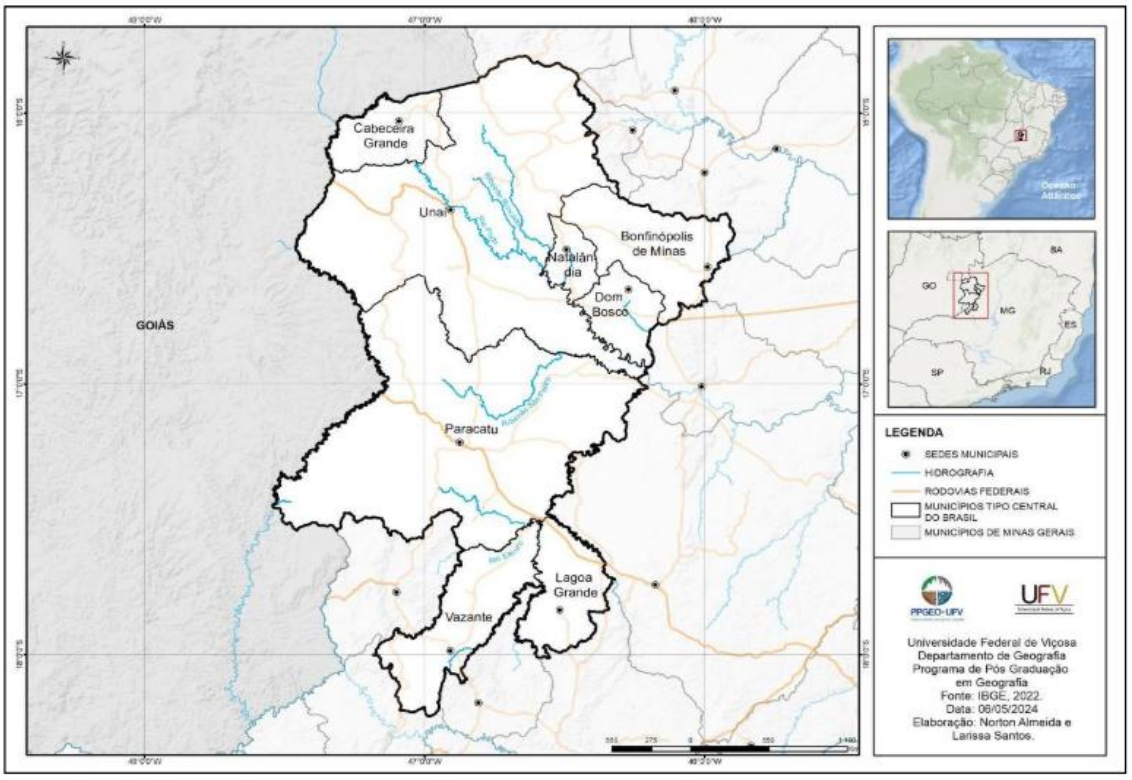
Por fim, a Área 4, (Figura 5) que conta com municípios que compõem a mesorregião Noroeste de Minas, é a região menos populosa do estudo, tendo pouco mais de 400 mil habitantes (IBGE, 2020). Tem como principal município Unaí, com população superior a 85 mil habitantes, predomina nessa área o tipo climático Central do Brasil, dos subdomínios semiúmidos e semissecos, tendo períodos secos iguais ou superiores a cinco meses (Novais; Machado, 2023).

Figura 4. Mapa de localização da área 3 do estudo.



Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Elaborado pelo Autor, 2026.

Figura 5. Mapa de localização da área 4 do estudo.



Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Elaborado pelo Autor, 2026

Com o objetivo de sintetizar as principais características geográficas e demográficas das áreas representativas dos diferentes tipos climáticos de Minas Gerais, o Quadro 1 apresenta o número de municípios, a área territorial, a população residente e a densidade demográfica de cada área de estudo, considerando os dados do Censo Demográfico de 2022 (IBGE).

Quadro 1 – Caracterização das áreas representativas dos tipos climáticos de Minas Gerais.

Área de estudo	Tipo climático	Nº de municípios	Área territorial (km²)	População (Censo 2022)	Densidade demográfica (hab./km²)
Área 1	Tipo Climático Oriental do Brasil	49	6.339,84	596.158	94,03
Área 2	Tipo Climático Centro-Sul do Brasil	85	74.041,89	2.672.167	36,09
Área 3	Tipo Climático Nordestino do Brasil	49	62.167,68	974.731	15,68
Área 4	Tipo Climático Central do Brasil	8	23.995,74	229.649	9,57

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do Censo Demográfico 2022 (IBGE).

Materiais e Métodos

Primeiramente, para caracterização da área de estudo, utilizamos os dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), nos quais constam as principais informações sobre as regiões incluídas na pesquisa, como população, extensão territorial e localização. O IBGE é um importante banco de dados para esse tipo de trabalho de caracterização dos locais que se deseja estudar.

Posteriormente, foi feita uma revisão bibliográfica usando monografias, dissertações, teses e artigos, considerando apenas estudos brasileiros sobre clima urbano e clima urbano e saúde. Nesta pesquisa será realizado um aprofundamento na discussão que

tem pautado as questões sobre a geografia médica no território brasileiro.

Para compreender a relação entre o tempo atmosférico e as internações por doenças respiratórias foi realizado um recorte temporal de 2008 a 2022. Portanto, temos um período de 15 anos para análise dos dados diários de internações para as regiões incluídas nesse estudo. Esses dados foram coletados através do Sistema de Informações Hospitalares do Sistema Único de Saúde (SIH/SUS), que estão disponíveis no site do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS).

Para fazer o *download* dos dados, utilizou-se a aba "Transferência de Arquivos" no site do DATASUS. Selecionamos a fonte "SIHSUS (Sistema de Informações Hospitalares do SUS", modalidade "Dados", tipo de arquivo "RD - AIH Reduzida", ano, mês e Unidade Federativa (UF) "Minas Gerais).

O *software Rstudio* versão 4.3.1 foi utilizado primeiramente, para importar os dados gerados no DATASUS, porque o formato em que os dados do DATASUS são gerados não é compatível com o software Microsoft Excel 2010.

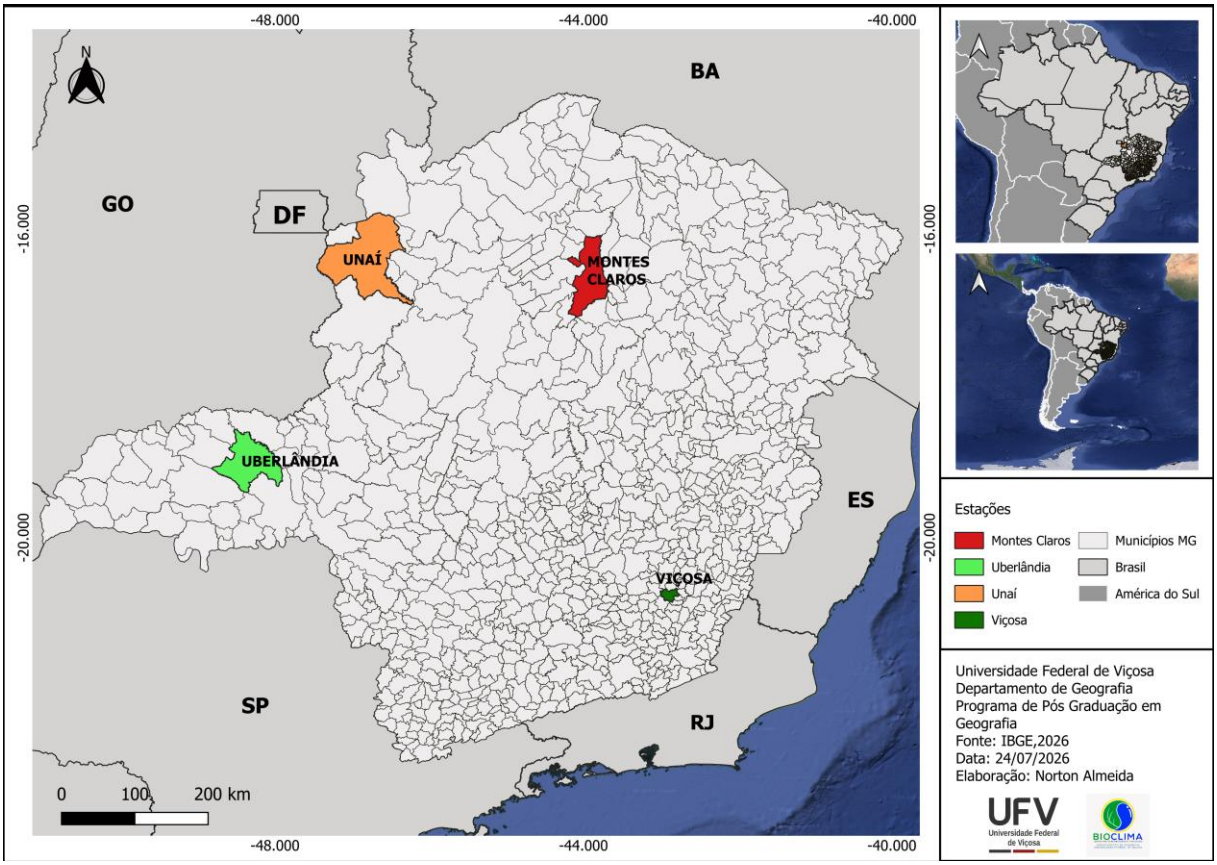
Desta forma, o software R possibilitou a conversão para a extensão de arquivo compatível com o Excel através do *plug-in* read.dbc. Com os dados no Excel, nos quais foram aplicados filtros para delimitar o tipo de ocorrência "internações", o tipo de doença "doenças do aparelho respiratório" e os municípios de cada mesorregião de interesse.

Os dados meteorológicos foram obtidos no Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), sendo coletadas as séries diárias de temperatura do ar (mínima, máxima e média), precipitação pluviométrica e umidade relativa do ar provenientes de uma estação meteorológica automática representativa de cada uma das quatro áreas climáticas analisadas. Inicialmente (Figura 6), foram realizados testes exploratórios com todas essas variáveis, visando avaliar sua adequação aos modelos estatísticos empregados. Entretanto, verificou-se elevada correlação entre a umidade relativa do ar e a precipitação, o que poderia introduzir problemas de multicolinearidade nas análises. Além disso, considerando a escala temporal mensal adotada e os resultados obtidos nos testes preliminares, optou-se pela utilização da temperatura média e da precipitação como variáveis meteorológicas de entrada nos modelos, por representarem de forma mais consistente as condições climáticas analisadas e permitirem maior estabilidade na modelagem.

Os dados diários de internações disponibilizados pelo DATASUS foram tabulados de forma geral, ou seja, todas as enfermidades aprovadas dentro AIH reduzidas, foram incorporados em uma planilha, o que se faz necessário uma filtragem, dentro do *Software* Excel. Os critérios para a filtragem dos dados foram adotados por etapas.

Na primeira etapa, filtramos através da função filtro do Excel, os municípios que estão incluídos no estudo, por meio do código de cada município, nos baseando nos códigos municipais do IBGE. Os códigos para os municípios do IBGE possuem sete algarismos, já o DATASUS utiliza apenas os seis primeiros algarismos, de acordo com o manual de códigos do próprio DATASUS.

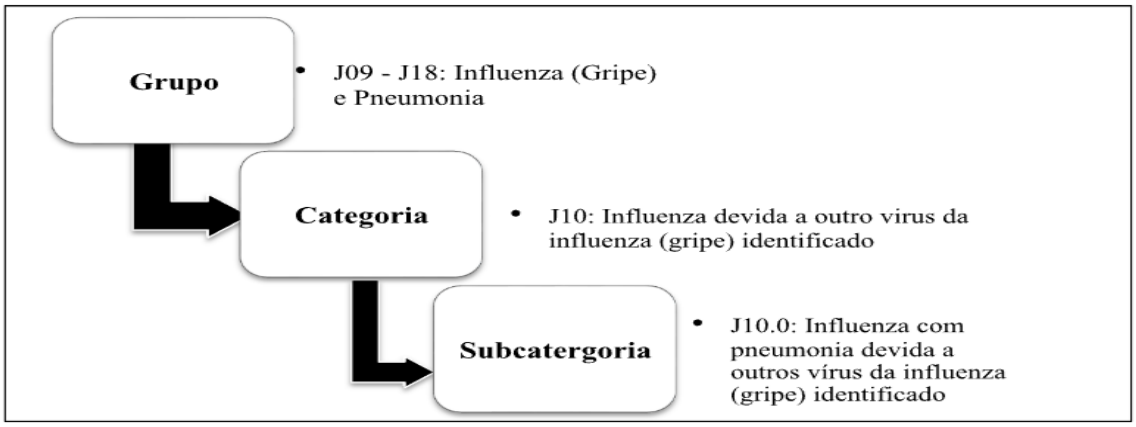
Figura 6. Mapa de localização dos municípios correspondentes as estações meteorológicas utilizadas no estudo.



Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Elaborado pelo Autor, 2026.

Após a filtragem dos municípios, fizemos a filtragem para as doenças respiratórias referentes aos municípios do estudo, de acordo com o manual de códigos do DATASUS, as doenças do aparelho respiratório, são classificadas pelos códigos de J00 a J99, podendo haver doenças, por exemplo, de código J334, que são designados para classificar subcategorias de doenças (Figura 7). Dessa forma, optou-se por filtrar todas as doenças do “Capitulo CID X”, do quadro de enfermidades do DATASUS.

Figura 7. Exemplo da disposição dos códigos de doenças no manual de códigos do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS).



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Após a seleção dos municípios e a filtragem das internações por doenças do aparelho respiratório, os registros foram agregados conforme as quatro áreas de estudo, definidas a partir da classificação climática proposta por Novais e Machado (2023). Dessa forma, os municípios pertencentes a cada área representativa foram reunidos para compor uma única base regional de análise.

Posteriormente, foram calculadas as taxas de internação por 1.000 habitantes, utilizando como numerador o total de internações registradas em cada área e como denominador a população total correspondente, obtida a partir do Censo Demográfico de 2022 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). A utilização das taxas permitiu padronizar os dados e possibilitar comparações entre áreas com diferentes contingentes populacionais, reduzindo o efeito do tamanho da população sobre a interpretação dos resultados.

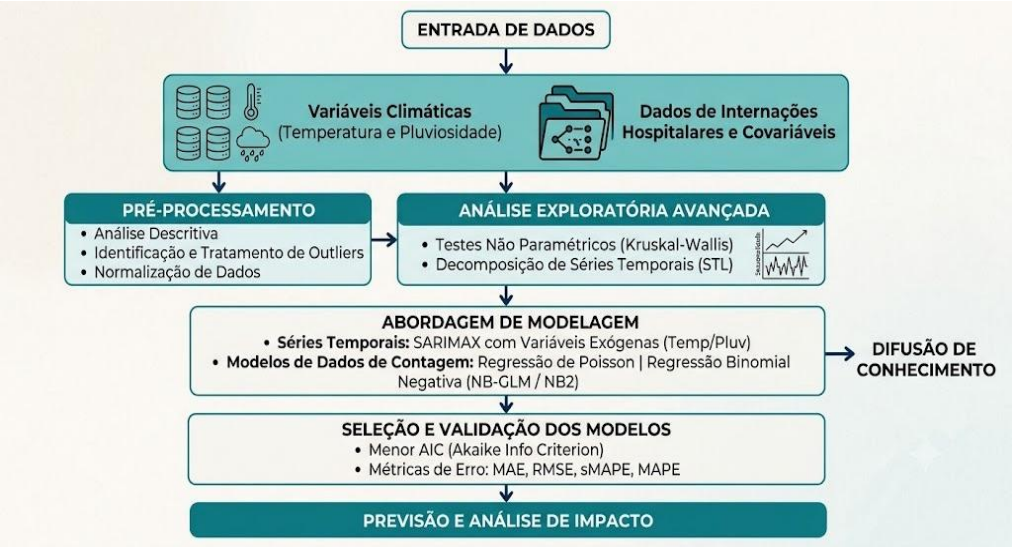
Após a etapa inicial de conversão e organização dos dados, as análises estatísticas, modelagens temporais, modelos de contagem e visualizações gráficas foram realizadas em ambiente Python, conforme registrado no log de execução apresentado no Apêndice C. O RStudio foi utilizado na etapa inicial de conversão dos arquivos do DATASUS, o Excel foi empregado para organização e filtragens preliminares, e o QGIS foi utilizado para a elaboração cartográfica.

A agregação dos dados em escala mensal foi adotada para compatibilizar as bases de internações hospitalares e variáveis meteorológicas, reduzindo oscilações diárias e permitindo a identificação de padrões sazonais compatíveis com os objetivos da pesquisa. Além disso, a utilização dessa escala favorece a aplicação dos modelos de séries temporais

empregados no estudo.

Portanto, o percurso metodológico adotado neste estudo compreende uma abordagem quantitativa, analítica e preditiva, estruturada em etapas sequenciais para investigar a dinâmica das internações por doenças do aparelho respiratório e sua associação com variáveis meteorológicas (temperatura e pluviosidade), isolando o efeito do choque epidemiológico global provocado pela pandemia de COVID-19 (Figura 8).

Figura 8. Esquema de estruturação da dissertação.



Fonte: Elaborado Pelo Autor, 2026

O horizonte temporal foi segmentado em dois cenários analíticos distintos: o período total, denominado "Com Pandemia" (janeiro de 2008 a dezembro de 2022), e o período truncado, denominado "Sem Pandemia" (janeiro de 2008 a dezembro de 2019), viabilizando a análise comparativa de robustez estatística.

Inicialmente, procedeu-se à caracterização estatística descritiva e espacial das taxas de internação das diferentes regiões sob escopo analítico. Para avaliar se as distribuições das taxas hospitalares diferiam de forma significativa entre as localidades geográficas, aplicou-se o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis, cuja modelagem matemática abdica do pressuposto de normalidade e opera com base no ordenamento dos postos. Sendo N o tamanho total da amostra combinada, g o número de grupos regionais, e Ri a soma dos postos do i-ésimo grupo contendo ni observações, a estatística de teste H é formalizada por:

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^{g} \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N+1)$$

Adicionalmente, quantificou-se a magnitude do tamanho do efeito interregional por meio do cálculo do estimador Eta Quadrado $(n)^2$, derivado da estatística *H*, expresso pela equação:

$$\eta^2 = \frac{H - g + 1}{N - g}$$

Visando discriminar os padrões temporais intrínsecos das séries de hospitalizações, aplicou-se o método de Decomposição Estrutural STL (*Seasonal and Trend decomposition using Loess*). Este algoritmo decompõe de forma aditiva a série temporal original das internações (*Yt*) no instante *t* em três componentes mutuamente exclusivos: a tendência de longo prazo (*Tt*), a flutuação sazonal cíclica (*St*) e o componente residual irregular ou erro (*Rt*), conforme descrito matematicamente por:

$$Y_t = T_t + S_t + R_t$$

A validação da eficiência desta decomposição linear foi realizada sob o resíduo extraído (*Rt*) por meio do Teste de Ljung-Box aplicado no lag de ciclo anual ($k = 12$), cuja hipótese nula assume a independência serial (ausência de autocorrelação). A estatística de teste *Q* é computada a partir das autocorrelações amostrais $\hat{\rho}_j$ calculadas para cada defasagem *j*, ponderadas pelo número de observações *n*, de acordo com a formulação:

$$Q = n(n+2) \sum_{j=1}^{k} \frac{\hat{\rho}_j^2}{n-j}$$

Complementarmente, mapeou-se a estrutura de dependência temporal de curto e longo prazo através da Função de Autocorrelação (ACF), a qual avalia a correlação linear do resíduo ou da série com sua própria defasagem temporal sob um atraso de *k* meses. O coeficiente de autocorrelação amostral ρ_k é definido matematicamente por:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n} (e_t - \bar{e})(e_{t-k} - \bar{e})}{\sum_{t=1}^{n} (e_t - \bar{e})^2}$$

Onde *et* representa o erro no mês *t*, *et-k* o erro defasado em *k* períodos e $\bar{e}$ a média

amostral residual. Para fins de significância estatística, os intervalos de confiança bicaudais a 95% plotados graficamente foram parametrizados sob o limite assintótico de Bartlett, expresso por $\pm 1,96/\sqrt{n}$.

A avaliação das relações lineares puras entre a taxa de internação e os fatores abióticos de temperatura e pluviosidade seguiu-se pelo cálculo da Matriz de Correlação de Pearson (r), aplicada tanto a nível mensal quanto nas modas anuais agregadas para fins de classificação climática longitudinal. Na sequência, estabeleceu-se um modelo de linha de base via Regressão Linear Múltipla por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) para contrastar a insuficiência explicativa dos modelos clássicos lineares frente a dados autocorrelacionados.

A modelagem estocástica preditiva principal ancorou-se no refinamento do modelo SARIMAX (Sazonal Autorregressivo Integrado de Médias Móveis com Variáveis Exógenas), parametrizado sob a ordem estrutural $(1,1,1)\ X\ (1,1,1)_{12}$. Este operador algébrico integra os processos autorregressivos regulares e sazonais $(\phi_1 \text{ e } \Phi_1)$, termos de diferenciação regular e sazonal Δ e Δ_{12}para estabilização de tendência e estacionariedade, coeficientes de médias móveis regulares e sazonais $(\theta_1 \text{ e } \Theta_1)$, além da matriz de regressores externos (X_t) que comporta as variáveis climáticas de temperatura e pluviosidade. A equação geral expandida que governa o modelo ajustado é formalizada por:

$$(1 - \Phi_1 B^{12})(1 - \phi_1 B)(1 - B)(1 - B^{12})Y_t = \beta X_t + (1 + \Theta_1 B^{12})(1 + \theta_1 B$$

Nesta formulação, B denota o operador de defasagem (*Backshift*), de modo que $B^k Y_t = Y_{t-k}, \beta$ representa o vetor de coeficientes angulares associados ao impacto líquido das covariáveis meteorológicas, e ϵ_t consiste no termo de perturbação estocástica.

Por fim, a validação preditiva e o diagnóstico de estabilidade dos modelos ajustados foram conduzidos via testes de retroprojeção temporal (*backtesting*) operados em partições independentes de treino e teste para ambos os contextos epidemiológicos. No cenário pandêmico, fixou-se a janela de treinamento com 156 observações (janeiro de 2008 a dezembro de 2020) e a janela de teste preditivo cego com 24 observações (janeiro de 2021 a dezembro de 2022). No cenário livre de interferência pandêmica, os dados de calibração comportaram 120 observações (janeiro de 2008 a dezembro de 2017) e a projeção de teste

delimitou-se a 24 observações (janeiro de 2018 a dezembro de 2019). O erro de previsão foi mensurado rigorosamente através das métricas de Erro Médio Absoluto (MAE), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE), equacionadas respectivamente por:

$$\mathbf{MAE} = \frac{1}{m}\sum_{t=1}^{m}|Y_t - \hat{Y}_t|$$

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{t=1}^{m}(Y_t - \hat{Y}_t)^2}$$

$$\mathbf{MAPE} = \frac{100}{m}\sum_{t=1}^{m}\left|\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right|$$

Onde m determina o tamanho do vetor temporal de teste, Y_t expressa a taxa de internação real observada e $\hat{Y}_t$ representa o valor estimado projetado pelo modelo estatístico SARIMAX. Os resíduos finais calculados na etapa preditiva foram submetidos a novos testes de ACF para verificar sua conversão ao princípio de Ruído Branco Gaussiano, caracterizado por média zero, variância constante e independência linear.

Durante o desenvolvimento desta pesquisa, foi utilizada a ferramenta de inteligência artificial generativa ChatGPT (OpenAI, versão GPT-5.5) como recurso complementar de apoio técnico e textual. Sua utilização concentrou-se no suporte ao desenvolvimento e à depuração (debug) dos scripts em Python, auxiliando na identificação e correção de erros de sintaxe, inconsistências de programação e ajustes necessários para a correta execução das rotinas computacionais.

Além disso, a ferramenta foi empregada na organização e sistematização do log de execução das análises estatísticas, bem como no apoio à revisão textual e à estruturação de algumas interpretações dos resultados.

Ressalta-se que a inteligência artificial não foi utilizada para definir o delineamento metodológico da pesquisa, elaborar os modelos estatísticos, produzir ou manipular os dados, nem para gerar automaticamente as conclusões do estudo. Todas as decisões metodológicas, a implementação das análises estatísticas, a interpretação crítica dos resultados e a redação final da dissertação permaneceram sob responsabilidade do autor.

Toda e qualquer representação cartográfica (mapas), tanto para esse presente projeto

como em toda pesquisa final, foram elaboradas pelo *software* QGIS versão 3.16 (*Hannover*), utilizando a base de dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). A análise principal considerou o conjunto das doenças do aparelho respiratório, classificadas entre J00 e J99. Complementarmente, foram identificados os principais códigos diagnósticos responsáveis pelas maiores frequências absolutas e maiores taxas de internação, a fim de qualificar a composição interna do grupo das doenças respiratórias. As principais estão representadas no (Quadro 2).

Quadro 2. Doenças do aparelho respiratório.

Principais Doenças Respiratórias Crônicas	
Rinite	Pode ser crônica ou alérgica: no caso da Rinite alérgica, está intimamente ligada a poluição do ar e alterações do tempo atmosférico.
Asma	Ainda não se tem uma certeza sobre as causas da ocorrência da Asma, mas também tem ligação com alterações do tempo e poluição do ar.
Doença Pulmonar Obstrutiva Crônica - DPOC	As mais comuns são a Enfisema Pulmonar e a Bronquite Crônica. Sua ocorrência está ligada a exposição excessiva a elementos químicos e fumaça.
Sinusite	Sua ocorrência está intimamente ligada a condições atmosféricas de temperatura baixa e períodos de seca.
Tuberculose	A bactéria principal causadora da Tuberculose *Mycobacterium Tuberculosis*, é transmitida através do ar, portanto, dependente de determinadas condições atmosféricas para propagação.
Principais Doenças Respiratórias Agudas	
Gripe	Infecção causada pelo vírus Influenza, comumente associada ao inverno, mas costuma ser presente também em períodos mais quentes.
Faringite	Existem dois tipos de Faringite, a viral e a bacteriana, ambas precisam de condições especificas para sua propagação, como baixas temperaturas, ambientes fechados e aglomerados.
Pneumonia	Doença que atinge os pulmões e são causadas por vírus, bactérias ou fungos. Atingem principalmente crianças e idosos.

Fonte: Cadernos de Atenção Básica - Ministério da Saúde – Governo Federal (2010). Elaborado pelo Autor, 2026.

Além disso, a variável idade foi incorporada à análise por meio do filtro de faixa etária disponível nos dados do DATASUS, possibilitando observar a distribuição das internações por doenças do aparelho respiratório entre diferentes grupos etários. Essa escolha metodológica permitiu ampliar a interpretação dos resultados, uma vez que a vulnerabilidade às doenças respiratórias não se distribui de maneira uniforme na população. Dessa forma, além da análise geral das internações, foi possível identificar quais faixas etárias apresentaram maior participação nos registros hospitalares e como esse comportamento se relacionou com as diferentes áreas climáticas e com a sazonalidade observada ao longo do período de 2008 a 2022.

Os resultados obtidos a partir da integração entre os dados de internações e os dados meteorológicos forneceram suporte técnico e analítico para avaliar a existência de associação entre a sazonalidade climática e as internações por doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais, considerando os diferentes tipos climáticos analisados.

Capítulo 1

Paisagem, Clima e Doenças: Histórico e Paradigmas Acerca da Interação Homem-Natureza e os Impactos na Saúde Humana

A Geografia tem um importante papel, que é contribuir para um maior entendimento dos problemas ambientais vigentes e de outrora, esses problemas advém do que podemos chamar da relação íntima entre sociedade e natureza, natureza que com o tempo, começou a ser entendida por paisagem. (Fialho, 2007; Marinho, 2020).

As várias formas de interação entre as populações animais, vegetais e humanas, definem o que chamamos de paisagens, e essas paisagens têm distintas definições e contextos. Independente dessa interação e também coexistentes a essas populações, estão inseridos os microrganismos, e muitos destes são responsáveis por diversas doenças a essas outras populações citadas.

A paisagem por si só, guarda inúmeros processos que acontecem a todo o momento no espaço, e esses processos derivam dessa interação constante, entre o homem e o meio, objeto central de estudos da geografia. Entre esses processos que acontecem a todo vapor e a todo o momento, está a relação entre o ambiente e as doenças de diversas naturezas.

O homem, nesse contexto, atua como principal agente transformador dessas paisagens, sendo, portanto, o balizador do equilíbrio dentro do ambiente. A epidemiologia das doenças estuda esse impacto do homem ao meio e como isso impacta na ocorrência das doenças em geral (Lobo, 2013).

Hipócrates, em 470 a.C já preocupado com o crescimento das cidades e da população, e entendendo que isso poderia estar proporcionando um aumento considerável de enfermidades, traçou os primeiros estudos sobre o que os autores chamam de epidemiologia paisagística. Essa vertente da ciência, reúne todos os aspectos físicos da paisagem, para a prevenção de doenças (Aragão, 1988).

Segundo Aragão (1988), Hipócrates buscava entender o impacto do sol e dos ventos nas cidades daquele tempo, e como isso poderia estar interferindo no aumento de pessoas doentes, um estudo reunindo urbanização, geomorfologia e climatologia basicamente.Ora, se a epidemiologia paisagística, tem como ferramentas os aspectos físicos da paisagem, e a própria paisagem como solução para a tentativa de se prever as doenças,

torna-se um tema no mínimo interessante para os geógrafos, visto que a paisagem e tudo que nela está guardado é um valioso banco de dados para a ciência geográfica.

Dessa forma, surge o termo Geografia da Saúde, que emerge na ideia de Hipócrates, porém foi sedimentada por Pavlovsky na década de 1930, tendo como principal foco de pesquisa a essencial preocupação a relação do homem com o ambiente, levando em consideração os aspectos sociais e ambientais, importantes vetores para a ocorrência de doenças (Aragão, 1988; Santos, 2010).

No Brasil, a ideia de unidades paisagísticas, que podem guardar estreitas relações com doenças, surge com Oswaldo Cruz, em 1910. Mas, Confalonieri (2005) foi além ao detalhar a influência da paisagem amazônica na ocorrência de doenças infecciosas e parasitárias, e considera que essas doenças têm notadamente no território amazônico uma relevância importante.

Entendendo que as doenças podem estar associadas ao tipo de paisagem climática de um determinado sítio, é importante primeiramente fazer esse resgate histórico da complexidade envolvida nessa interação, para buscar novas unidades de paisagens climáticas que podem estar influenciando na ocorrência de doenças. Nosso objetivo então é entender mais sobre a transformação da paisagem pela natureza e como essa paisagem é utilizada como elemento discursivo de propagação de doenças, por meio do clima.

Relação Homem-Natureza

Segundo o pensamento de Descartes, a natureza se constitui por meio da ideia dissociativa, elementarista, ou seja, procura separar os elementos de um todo, pois entende ser metodologicamente impossível cobrir o todo que a natureza é. Dessa forma, a natureza passa a ser compreendida por um viés matemático, ou seja, de forma racional, para que o homem possa conhecer a natureza e dessa forma controlá-la. (Martins; Guimarães, 2002).

Nesse sentido, foi nesse momento que a dualidade homem x natureza ganha força, o que passa uma ideia de inteira oposição entre as sociedades e a natureza (Figura 9). Portanto, no pensamento cartesiano, o que vamos perceber é que a natureza é tratada apenas como um objeto, e esse objeto são dotados de vários recursos, ao qual o homem, o centro do mundo, deve usufruir (Gonçalves, 1989; Martins; Guimarães, 2002).

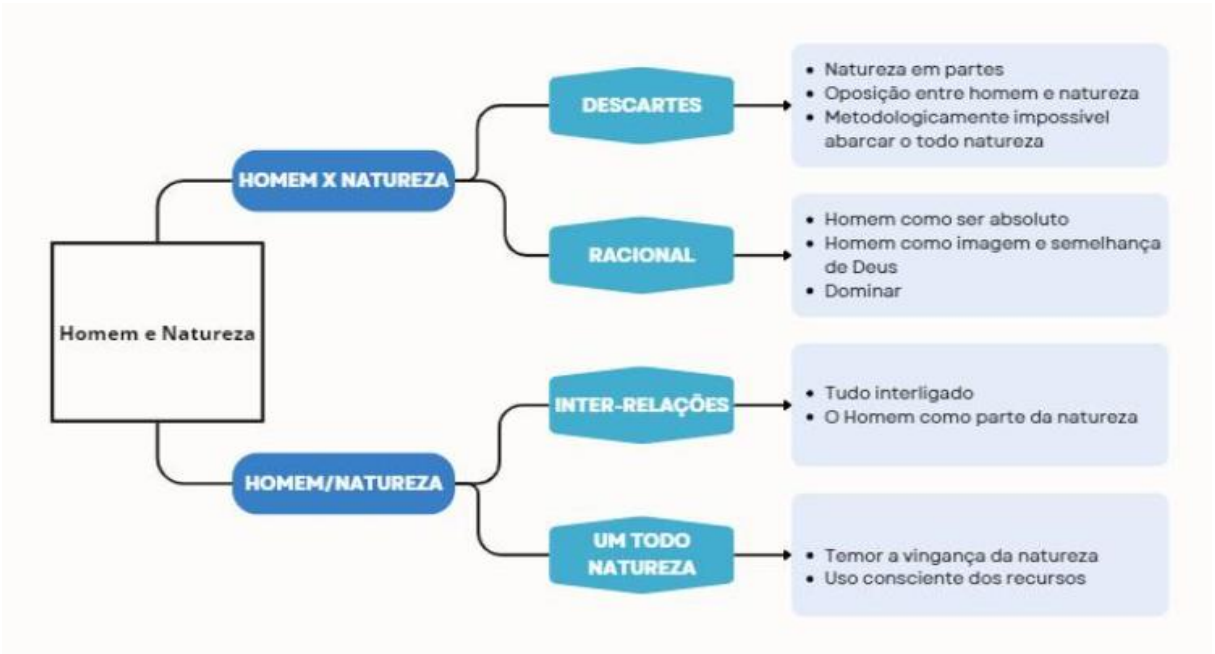
Esse pensamento cartesiano possibilitou que novos pensamentos viessem à tona, a fim de contrapor as ideias de natureza em partes, em oposição ao homem, e surge um novo pensamento, que se baseou na inter-relação entre homem-meio. O que se propunha nesse

momento, era a não dissociação do todo natureza, que nenhum compartimento do todo fosse pensado de forma parcelada, o que nessa visão, deixa claro que o homem está completamente ligado a natureza, portanto é parte desse todo (Martins; Guimarães, 2020).

No início, a relação entre o ser humano e a natureza era pautada por mitos e rituais que buscavam o estabelecimento de uma conexão com o divino. Cada evento natural era atribuído a uma divindade específica como os deuses do sol, do trovão, da chuva e dos mares. O temor à ira dessas entidades atuava como um mecanismo socioambiental de controle comportamental, impondo limites e tabus socioculturais que restringiam ações humanas predatórias contra o meio natural sem a devida sanção ritualística (Albuquerque, 2007).

Muitos dos filmes que vemos hoje na atualidade retratam o modo de vida das primeiras sociedades no planeta, mostrando a adoração dos povos antepassados e até fazendo rituais, na intenção de se desculpar com a natureza, por qualquer árvore retirada, mesmo que justificada para fins de construção de casas, ou barcos. O que acontece é que esse tempo dos deuses da natureza passou, e o homem passou a se conectar à natureza de forma predatória e sem se preocupar com as consequências.

Figura 9. Fluxograma dos pensamentos acerca da relação entre homem e natureza.



Fonte: Elaborado Pelo Autor, 2026.

Nesse sentido, Drew (2005), ao falar sobre essa relação intrínseca entre o homem e a natureza, começa duvidando da racionalidade do ser humano, pois os pensamentos para o

autor variam desde “se pode ser feito, faça” até “volta à natureza”. Essa bipolaridade atual do ser humano advém, segundo autor, de uma ideia cristã-judaica, que diz que o homem foi feito à imagem e semelhança de Deus, o que dá o direito de dominar o mundo.

Na Grécia Antiga, Aristóteles compreendia a natureza como um domínio dotado de leis próprias, independente das ordenações humanas, perspectiva que converge com a tradição judaico-cristã. Aristóteles desenvolveu uma teoria baseada em quatro causas; entre elas, a "causa final" fundamentava a ideia de que a natureza existia de forma autônoma em relação ao ser humano, tornando-a suscetível à dominação sem a percepção imediata de impactos adversos para a própria humanidade (Ramos, 2006).

Essa concepção de autonomia do ser humano frente ao meio natural orientou as práticas sociais por séculos, sobretudo mediante a influência do cristianismo. Apenas com o Renascimento as reflexões filosóficas sobre a natureza passaram a adquirir maior complexidade, embora ainda distantes do paradigma integrativo. Essa visão contrapõe-se, por exemplo, à fenomenologia de Goethe, na qual, a despeito do caráter essencialmente empírico do método, não se desassociava o ser humano da síntese natural, atribuindo-lhe um papel central na concepção integradora da natureza (Bach Jr., 2013).

Porto-Gonçalves (2000) entende que o que fez com que a concepção entre homem e natureza se alterasse, porém ainda com fundamentos equivocados, foi o contexto renascentista, um período de várias transformações sociais, que possibilitou um novo olhar sobre a oposição “homem x natureza” imposta na Idade Média, ou com a filosofia cosmopolita dos gregos. E quem é o propulsor desse novo pensamento, é Descartes.

Descartes então insere ao debate o método mecanicista, e o homem passa a ser um opositor da natureza, um ser que se insere no centro do universo, e a natureza um mero objeto. Desse modo, toda e qualquer discussão que envolvia homem e natureza, era estudado através de modelos matemáticos, o que é óbvio, não explicava tudo (Duarte, 1986).

A despeito de suas contribuições, essa matriz analítica apresentava limitações, uma vez que o pensamento cartesiano hegemonizou o imaginário das metrópoles da época. Durante as grandes navegações, por exemplo, o contato com as terras colonizadas não objetivava a troca cultural ou o estabelecimento de inter-relações horizontais; a finalidade era predominantemente de dominação. Os povos originários eram concebidos como selvagens sujeitos à subjugação e à escravização, processo acompanhado pela usurpação sistemática dos recursos materiais locais (Porto-Gonçalves, 2000). Esse padrão exploratório reflete-se, de modo análogo, no contexto contemporâneo, evidenciado pela desapropriação de terras para atender à expansão capitalista, cujos mecanismos degradam o meio ambiente

em escala severa. O aprofundamento desse caráter altamente predatório do ser humano sobre o meio ganharia impulso definitivo no século XX, como desdobramento do processo de industrialização. A revolução industrial deixou ainda mais evidente o caráter predatório do capital, que se compreendia pela produção intensa e acumulação de dinheiro. O que fez com que se modificassem vários circuitos dentro da relação homem e natureza, o que fez com se aumentasse a desigualdade nas cidades.

Os caminhos que o capital usa para que possa obter a mais-valia, que se tenha mais e mais produção, utilizando-se de maquinários pesados e altamente poluidores, faz com que se tenha ainda mais a percepção da intencionalidade desintegradora do homem com o seu meio, sua terra, a natureza. O homem passa a obedecer a lógica do capital, não mais a lógica da natureza (Porto-Gonçalves, 2000).

Esse processo decorre da transformação nos modos de produção, em que a técnica artesanal cede espaço às máquinas, gerando profundas reconfigurações nas relações interpessoais, culturais e de trabalho, com desdobramentos diretos sobre o meio natural. Diante dos impactos impostos por essa nova condição, emergiu uma corrente de pensamento voltada à reinterpretação da relação entre o ser humano e a natureza, impulsionada por Karl Marx, que propôs analisar essa dinâmica sob a perspectiva da dialética (Gonçalves, 2021).

No século XIX, Marx já destacava os impactos socioambientais promovidos pelo capitalismo, caracterizando-o como um sistema intrinsecamente desigual cujo objetivo central é a acumulação de capital, viabilizada pela exploração irrestrita da força de trabalho e dos recursos naturais. Ainda que não previsse a que ponto o cenário atual chegaria, o intelectual alemão já compreendia a dimensão estrutural do problema (Albuquerque, 2007).

A dialética da natureza, desenvolvido por Marx (Figura 10) sugere primeiramente que o homem ao interagir com a natureza, modifica o que o autor entende por primeira natureza, produzindo uma segunda natureza, completamente antropizada. Gomez (2004) diz que Marx entendia que nada transformado dessa relação deixa de ser o que originalmente é o que acontece é que os objetos ganham novas formas:

> [...] No entanto, é importante dizer que nem os objetos naturais nem os homens deixam de ser aquilo que são em sua origem, ou seja, não deixam de ser natureza, apenas adquirem novas formas, que o homem introduz por meio do trabalho. A substância natural, transformada pelo “fogo vivo” do trabalho, torna-se um objeto útil ao homem, adquire um valor de uso, enquanto o homem, por meio desse processo que ele

próprio engendra, enriquece a sua natureza dada (Gomez, 2004, p. 39).

Karl Marx entendia, portanto, que a relação entre Homem e Natureza é feita através do trabalho, subdividida em dois tipos. O primeiro um trabalho livre, um trabalho que é da natureza humana de fato, e o segundo, um trabalho alienado, que tira a liberdade do trabalho e do trabalhador, e faz com a natureza mesmo, seja encarada como uma mercadoria (Albuquerque, 2007).

Esse pensamento dialético da natureza desenvolvido por Marx, em algum momento pode ser um aliado importante para uma pauta mais política, no tocante que concerne enfrentamento frente aos problemas ambientais (Figura 9). Porém, por outro lado, se retomarmos a discussão sobre o socialismo que se baseia nas ideias de Marx, podemos observar que o desenvolvimento se dá também através da industrialização, guardando semelhanças com a consolidação do capitalismo. Essas limitações precisam ser superadas, e isso só é possível, segundo Tozoni-Reis (2004) se nos basearmos no trabalho, como principal interlocutor da relação homem e natureza, por uma perspectiva filosófica.

Figura 10. Dialética da natureza de Karl Marx.



Fonte: Gomez (2004). Elaborado pelo autor, 2026.

Dessa forma, talvez o pensamento que mais pode explicar essa relação homem e natureza, é o pensamento complexo, que tem como maior expoente Edgar Morin. A complexidade, como o nome já diz, admite múltiplas variáveis interferindo em uma

determinada causa, ou problema. Não apenas o homem, um elemento a parte da natureza, domina e assim a modifica, como também não é o homem, elemento inserido na natureza é responsável pela transformação da natureza, e não somente o trabalho é o único mediador da relação/transformação, todas as coisas se conectam e funcionam em um sistema complexo.

O pensamento complexo caracteriza-se pela interdisciplinaridade e pela transdisciplinaridade, elementos que contribuem para a superação do paradigma positivista em diversas áreas do conhecimento, sobretudo na compreensão da relação entre o ser humano e a natureza. Nesse cenário, a geografia constitui um campo em que a complexidade se desenvolve de forma fluida, dada a sua natureza multidimensional, que engloba desde dinâmicas físico-naturais até processos socioeconômicos e políticos (Hupffer *et al.*, 2020; Dantas, 2008).

Dessa forma, o pensamento complexo comunga de uma ideia que é descrita como sendo “uno e múltiplo”, o que melhor nos atende para entender a relação entre homem e natureza, que irá caracterizar a paisagem, nossa próxima parada. se considerarmos essa dinâmica apenas em forma de compartimentos estamos cometendo o equívoco, que Almeida (2008) chama de simplificação, ou seja, estaremos operando por modelo simplificado, não estaremos considerando toda a complexidade envolvida no fenômeno.

A paisagem é esse recorte em que a complexidade acontece, a transformação da natureza, se deu ao longo da história sob diversas formas de pensar, o trabalho do homem sobre a terra, teve o aval de várias correntes filosóficas, ora evidenciando o homem, ora evidenciando a natureza. A complexidade nos permite entender tanto o que é singular, como também o que é plural, e o que nos levou a atual configuração da paisagem.

Perceber as várias nuances que envolve a relação homem e natureza, é perceber o que de fato fez com que enxerguemos o que estamos enxergando hoje. as dicotomias, dualidades, conflitos instaurados ainda persistem nos dias atuais, porém precisamos avançar no tocante a compreensão do todo, não colocando em um octógono de luta, duas variáveis que existem e coexistem.

Paisagem

A paisagem, mesmo não sendo uma categoria de análise somente da geografia, é uma categoria fundamental na ciência geográfica. As modificações que estão sujeitas a paisagem, evidenciam um rastro de história de um determinado lugar, explicitando a dinâmica que acontece entre homem e natureza. (Bertrand, 1971).

Humboldt, já no século XVIII, fez as primeiras descrições sobre a paisagem demonstrando seu aspecto pela fisionomia da mesma, vegetação, clima, a grande influência que a paisagem exercia sobre todos os seres, e também sobre aspectos mais físicos, como solo e cadeias montanhosas e a cobertura vegetal sobre esses aspectos (Maximiniano, 2004).

Porém, a categoria de análise paisagem, passou ao longo da história por várias interpretações, e essa linha de raciocínio agrega em si um caráter evolutivo de sua compreensão desde o século XIX. Instrumento de bastante discussão na Geografia, devido aos diferentes tipos de pensamentos geográficos, que cunhavam sobre a paisagem uma interpretação estática, estacionária (Schier, 2003; Almeida; Oliveira, 2022).

Já no século XIX, Friedrich Ratzel foi o grande expoente no que refere o conhecimento sobre as paisagens, contendo uma construção de raciocínio que ia de encontro a uma linha de pensamento sobre as relações que se consolidaram na natureza. já na virada do século XX, seus pensamentos foram difundidos pela "*Landschaftskunde*", uma ciência que se preocupava com as paisagens, que se movia sob uma visão do território, o que quer dizer que essa ciência, se preocupava com as estruturas que continham na natureza, que se organizavam cientificamente por leis observáveis (Maximiniano, 2004).

Maximiano (2004) nos diz que foi neste contexto histórico que o Russo Dokoutchaev, definiu o "Complexo Natural Territorial" (CNT), outra forma de observação das paisagens e suas estruturas. E foram essas abordagens, que possibilitaram surgir mais variações por toda a Europa e segundo esse autor, essas linhas que se preocuparam com a vegetação, como componente mais importante, como Humboldt, impulsionaram o que seria mais tarde importantes linhas de conhecimento da paisagem de Carl Troll, como a Ecologia da Paisagem e a Geo-Ecologia.

Nas duas primeiras décadas do século XX, o conceito de paisagem esteve associado à tradição naturalista. Posteriormente, consolidou-se uma abordagem mais científica da categoria, com ênfase nos elementos físicos do território em detrimento dos aspectos sociais. Essa perspectiva reducionista é interpretada por autores como Maximiano (2004), Schier (2003) e Almeida e Oliveira (2022) como um retrocesso na evolução conceitual do termo (Maciel; Lima, 2011).

Esse pensamento ainda se manteve presente até meados da década de 1920, logo depois, se iniciou nos debates sobre a paisagem, uma ótica mais integralista dos elementos que constroem a paisagem. Essa parte da história do pensamento sobre o conceito teve auxílio na Teoria Geral dos Sistemas, que trouxe a luz das discussões científicas, orientações que continha uma linha mais sistêmica e dinâmica dos objetos de estudos, e, portanto,

mudou a forma de se pensar a paisagem (Maciel; Lima, 2011).

Paul Vidal de la Blache, encarregou-se, portanto, de colocar dinamicidade à paisagem, mas não avançando muito sobre a estabilidade. Ou seja, Vidal de la Blache, diz a primeira vez que a paisagem é dotada de certo dinamismo histórico, que não poderíamos descartar enquanto observadores, porém, ela é a apenas um recorte do que podemos visualizar, como se fosse um frame de um conjunto de ações (Schier, 2003).

Uma característica importante do pensamento sobre a paisagem, é a forma que os primeiros pensadores acerca da categoria de análise a classificavam, como sendo uma diferenciação do que paisagem natural e o que é paisagem cultural. Uma diz respeito a uma paisagem que não sofreu ação do homem, e outra, uma paisagem a qual o homem já impôs algum tipo de força de trabalho, ou de técnicas.

Georges Bertrand (1971), ao discorrer sobre a paisagem, ele diz ser extremamente importante não separar a paisagem, ou discorrer sobre ela a subdividindo em partes, é necessário fazer a análise da paisagem de forma conjunta. A paisagem, portanto, é uma porção dentro do espaço, que é dotada de complexidades acontecendo ao mesmo tempo:

> [...] A paisagem não é a simples adição de elementos geográficos disparatados. É uma determinada porção do espaço, resultado da combinação dinâmica, portanto instável, de elementos físicos, biológicos e antrópicos que, reagindo dialeticamente uns sobre os outros, fazem da paisagem um conjunto único e indissociável, em perpétua evolução [...] (Bertrand, 1971, p. 2).

Carl Sauer (1998), um dos grandes nomes da geografia norte-americana, ao discorrer sobre o que é paisagem, diz que essa relação intensa entre o que é ação humana e o que é natural, é uma ferramenta importantíssima para entender a paisagem como um todo completo. Existem para o autor também dois tipos de paisagem, mas que nos levam a um pensamento diferente do desenvolvido na geografia clássica.

A primeira denominação de paisagem para Sauer trata-se de uma paisagem natural, porém com uma definição mais ampla, pois seria tudo aquilo que veio antes do homem, ou seja, “o conjunto de fatores morfológicos”. O segundo conjunto de elementos seria a paisagem pós- interferência humana:

> [...] Ela está em um processo constante de desenvolvimento ou

> dissolução e substituição. Assim, no sentido cronológico, a alteração da área modificada pelo homem e sua apropriação para o seu uso são de importância fundamental. A área anterior à atividade humana é representada por um conjunto de fatos morfológicos. As formas que o homem introduziu são um outro conjunto [...] (Sauer, 1998, p. 42).

Sauer (*op. cit*.) nos diz que algo antes da interferência humana, é paisagem natural e o que aconteceu depois é uma área que já deixou de ser algo natural, com os avanços das mais variadas técnicas sobre a terra, podemos interpretar que já não existe uma paisagem natural. Para não dizer que não existem, poucos são os lugares que ainda não sofreram interferência do homem, o que nos faz pensar, sob a luz do pensamento de Sauer, que somente existe uma paisagem de fato nos dias atuais.

Dessa forma, podemos entender que as diversas paisagens, são marcadas por uma característica evolutiva, e dessa forma são capazes de guardar em si, uma gama imensa de memórias, simbolismos, alterações, conflitos, etc. Entendemos que ao dissociar elemento por elemento da paisagem, é simplesmente cometer um reducionismo desse gigantesco objeto de estudos para nós geógrafos.

Almeida e Oliveira (2022) descrevem a paisagem como um disco rígido do espaço, a pasta que contém os arquivos existentes de bilhões de anos. Dentro desse espaço todo de tempo, a paisagem foi modificada, o que também impacta em vários aspectos, na adaptação dos seres, em suas atividades e sobretudo no clima, essas transformações irão desencadear problemas, por isso é importante na sequência discorrer sobre o clima e em seguida, elencar com a relação homem-natureza, impacto na paisagem, no clima e na saúde das pessoas.

Paisagem e Saúde

A interação da sociedade com a natureza causa impactos por vezes irreversíveis para a vida de forma geral, os seres, o solo, o clima, etc. Entre os principais impactos, aqueles que causam efeitos mais danosos estão associadas a destruição da fauna e flora, uso e ocupação do solo, poluição, queimadas, emissões de gases poluentes na atmosfera, exploração de recursos biológicos e minerais, que alteram de forma intensa o meio e aproximam os vetores aos domicílios humanos, aumentando os riscos e perigos na saúde pública. (Moreno, 2022).

Essa temática que envolve o meio ambiente e saúde ganhou um status significativo

na vida das pessoas e no pensamento dos sujeitos que administram as cidades, sendo um objeto de debate em todo o globo. A saúde e o meio ambiente são categorias de análises que possuem uma intimidade estreita com o contexto urbano-industrial, o que se faz necessário fazer uma abordagem que possibilite uma integração entre os processos produtivos, do trabalho, a paisagem, o clima e a saúde.

Estas categorias analisadas como um todo dinâmico, principalmente as práticas que modificam o meio, como o processo produtivo, impacta severamente no social, causando necessidades de novas formas de viver e trabalhar, que são problemáticas à saúde humana, pois são enormemente exploratórias em relação ao meio ambiente e especialmente à saúde e um ambiente mais sustentável (Moura, 2009).

Reaser *et al*. (2022) defendem que paisagens que possuem equilíbrio em seus aspectos físicos, como vegetação e solos, possuem menos possibilidades de serem afetadas com disseminação de patógenos, do que em paisagens modificadas, que sofreram com o impacto do homem. Portanto, um ambiente que reuni mais biodiversidade, possibilita uma maior imunidade em relação a doenças.

De acordo com os autores, se não nos atentarmos a essa questão dos desequilíbrios dos ambientes, não estaremos percebendo como o ser humano é responsável no desenvolvimento de, patógenos, vetores de doenças já conhecidas, mas também na criação de condições que possam gerar novas doenças, desenvolvem uma lista de ações para que cada nação aumente a imunidade das paisagens (Figura 11) e concluem que a imunidade paisagística, teria que ser um critério importante quando se tem um debate de preservação de certas áreas.

A ideia de Reaser *et al.* (2022) embora saibamos que tem um caráter altamente ecológico, no combate a degradação das paisagens, possui problemas, principalmente em um país como o Brasil. Todos os itens da listagem dos autores, podem ser executadas em caso de uma epidemia, como a que tivemos da Covid-19 entre o final do ano de 2019 e 2022, porém fora de uma emergência mundial, é tarefa difícil impedir a circulação de pessoas entre os países por exemplo, nos casos de guerras que estamos experimentando em 2023, casos de Rússia x Ucrânia na Europa e Israel x Hamas no Oriente Médio.

Figura 11. Listagem de fatores que promovem imunidade paisagística.



Fonte: Reaser *et al.* (2022). Elaborado pelo autor, 2026.

Outro processo pelo qual a paisagem é o processo da urbanização, um processo que causa danos eternos às paisagens e que afeta todas as nações. A urbanização promove problemas ambientais e sociais em várias escalas e são enfrentados por ações que dependem diretamente do grau de desenvolvimento econômico dos países. Tal processo, muita das vezes, ocorre de forma acelerada em países em desenvolvimento o que impacta ainda mais no desequilíbrio dos elementos que compõem a paisagem, principalmente das áreas verdes. Essas interferências humanas nos ambientes podem também influenciar no clima, e promover o aumento das alterações na qualidade do ar (Moura, 2009).

O processo de urbanização no Brasil está intimamente vinculado às dinâmicas do modo de produção econômico de cada contexto, em que a atividade principal se fundamenta nos setores agropecuário ou agroexportador. Inicialmente, os pilares dessa urbanização assentaram-se nas bases dos ciclos econômicos como os da cana-de-açúcar, do ouro e do café e, posteriormente, no desenvolvimento do setor industrial. Esse movimento impulsionou um intenso fluxo migratório do campo para as cidades, resultando em um acelerado crescimento populacional urbano (Moreno, 2022).

Nesse sentido, existe uma grande preocupação acerca da temática da qualidade ambiental o que está diretamente interligado com uma agenda de desenvolver um ambiente mais equilibrado ecologicamente falando.

Desse modo, os elementos da paisagem urbana então ligados aos vários tipos de usos da terra, bem como as suas atividades, ligadas à dinâmica existente no ambiente, o que faz com que a análise da paisagem seja imprescindível, considerando o social, econômico, ambiental e cultural, pois é importante entender como se dá as interações, posto que todas as atividades desempenhadas nessas paisagens, juntamente com o inadequado planejamento e ineficiência na infraestrutura, resultam na má qualidade do ambiente (Santos; Silva, 2017).

Confalonieri (2005) ao estudar o espaço Amazônico constatou que ele é formado pelas interações entre o homem e a natureza e, que apresenta sob o viés epidemiológico, características diferentes de todo o Brasil. Segundo o autor, essa diferenciação é constatada tanto pelos aspectos naturais, como também por aspectos antrópicos, advindos do uso e ocupação da terra. Por consequência dessas atividades desempenhadas na Amazônia, Confalonieri entende ser primordial a utilização de modelo conceitual que possa cobrir a vasta extensão territorial da Amazônia. Identificar as paisagens específicas de doenças é o modelo, que ajuda a explicar a evolução dos processos de ocupação regional, os impactos sanitários, e também promove dados importantes para a gestão pública em saúde.

A Amazônia, especificamente, possui o que Confalonieri (2005, p. 233) denomina como "paisagens doentes", sob uma análise epidemiológica de processos infecciosos, endêmicos e epidêmicos. A malária, por exemplo, destaca-se como uma patologia endêmica em diversos pontos da região. O autor enfatiza que, além dos processos de transformação da paisagem, os aspectos naturais exercem expressiva influência nos quadros de doenças infecciosas, em razão da proximidade física entre a floresta e os centros urbanos:

> [...] No que diz respeito aos perfis de saúde e doença das populações amazônicas, as doenças infecciosas e parasitárias têm, notadamente, uma alta relevância regional, quer como processos focais arraigados nos ecossistemas, quer como resultado das dinâmicas de transformação social e ambiental ou ainda como processos tipicamente urbanos. Ao mesmo tempo, a alta concentração populacional em zonas urbanas de maior porte põe em relevância as doenças degenerativas e lesões por causas externas como componentes do quadro geral de morbidade e mortalidade [...] (Confalonieri, 2005, p. 233).

Monteiro (1993) nos diz que o urbanismo é uma fase do processo mal pensado de

dominação do meio ambiente, que se inicia nos primórdios da humanidade, com a descoberta do fogo, e evoluiu para o seu desfecho na industrialização. Segundo o autor, ao mesmo tempo em que a evolução nas atividades acontece, fazendo com que as cidades cheguem aos seus limites, e comecem a colapsar das mais variadas formas.

Esses colapsos estão frequentemente atrelados a eventos climáticos. A esse respeito, Santos e Silva (2017, p. 2017) destacam o clima como um componente de um sistema global dotado de subsistemas integrados à ação humana e à natureza, cujos desdobramentos conjunturais têm comprometido a qualidade de vida nas cidades:

> [...] Dessa forma, a construção da paisagem urbana resulta no Clima Urbano, este é percebido nas formas sensoriais e visuais dos observadores, isto é, os sistemas que o compreende e que retornam à paisagem urbana, como impactos pluviométricos, de temperaturas e de poluição. Assim, é possível compreender que a produção da paisagem urbana está com contradição à qualidade ambiental, visto que, é a responsável pela ocorrência do clima urbano, o qual tem grande potencial depredativo à sociedade urbana em variadas escalas [...] (Santos; Silva, 2017, p. 2017).

Se a paisagem concebe o clima, e o clima é um condicionante importante para o agravo de saúde de diversas naturezas, é importante entender o papel da dinâmica da paisagem na saúde das pessoas. Dessa forma, no próximo tópico iremos reunir estudos que se preocuparam em compreender o papel do clima, no aumento das enfermidades, passando por isso contexto histórico, até chegar nos atuais estudos desenvolvidos no Brasil.

Clima e Saúde

A relação entre o clima e a sociedade é intensa desde os primeiros passos da humanidade. Hipócrates, na Grécia antiga, foi o primeiro a fazer estudos sobre epidemiologia paisagística. Mas somente nos séculos XVIII, XIX e XX, se iniciou uma busca maior para entender a influência da paisagem e as condições do tempo no ser humano, tanto nas suas atividades diárias, como também na saúde (Nunes; Mendes, 2012).

Mazetto (2008) destaca que a “Geografia Médica” como ficou popularmente conhecida, teve seus primeiros estudos no século XVIII, seguindo a linha Hipocrática.

Segundo o autor, as dinâmicas envolvidas entre a atuação do clima e a saúde humana, eram as maiores reflexões dos pesquisadores da época, mas que na obra de Hipócrates, veremos uma análise ainda mais profunda, que deixa claro que os hábitos das pessoas, também são fundamentais para se entender a ocorrência de certas doenças.

Nos séculos XVIII e XIX, sob forte influência de nomes como Humboldt, Darwin e Martius, os estudos foram direcionados a ocorrência de endemias e epidemias, tendo um caráter central às provocadas pelos climas tropicais, muito pelo grande interesse de grandes potências coloniais, nas terras ao sul do planeta.

Porém, esses estudos sobre saúde e ambiente, impulsionados por Hipócrates e depois potencializados por grandes nomes da medicina nos séculos XVIII e XIX, ganha uma importante fonte, que foi o "Tratado Natureza", elaborado por Martius, com ênfase nas enfermidades e o poder do conhecimento dos povos indígenas nas curas dessas doenças (Mazetto, 2008).O grande desenvolvimento alcançado pelas ciências naturais no século XIX, menção especial ao alcançado pelas ciências biológicas, com o trabalho de Darwin, A Origem das Espécies, deu significação a Geografia Médica, no sentido de utilizar-se da metodologia das ciências, voltados a estudos do meio em escala regional (Mazetto, 2008).

O início dos trabalhos sobre a temática relacionava questões naturais, com epidemiologia, tendo como objetivo de investigação a espacialidade das doenças, com destaque para as doenças infecciosas. Isso se deve muito pelo fato de as grandes potências coloniais estarem preocupadas com as doenças tropicais e seus perigos, o que poderia impactar no modo como essas potências controlariam e conquistariam novos territórios.

Mazetto (2008) nos fala que grande parte desses estudos teve financiamento direto das coroas, evidenciando uma forte ligação com os interesses geopolíticos dessas coroas, o que para a geografia, configurou um importante momento, em que a geografia ficou marcada pelo que conhecemos como "Geografia do Poder", que tinha o determinismo de Ratzel seu maior propulsor.

Posterior a isso, os estudos de epidemiologia geográfica tomaram forma, sob acontecimentos marcantes da sociedade mundial, momento em que surgiu o iluminismo, arevolução industrial, por exemplo, que possibilitaram os novos trabalhos nesse tema uma incorporação real do espaço como variável a ser analisada, no processo de propagação das doenças infecciosas.

O caso mais estudado ainda no século XIX foi a cólera, isso pelo fato da sua propagação, intimamente ligada ao desenfreado dinamismo da urbanização, concomitante da revolução industrial nos Estados Unidos e na Europa. Augustus Patermann, geógrafo

alemão, desenvolveu vários trabalhos sobre a incidência da doença na Grã-Bretanha e sua distribuição espacial, sua conclusão foi que os cursos fluviais das Ilhas Britânicas, potencializavam a circulação da infecção da cólera (Mazetto, 2008).

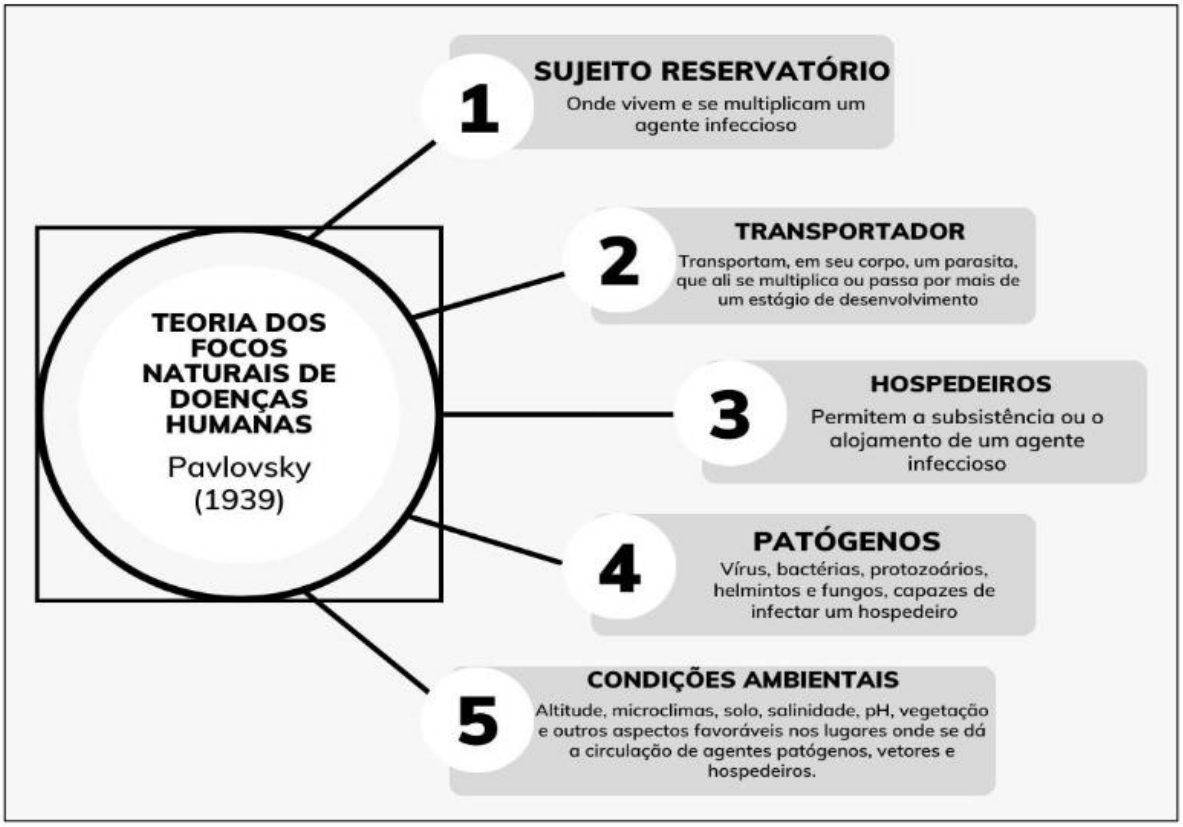
De acordo com Mazetto (op. cit.), o estudo mais célebre pertenceu ao médico anestesista John Snow. Durante um surto de cólera, Snow evidenciou que a propagação da doença decorria do consumo de água contaminada vinda de uma bomba comunitária local; a partir dessa constatação, propôs a alteração da fonte de abastecimento, medida que resultou na posterior erradicação prática dos casos na região.

Já no fim do século XIX, com o desenvolvimento da microbiologia, conduzidos pelas descobertas de Pasteur, houve uma queda nos estudos de Geografia Médica, pelo fato das questões espaciais e de ambientes deixarem de serem importantes, quando se tinha detalhes fisiológicos do corpo humano afetado por agentes causadores da doença. Ou seja, para que era importante entender o ambiente, se já sabiam o que acontecia como corpo afetado? Porém, Mazetto (2008) nos diz que o movimento sanitarista se encarregou de voltar a colocar a questão do ambiente como variável importante, à medida que se constatou o papel de reservatórios naturais como locais extremamente hospitaleiros aos micro-organismos que acometiam a saúde humana.

Já no século XX, se destacam vários estudos dessa natureza, como incidência da Malária na Itália, infecções pelo mosquito tsé-tsé em animais na África, todos eles destacando fatores geográficos para atuação de doenças, aliando tanto a geografia médica, como também a geografia dos transportes. Mazetto (2008) destaca o trabalho de Navarre na época que concluiu que a Geografia Médica deveria se importar menos com os efeitos provocados pelas doenças e se preocupar mais com as causas.

Pavlovsky, renomado parasitologista soviético, formulou a Teoria dos Focos Naturais das Doenças Transmissíveis (Figura 12), apresentada originalmente em 1939 à Academia de Ciências da União Soviética e posteriormente publicada em obra formal (Pavlovsky, 1960). Na qual o autor destacou a dinâmica entre "hospedeiro-agente-ambiente", esse arcabouço teórico lançou novas luzes sobre o debate acerca do processo saúde-doença e suas relações com o meio geográfico em que se manifesta (Costa, 2021; Peiter, 2005).

Figura 12. Esquema dos cinco elementos da Teoria dos Focos Naturais de Pavlovsky (1939).



Fonte: Santos *et al.* (2026). Elaborado pelo autor, 2026.

A partir desse momento, Costa (2021) nos fala que o conceito de Pavlovsky perdurou como um conceito que dirigiu as pesquisas de epidemiologia e questões sobre os impactos dos diferentes tipos de uso e ocupação do solo, durante algum tempo. Segundo Costa, Pavlovsky contribuiu muito para o debate sobre o clima e a sua influência na saúde humana, trazendo a discussão para o âmbito do campo, não apenas no interior das salas.

Um pouco mais tarde, em 1943, Maximilian Sorre, lançava um livro que ia de encontro com as ideias de Pavlovsky, pois levava também em consideração a relação entre sociedade e natureza. Com o intuito de disponibilizar uma série de reflexões teóricas e metodológicas para a Geografia da Saúde, tanto Sorre como Pavlovsky tiveram suas ideias bastante difundidas no Brasil, através da Escola de Epidemiologia Brasileira (Costa, 2021).

Nesse mesmo contexto histórico, surgem no Brasil os primeiros estudos sobre Geografia da Saúde (termo que deriva da geografia médica, mas ficou mais popular nos países latino-americanos). Peixoto (1938), o propulsor do assunto país, relacionando os climas do Brasil com as enfermidades referentes às “doenças tropicais” a “meteoropatologia” e epidemias e endemias. (Sant’anna Neto, 2004).

Em seu Livro, Clima e Saúde, Afrânio Peixoto (1938) escreve três capítulos, que falam diretamente sobre as questões climáticas e as enfermidades no Brasil. Primeiramente fazendo uma crítica acerca do termo “doenças tropicais”, que segundo o autor, nada mais é que um erro, instaurado por atores hegemônicos europeus ao atribuir os climas quentes como inóspitos para a sobrevivência humana. O que de fato, como disse o autor, com as navegações espanholas e portuguesas e o crescimento da população desde a chegada dos europeus, se provou o contrário.

Diferentemente da atribuição dada à paisagem dos climas frios e a ocorrência de doenças na Europa naquele tempo, sempre tratadas como fatalidade, os climas quentes ganharam ares de inimigos da vida humana. Exemplo disso foi a incidência da cólera, na Europa, que os europeus responsabilizaram a Ásia (PEIXOTO, 1938).

Peixoto (*op. cit*.) foi importante nesse papel de desmistificar algumas falas replicadas da época, que sem estudo nenhum, associava a doenças fatais a latitude em que o lugar se localizava, fazendo uma profunda descrição dessas doenças, situando o clima como um condicionante para a ocorrência, destacando os climas da Amazônia e Nordeste. Além de abrir portas para vários outros pesquisadores, refletirem sobre as incidências de doenças e as questões climáticas e sociais (CAJAZEIRA, 2012).

Dorno foi o primeiro a dizer o termo Climatologia Médico, em um congresso na Suíça, em 1925, mas naquele tempo, o caráter dos estudos era diferente dos estudos feitos nos últimos anos, principalmente no Brasil, naquela época, os estudos eram mais voltados a como a radiação solar impactava a vegetação e os animais, não tendo as atenções voltadas para as doenças em humanos (COSTA, 2021).

Costa (2021) pondera que essa ramificação da climatologia se tornou fundamental para os estudos geográficos e espaciais à medida que incorporou as dinâmicas territoriais às suas análises. Dessa abordagem, resulta a compreensão das relações humanas em sua totalidade, superando a visão restrita aos elementos vegetais e animais; conforme sinaliza o autor, as variações atmosféricas influenciam diretamente a fisiologia humana.

As doenças que hoje abalam a população sofreram uma mudança ao longo dos anos, as doenças de infecção parasitária deram espaço às doenças crônicas, como diabetes e hipertensão. Porém, ainda existem doenças infecciosas, e essas acometem principalmente as pessoas com idade mais avançada, o que potencializa os agravos, à medida que o tempo atmosférico é alterado. Elementos climáticos como temperatura do ar, pressão atmosférica, umidade relativa do ar, precipitação e correntes de ventos, podem interferir na saúde das pessoas, quando encontram condições fisiológicas propícias para o agravo, caso de pessoas

com hábitos ligados à obesidade, sedentarismo e tabagismo (Murara; Amorim, 2010; Fernandes; Leite, 2019).

Mendonça (2005) pondera que a fisiologia do corpo, no contexto das condições climáticas tropicais, é completamente adaptada às sazonalidades. Porém, diante de condições atmosféricas de rápida mudança, que é característico do clima tropical, pode gerar alguns transtornos à saúde humana, tanto aumento da temperatura do ar, como também a queda e acumulados excessivos de precipitação.

Costa (2021) diz que na visão Hipocrática, a relação que há entre a saúde e doença estão ligadas a desarmonia fisiológica do indivíduo, entretanto, há também fatores exógenos ao corpo humano, exatamente as mudanças abruptas do tempo atmosférico, as diferentes características de cada estação de ano. Dessa forma, segundo o autor, as melhoras de saúde advêm de uma melhor adaptação aos modos saudáveis, o que posteriormente irá favorecer as mudanças dos tempos atmosféricos.

Nessa mesma linha, Tromp (1980) já dizia que as condições atmosféricas se relacionam de forma direta com a saúde das pessoas, quedas de temperatura, por exemplo, segundo o autor, está ligada a ocorrência de asma na Europa, condições alinhadas a queda da pressão atmosférica, que antecede uma passagem de uma frente fria. Entretanto, segundo o autor, o crescimento de casos de asma, também tem forte relação com aumento de temperatura e altos índices de umidade relativa do ar. Já as condições de baixa umidade potencializam a ocorrência de Influenza e aumento da pressão atmosférica e da temperatura do ar, acarreta em novos casos de doenças cardiovasculares (Almeida; Steinke, 2016).

Os estudos de clima urbano vêm se fortalecendo no Brasil, desde a década de 1970, principalmente com o avanço da urbanização do país, e o crescimento industrial. Dessa forma, cada vez mais os impactos dessa aceleração desenfreada das dinâmicas da cidade, recaem sobre a vida humana, e crescem as enfermidades na cidade, à medida que temos mudanças do tempo. (Ribeiro *et al*., 2016; Porto; Latuf, 2017).

Pieniz (2022) aponta que as principais doenças que ocorrem em detrimento das alterações do tempo e clima são as doenças do aparelho respiratório, nosso enfoque neste trabalho de revisão. Alguns estudos apontam para o crescimento de doenças dessa natureza, tanto em cidades de grande, médio, como também de pequeno porte, mas tantos outros estudos, não têm apresentado os mesmos resultados (Silva Júnior *et al.*, 2016).

Para entendermos a relação entre as variações do tempo e a saúde dos indivíduos, é importante que tenhamos em mente como é a formação do clima, e o que é levado em consideração nessa constatação, seus fatores, seus elementos e principalmente as

características do espaço em que esse determinado clima está estabelecido (Conceição *et al*., 2015).Como já dissemos, a averiguação dos tempos atmosféricos é feita há muito anos, e consequentemente, seus impactos também são estudados, mas não apenas as questões climáticas determinam os casos de doenças respiratórias, questões antrópicas de desenvolvimento e dinâmica espacial podem ser tão determinantes quanto o clima em si, e é isso que pretendemos averiguar, a luz dos autores que reunimos.

Silva Júnior *et al*. (2016) apontam que tem se verificado um aumento dos sintomas respiratórios a medida em que a umidade sofre redução na atmosfera, e reiteram a necessidade de novos estudos relacionando climas tropicais e as doenças respiratórias, mas também a necessidade de se relacionar o clima e hospitalizações, também com adultos.

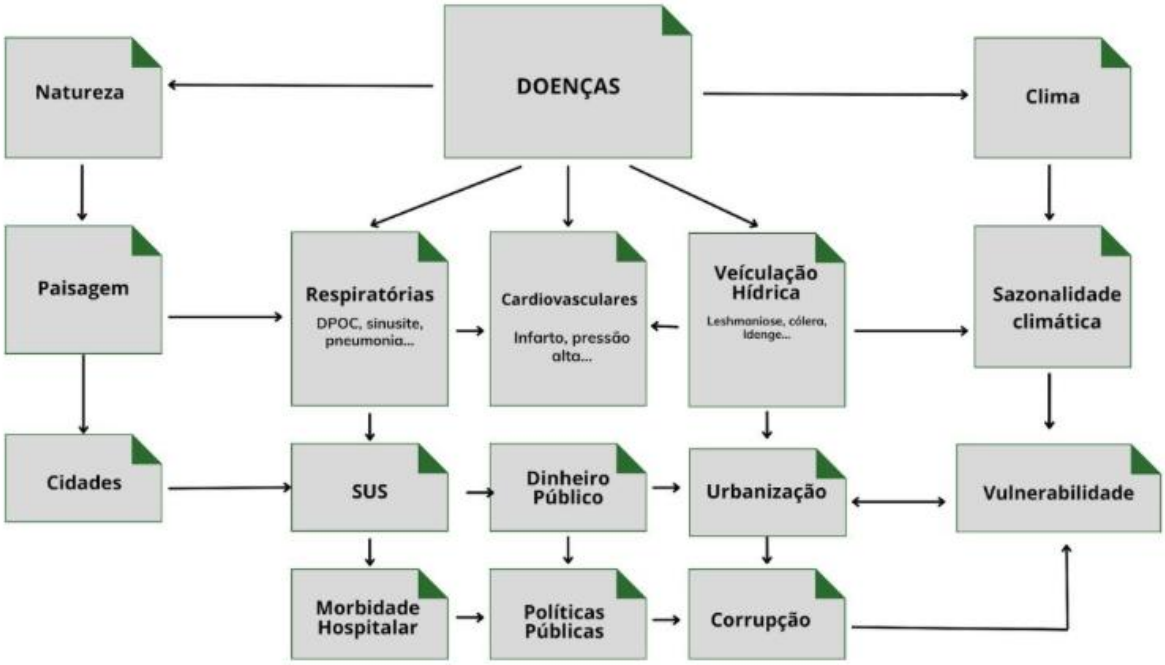
As doenças em geral, podem apresentar similaridades em áreas diferentes, o que pode possibilitar isso, é a dinâmica entre os fatores e elementos climáticos, além do uso e ocupação da terra de uma determinada área, e a Geografia da Saúde estuda todas essas variáveis. Sempre levando em consideração Hipócrates, na ideia de que o ser humano é parte indissociável do meio, e esse meio exerce influência sobre o humano (Costa, 2021).

No estudo de Alves *et al*. (2015) na investigação sobre os casos de doenças respiratórias em um município da Paraíba, chegou ao resultado que naquele contexto, as relações eram bem íntimas, ou seja, ocorrem mais casos de doenças respiratórias no período de março a agosto, e que o município mantém um padrão sazonal de casos bem definido, que as internações por doenças respiratórias nesse período, pode estar relacionada às bactérias respiratórias e virose.

No estudo de Almeida e Steinke (2016) a pluviosidade foi à propriedade que mais teve relação com o crescimento de casos de doenças do aparelho respiratório no Distrito Federal entre os anos 2003 e 2012. Além da pluviosidade, outra variável que verificou correlação importante foi a pressão atmosférica, seguido por temperatura mínima. Umidade e temperatura máxima tiveram relação fraca.

Freitas Júnior *et al.* (2019) apontam que vários estudos apontam para uma mudança climática dos espaços, que potencializa o crescimento de condicionantes que agem sobre a saúde das pessoas, devido à intensa urbanização, crescimento demográfico e aumento da infraestrutura, as cidades produzem um clima específico (Figura 13). Dessa forma, à medida que a população se apropria do espaço, esse é transformado de acordo com suas necessidades, possibilitando uma dependência desses ambientes, o que acarreta na sujeição aos fenômenos que esses ambientes irão produzir (Freitas Júnior, *op. cit.*).

Figura 13. Organograma da relação paisagem, clima e doenças.



Fonte: Elaborado Pelo Auto, 2026.

Sousa *et al.* (2018) falam de uma evidência muito grande de alterações climáticas em virtude da emissão de gases de efeito estufa na atmosfera, e dizem que essas alterações têm despertado muita atenção por vários fatores, dentre eles, a saúde humana. Segundo esse estudo, a temperatura média do nosso planeta aumentou em 1,0ºC desde a revolução industrial, causando desertificação e aumento considerável na frequência de eventos climáticos extremos (Sousa *et al*., 2018).

O clima, portanto, pode potencializar a ocorrência de doenças de várias naturezas, tanto doenças circulatórias, como doenças provenientes de eventos climáticos extremos (inundações, enchentes, dentre outros), como também doenças respiratórias, que será o enfoque desta pesquisa. Nesse contexto, a Geografia Médica/da Saúde ou Biometeorologia busca compreender o fato do ser humano sofrer alterações em seu quadro de saúde em detrimento também das dinâmicas atmosféricas (Brandalise, 2021).

Dessa forma, as condições atmosféricas interferem na propagação de doenças, entretanto outros fatores de relação antrópica, também potencializam o crescimento de diversas enfermidades. Exemplo disso é o estudo desenvolvido por Oliveira e Anunciação (2022), que relaciona as condições atmosféricas e a ocorrência de doenças do aparelho respiratório, mas também anexando ao debate as incidências de focos de calor e queimadas

no município de Campo Grande - MS.

Embora esses autores tenham verificado não haver uma relação direta entre as incidências de focos de calor e internações por doenças respiratórias, os resultados obtidos apontam para uma relação forte quanto ao menor número registrado de precipitação no município. Os autores entendem que a ocorrência de queimadas pode estar relacionada à urbanização, pois é uma prática corriqueira na região, aumentando à emissão de poluentes na atmosfera, o que em médio prazo, se não for combatido, pode ser um agravante para o acometimento de doenças respiratórias (Oliveira; Anunciação, 2022).

Castilho (2006) fala, em seu estudo sobre o clima e as enfermidades por doenças respiratórias em Rio Preto - SP, que as queimadas são um importante ponto a se observar. Segundo o autor, as condições atmosféricas de inverno agravam as enfermidades por doenças respiratórias no município. Porém, durante o período de safra da cana-de-açúcar, em que as queimadas são constantes, há um aumento de poeira e fuligem suspensas na atmosfera, o que agrava ainda mais a ocorrência de enfermidades dessa natureza.

Em contrapartida, vários outros estudos levam em consideração apenas os elementos climáticos, e fazem a relação direta com a ocorrência das doenças sensíveis ao clima (DSC's). Freitas Júnior, Sales e Zanella (2019), em um estudo feito no município de Fortaleza - CE identificaram relações moderadas entre as médias de temperaturas mínimas e a ocorrência de doenças respiratórias em crianças de 1 a 4 anos. Outra relação feita pelos autores pode estar ligada a fenômenos extremos de precipitação e uma maior amplitude térmica nos períodos secos do município nos anos de 2008, 2009, 2013 e 2014, o que pode ser agravante para crianças nos seus primeiros anos de vida.

Nessa mesma linha, Sales *et al*. (2018) apontam que um conjunto de elementos climáticos (temperatura, umidade relativa do ar e precipitação) podem estar associados ao aumento significativo de casos de doenças do aparelho respiratório em Belo Horizonte - MG, principalmente nos meses de abril de 2013 e 2014.

A poluição constitui um fator determinante nessa análise, na qual os autores identificaram uma elevada concentração de material particulado na atmosfera do município. A partir desses resultados, observou-se que a baixa umidade relativa do ar, a redução da precipitação, a alta amplitude térmica e a intensa poluição atmosférica — evidenciada pela presença de partículas em suspensão na atmosfera belo-horizontina nos meses de abril de 2013 e 2014 impulsionaram aumentos significativos na ocorrência de doenças do aparelho respiratório (Sales *et al.*, 2018, p. 287).

Nesses estudos sobre doenças respiratórias é importante destacar a questão do

envelhecimento da população mundial ou aumento da expectativa de vida. Embora essa seja uma notícia boa, por outro lado, pessoas com mais idade se tornam mais suscetíveis a contrair doenças respiratórias. Fernandes e Leite (2019) verificaram que a temperatura média se mostrou fortemente relacionada com o aumento de mortes por doenças do aparelho respiratório em idosos nos municípios de Paranavaí e Londrina – PR.

Nesse estudo feito por Fernandes e Leite (2019) os resultados apontaram que existem restritas relações entre meses frios e aumento nos números de mortes por doenças do aparelho respiratório, sobretudo em pessoas que já ultrapassaram os 80 anos. Ressaltando que:

> [...] Nessa idade, outros fatores também importam, visto que o número de comorbidades e a gravidade delas podem ser maiores. Apesar de não abrangerem as mesmas doenças, percebe-se um mesmo padrão de comportamento para ambos [...] (Fernandes; Leite, 2019, p. 4).

Entre os elementos climáticos associados às doenças respiratórias, a temperatura do ar ocupa posição de destaque na literatura especializada. Nesse sentido, Ayoade (2004) diz que a temperatura pode ser um elemento climático capaz de oferecer condições para a proliferação de várias doenças, mais do que qualquer outro elemento. Para esse autor, temperaturas baixas diminuem a resistência do corpo humano, tornando-o mais suscetível a infecções de diversas naturezas.

A influência da temperatura sobre a saúde humana está diretamente relacionada ao funcionamento do sistema respiratório, uma vez que esse sistema mantém contato permanente com o ambiente atmosférico. Sob essa perspectiva, Souza (2007) destaca que o aparelho respiratório é um dos sistemas do corpo humano que mais guardam relações com o meio ambiente. Isso se dá, principalmente, pela grande quantidade de ar que respiramos no dia a dia, o que, segundo a autora, varia entre dez e quinze mil litros de ar por dia. Dessa forma, as “propriedades físicas” do ar, como temperatura e umidade, podem se tornar um grande problema para saúde humana.

Além das características físicas do ar, a variabilidade das condições atmosféricas também exige constantes adaptações fisiológicas do organismo humano. Nesse sentido, Aleixo (2012) nos diz que à medida que temos variação no estado do tempo, o nosso corpo necessita se readaptar termicamente para que possamos permanecer com saúde e com o bem estar controlado. Dessa forma, pessoas com problemas pré-existentes com doenças, como

rinite e asma; mulheres grávidas; e pessoas idosas apresentam mais sensibilidade a essas alterações do tempo.

Embora os elementos atmosféricos desempenhem papel importante nesse processo, eles não atuam isoladamente. Outros fatores individuais e socioambientais também influenciam a ocorrência das doenças respiratórias. Nesse contexto, Santos *et al*. (2021) entende que não somente as variáveis climáticas podem ser determinantes na análise da relação entre clima e saúde e os casos tanto por doenças respiratórias ou cardiovasculares. Segundo as autoras, aspectos genéticos, comportamentais, de estilo de vida e culturais, precisam fazer parte das análises, para uma compreensão melhor dessa dinâmica.

Entre os elementos climáticos frequentemente associados ao agravamento das doenças respiratórias, destaca-se a umidade relativa do ar, cuja redução durante períodos prolongados de estiagem pode favorecer o aumento das internações. Nesse sentido, Oshima *et al.* (2018) identificaram uma elevação na ocorrência de enfermidades respiratórias ao longo de um período de seca de sessenta dias no município de Londrina (PR). Os autores concluíram que, conforme a umidade relativa do ar diminuía, as internações aumentavam consideravelmente em comparação ao ano anterior, em que o período sem chuva foi menor.

Embora a redução da umidade relativa do ar exerça influência importante, a literatura evidencia que os efeitos sobre a saúde decorrem, em muitos casos, da atuação conjunta dos diferentes elementos atmosféricos. Dessa forma, Souza e Sant'Anna Neto (2008) atribuem ao “somatório” de todos os elementos atmosféricos analisados (temperatura, pressão, umidade do ar e precipitação), o aumento das enfermidades respiratórias em Presidente Prudente - SP.

Esse conjunto de elementos que podem influenciar na saúde humana, principalmente nos casos respiratórios, pode ser visto no estudo realizado por Silva (2020) no município de Caucaia-CE. Em uma série temporal significativa, a autora descreve como o aumento das doenças respiratórias sofreu por aparelhos influência de diferentes elementos, em diferentes anos analisados, demonstrando que, em determinados períodos, a temperatura apresentou maior associação com as internações, enquanto em outros essa relação foi mais evidente com a precipitação e a umidade relativa do ar, evidenciando que podem ser múltiplas as variáveis que podem influenciar na saúde das pessoas. Dessa forma, compreender a influência dos elementos climáticos sobre a saúde também implica discutir estratégias de planejamento urbano e de redução da vulnerabilidade socioambiental.

É necessário pensar formas de viabilizar um melhor bem estar para a população, melhorando a qualidade de vida, com investimentos em infraestruturas nas habitações e no

sistema de saúde local. As condições em que as pessoas vivem, ou seja, a questão da vulnerabilidade alinhada às questões climáticas pode proporcionar enfermidades de grau irreversível e desastres de grande importância (Souza; Sant'anna Neto, 2008).

Essas discussões contribuíram para fortalecer o campo da Geografia da Saúde, ampliando os referenciais teóricos e metodológicos utilizados na compreensão das relações entre ambiente, clima e saúde humana. Nesse sentido, Santos *et al.* (2016) afirmam que, nos últimos anos, ocorreu um expressivo avanço metodológico e conceitual na disciplina. A relação entre sociedade e natureza, materializada no espaço sobre o qual a Geografia debruça seus olhares, guarda estreitos laços com a epidemiologia, o que viabiliza o desenvolvimento de pesquisas em diversas escalas cartográficas e analíticas.

Dentro desse avanço teórico da Geografia da Saúde, a paisagem passa a assumir papel central nas análises epidemiológicas, uma vez que expressa materialmente as interações entre sociedade e natureza, pois muitas variáveis ganham dinâmicas e podem encontrar barreiras ou mecanismos de impulsão para a dispersão dos patógenos, agentes hospedeiros ou vetores. Vários elementos podem agir como barreiras ou como trampolins para a dispersão de patógenos, hospedeiros ou vetores. Como a interferência humana tem acontecido de forma acelerada no meio, algumas linhas de pensamento como a teoria dos focos naturais, ganham um caráter antiquado, visto que quase não existem meios naturais, que não sofreram interferência nenhuma.

A relação entre homem e natureza, expressa por meio da paisagem, incorpora a historicidade de cada espaço e as dinâmicas sociais que o constituem. As transformações resultantes dessa interação, intensificadas ao longo dos diferentes contextos históricos, repercutem diretamente sobre as condições ambientais e, consequentemente, sobre a saúde da população. Nesse sentido, compreender a paisagem torna-se fundamental para analisar a influência das ações antrópicas na dinâmica climática e na ocorrência de agravos à saúde.

Nesse contexto, campos como a Epidemiologia e a Geografia da Saúde passaram por importantes avanços teóricos e metodológicos, ampliando as possibilidades de investigação das relações entre ambiente e saúde. Embora algumas pesquisas ainda adotem abordagens tradicionais, Santos *et al.* (2016) e Confalonieri (2005) destacam que a incorporação de novos referenciais e métodos tem proporcionado análises mais abrangentes das variáveis envolvidas.

Dessa forma, a Geografia consolida-se como um campo científico capaz de compreender como as transformações da paisagem, intensificadas pelo processo de ocupação e produção do espaço, influenciam a qualidade de vida e a saúde das populações.

Capítulo 2

Discussão dos Resultados: Análise Comparativa dos Diferentes Tipos Climáticos de Minas Gerais e a Sazonalidade das Doenças.

Introdução

Após a análise individual das quatro áreas climáticas, este capítulo avança para uma etapa fundamental da investigação: a comparação integrada entre os diferentes contextos ambientais e epidemiológicos estudados. A leitura isolada de cada área permitiu reconhecer suas particularidades internas, como padrões sazonais, tendências temporais, variações residuais, desempenho dos modelos e mudanças observadas durante o período pandêmico. No entanto, é na comparação conjunta que essas informações ganham maior força interpretativa, pois passam a revelar contrastes, aproximações e desigualdades entre os territórios analisados.

A proposta deste capítulo é compreender de que maneira as quatro áreas se comportam quando observadas lado a lado. Para isso, são examinadas variáveis climáticas, como pluviosidade e temperatura, juntamente com indicadores de internações por doenças respiratórias, distribuição etária, principais grupos diagnósticos e relações estatísticas entre os fatores analisados. Essa abordagem permite ultrapassar uma leitura puramente descritiva dos dados, direcionando a análise para a identificação de padrões territoriais mais amplos e de possíveis diferenças na vulnerabilidade das populações expostas a distintos tipos climáticos.

Um aspecto central desta etapa é a distinção entre número absoluto de internações e taxa de internações por 1.000 habitantes. Enquanto os valores absolutos expressam a magnitude da demanda hospitalar e ajudam a reconhecer áreas com maior volume de registros, as taxas padronizadas permitem comparações mais proporcionais entre regiões com tamanhos populacionais distintos. Essa diferenciação é essencial para evitar interpretações equivocadas e para compreender se determinado comportamento reflete maior carga assistencial, maior risco relativo ou apenas diferenças no tamanho da população observada.

Ao reunir os resultados das quatro áreas em uma perspectiva comparativa, este capítulo busca evidenciar não apenas onde as internações foram mais frequentes, mas também quando elas se intensificaram, em quais faixas etárias se concentraram, quais grupos de doenças respiratórias tiveram maior participação e como esses padrões se relacionaram com as condições climáticas. Dessa forma, a comparação entre as áreas permite ampliar a compreensão sobre a dinâmica das internações respiratórias, destacando a importância de

considerar simultaneamente fatores ambientais, temporais e populacionais na interpretação dos resultados.

Assim, este capítulo representa uma síntese analítica do estudo. Mais do que apresentar gráficos comparativos, ele organiza os achados em uma narrativa capaz de mostrar como diferentes contextos climáticos podem estar associados a comportamentos distintos das internações por doenças respiratórias. Essa leitura integrada contribui para fortalecer a interpretação dos resultados, oferecendo uma visão mais ampla, crítica e territorializada do fenômeno investigado.

2.1 Caracterização climática comparativa das quatro áreas.

A Figura 14 apresenta a sazonalidade mensal da pluviosidade média nas quatro áreas climáticas analisadas, permitindo observar como a distribuição das chuvas varia ao longo do ano em cada contexto territorial. De modo geral, nota-se um padrão sazonal bem definido, com maiores volumes de precipitação concentrados entre os meses de outubro e março, enquanto os menores valores ocorrem principalmente entre maio e setembro. Essa organização evidencia a presença de uma estação chuvosa e de uma estação seca relativamente marcadas, ainda que com diferenças importantes entre as áreas.

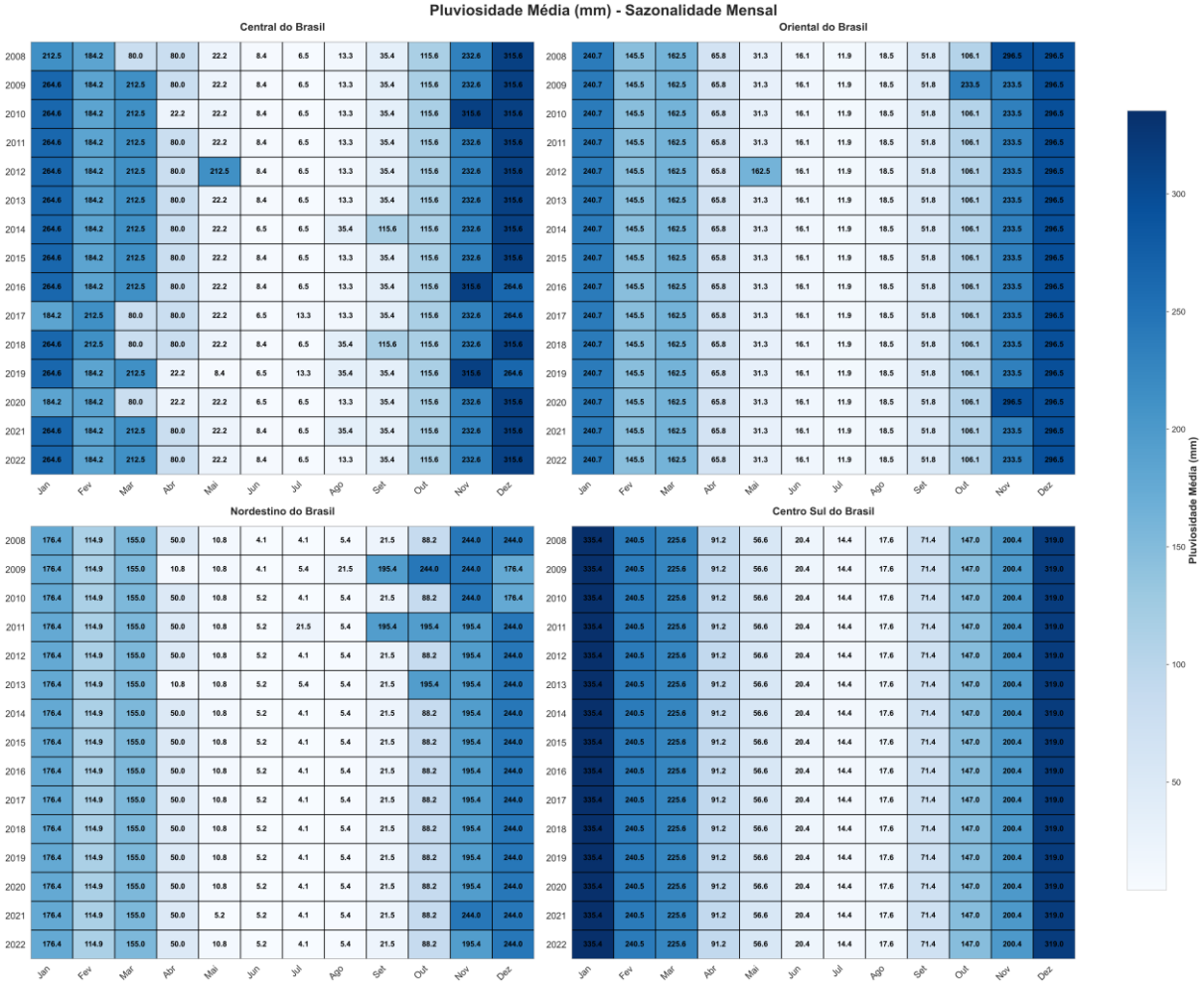
Entre as quatro áreas, a Área 3 se destaca pelos maiores valores médios de pluviosidade em praticamente todos os meses, sobretudo no verão, quando os volumes mensais se tornam mais expressivos. Esse comportamento indica uma maior disponibilidade hídrica nessa área durante o período chuvoso, diferenciando-a das demais. A Área 1 também apresenta aumento relevante da precipitação nos meses de maior chuva, mas com valores inferiores aos observados na Área 3. Já as Áreas 2 e 4 demonstram comportamento mais moderado, com volumes médios menores ao longo do ano e variações sazonais menos intensas.

A comparação mensal mostra que as diferenças entre as áreas se tornam mais evidentes justamente nos meses chuvosos. Em janeiro, fevereiro, novembro e dezembro, por exemplo, há maior separação entre as curvas, indicando que o período de maior precipitação acentua os contrastes climáticos regionais. Nos meses secos, por outro lado, as linhas se aproximam, especialmente entre junho e agosto, quando todas as áreas apresentam baixos volumes de chuva. Esse padrão sugere que a estação seca é relativamente comum às quatro áreas, enquanto a estação chuvosa expressa melhor as particularidades de cada tipo climático. Assim, a Figura 14 estabelece a base climática inicial para a análise comparativa do capítulo.

Ao demonstrar que as áreas não apresentam a mesma intensidade pluviométrica nem o mesmo grau de sazonalidade, o gráfico reforça a importância de considerar o contexto ambiental na interpretação das internações por doenças respiratórias.

A variação mensal da chuva pode influenciar condições de umidade, circulação de partículas, exposição a agentes ambientais e comportamento sazonal de agravos respiratórios, tornando a pluviosidade um elemento relevante para compreender as diferenças observadas entre as áreas ao longo do estudo.

Figura 14. Sazonalidade mensal da pluviosidade média nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.

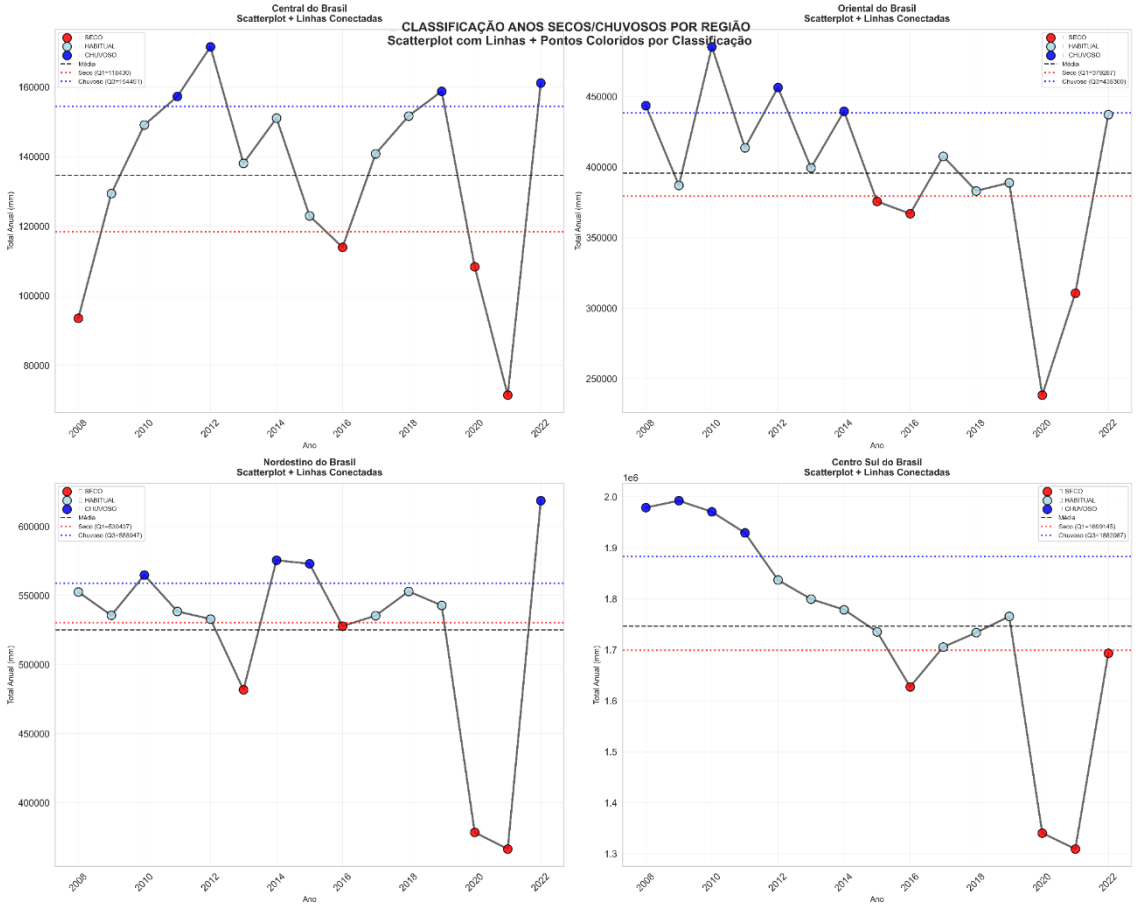


Fonte: INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

A Figura 15 apresenta a classificação dos anos secos e chuvosos nas quatro áreas climáticas, considerando o período de 2008 a 2022. Após a análise da sazonalidade mensal da pluviosidade, esta figura amplia a leitura para a escala anual, permitindo identificar em quais anos a precipitação acumulada se afastou do comportamento considerado habitual em

cada área. Dessa forma, o gráfico contribui para diferenciar não apenas os meses mais chuvosos ou secos, mas também os anos em que as condições pluviométricas foram mais extremas.

Figura 15. Classificação dos anos secos e chuvosos nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

Observa-se que as quatro áreas apresentaram alternância entre anos classificados como secos, habituais e chuvosos, o que indica variabilidade interanual importante da precipitação. Essa oscilação mostra que o regime de chuvas não se manteve constante ao longo da série, havendo anos em que determinadas áreas registraram redução expressiva da pluviosidade e outros em que os acumulados anuais foram mais elevados. Essa diferença entre anos é relevante porque mudanças na disponibilidade de chuva podem alterar condições ambientais associadas à umidade, à qualidade do ar e à exposição a agentes que influenciam agravos respiratórios.

A comparação entre as áreas também evidencia que a classificação pluviométrica

não ocorre de forma idêntica em todo o território estudado. Em alguns anos, uma área pode ser classificada como chuvosa, enquanto outra permanece em condição habitual ou seca. Esse comportamento reforça a existência de diferenças climáticas regionais e mostra que os eventos de maior ou menor pluviosidade não atingem todas as áreas com a mesma intensidade. Assim, a análise anual complementa a leitura mensal apresentada anteriormente, pois revela que a variabilidade climática se manifesta tanto dentro do ano quanto entre anos consecutivos.

De modo geral, a Figura 15 demonstra que a dinâmica pluviométrica das quatro áreas é marcada por heterogeneidade temporal e espacial. Essa informação é importante para a sequência do capítulo, pois ajuda a contextualizar possíveis diferenças nos padrões de internações por doenças respiratórias. Ao identificar anos mais secos ou mais chuvosos, torna-se possível interpretar com maior cuidado os períodos em que as internações se intensificam, considerando que a resposta em saúde pode variar conforme as condições climáticas predominantes em cada área.

A Figura 16 apresenta a evolução anual da precipitação total nas quatro áreas climáticas, associando os acumulados de chuva à classificação pluviométrica de cada ano entre 2008 e 2022. Em continuidade à figura anterior, que classificou os anos segundo condições secas, habituais ou chuvosas, este gráfico permite observar com maior clareza a variação dos volumes anuais de precipitação e a forma como esses valores se distribuem ao longo da série histórica. Assim, a análise passa de uma leitura classificatória para uma interpretação mais detalhada da intensidade das chuvas em cada ano.

De modo geral, observa-se que a precipitação anual não se comportou de maneira uniforme ao longo do período analisado. Há anos com volumes mais elevados, indicando maior disponibilidade hídrica, e anos com redução expressiva dos acumulados, caracterizando condições mais secas. Essa oscilação reforça a existência de variabilidade climática interanual, aspecto importante para compreender o contexto ambiental em que ocorreram as internações por doenças respiratórias. Além disso, a presença de anos classificados em diferentes categorias demonstra que a dinâmica pluviométrica das áreas estudadas não pode ser interpretada apenas por médias mensais, pois os acumulados anuais também revelam diferenças relevantes.

A comparação entre as quatro áreas evidencia que os padrões de precipitação total apresentam semelhanças em alguns anos, mas também contrastes importantes. Em determinados períodos, algumas áreas registram aumento mais expressivo da chuva, enquanto outras permanecem em níveis mais moderados. Essa diferença mostra que os

eventos pluviométricos não se distribuem de forma homogênea no conjunto das áreas climáticas, reforçando a necessidade de uma análise territorial. Desse modo, a classificação anual auxilia na identificação de anos potencialmente mais críticos do ponto de vista ambiental, seja pelo excesso, seja pela escassez de chuva.

Figura 16. Evolução anual da precipitação total e classificação pluviométrica nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.

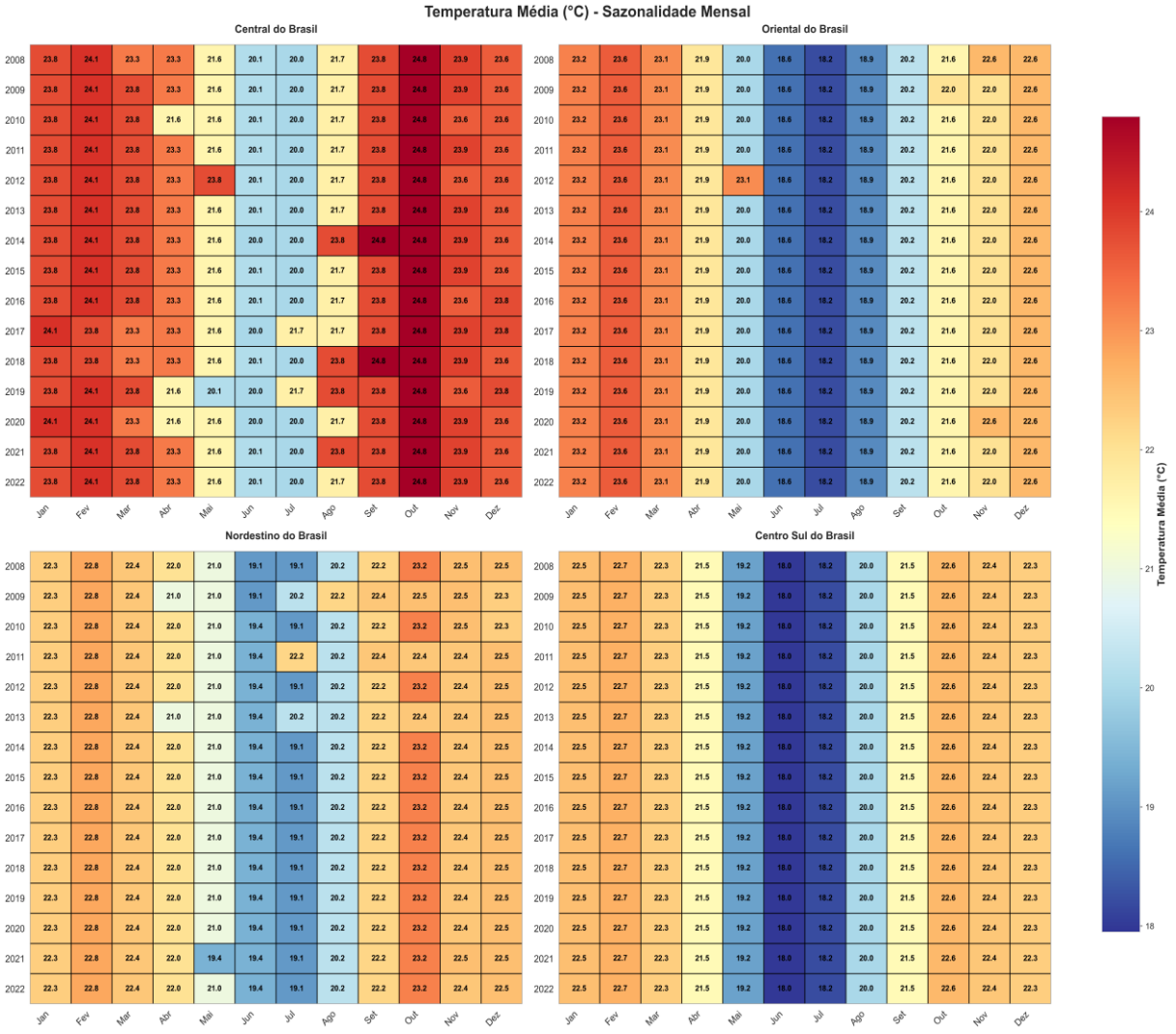


Fonte: INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

Portanto, a Figura 16 complementa a leitura da sazonalidade mensal e da classificação dos anos secos e chuvosos, consolidando a caracterização pluviométrica comparativa das quatro áreas. Ao evidenciar a alternância entre anos de maior e menor precipitação, o gráfico contribui para contextualizar as análises posteriores sobre internações respiratórias. Essa contextualização é relevante porque mudanças no regime de chuvas podem influenciar condições de umidade, exposição ambiental e circulação de agentes associados a agravos respiratórios, elementos que devem ser considerados na interpretação dos padrões de saúde observados ao longo do estudo.

A Figura 17 apresenta a sazonalidade mensal da temperatura média nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Após a análise da pluviosidade, a inclusão da temperatura permite ampliar a caracterização ambiental do território estudado, pois esses dois elementos climáticos atuam de forma conjunta na configuração das condições atmosféricas. O gráfico mostra que as quatro áreas seguem um padrão sazonal semelhante, com temperaturas mais elevadas nos meses de verão e redução gradual durante o outono e o inverno.

Figura 17. Sazonalidade mensal da temperatura média nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

De modo geral, observa-se aumento das temperaturas médias entre outubro e março, período em que os valores se mantêm mais altos nas quatro áreas. Em contrapartida, os menores registros ocorrem principalmente entre junho e agosto, indicando o efeito da

sazonalidade térmica ao longo do ano. Esse comportamento reforça a presença de um ciclo anual bem definido, no qual os meses mais quentes coincidem, em grande parte, com o período de maior pluviosidade apresentado nas figuras anteriores.

Apesar da semelhança no formato das curvas, há diferenças importantes entre as áreas. Algumas mantêm temperaturas médias mais elevadas durante praticamente todo o ano, enquanto outras apresentam valores mais baixos, sobretudo nos meses de inverno. Essa separação entre as curvas indica que, embora o padrão sazonal seja comum, a intensidade térmica varia entre os contextos climáticos. Assim, a comparação não se limita à identificação de meses mais quentes ou frios, mas também permite reconhecer quais áreas permanecem sob maior ou menor exposição térmica ao longo da série.

A Figura 17, portanto, complementa a leitura pluviométrica ao demonstrar que as áreas climáticas diferem não apenas quanto ao regime de chuvas, mas também quanto ao comportamento da temperatura média. Essa informação é relevante para a interpretação das internações respiratórias, pois variações térmicas podem influenciar a exposição da população a condições ambientais desfavoráveis, especialmente quando associadas a períodos secos, maior amplitude térmica ou mudanças sazonais mais marcadas. Dessa forma, a temperatura passa a compor, junto com a pluviosidade, a base climática necessária para compreender os contrastes observados entre as quatro áreas.

Figura 18 apresenta a relação entre temperatura média e pluviosidade nas quatro áreas climáticas, permitindo observar como essas duas variáveis se associam nos diferentes contextos analisados. Após a descrição separada da sazonalidade das chuvas e da temperatura, este gráfico integra os dois elementos climáticos em uma mesma leitura, oferecendo uma visão mais ampla das condições ambientais que caracterizam cada área. Essa abordagem é importante porque temperatura e pluviosidade não atuam de forma isolada, mas compõem conjuntamente o cenário climático ao qual as populações estão expostas.

De modo geral, observa-se que as áreas apresentam padrões distintos de associação entre temperatura e pluviosidade. Algumas concentram pontos em faixas de maior temperatura e maior volume de chuva, enquanto outras se distribuem em intervalos mais moderados ou apresentam menor variação pluviométrica. Essa diferença indica que cada área possui uma combinação própria entre aquecimento e disponibilidade de chuva, reforçando a heterogeneidade climática do território estudado. A presença de linhas de tendência auxilia na visualização dessas relações, mostrando se o aumento da temperatura ocorre acompanhado de maior ou menor pluviosidade em cada contexto.

A comparação entre as áreas demonstra que a relação temperatura–pluviosidade não segue exatamente o mesmo comportamento em todo o conjunto analisado. Em alguns casos, há tendência de associação positiva, sugerindo que temperaturas mais elevadas podem coincidir com maiores volumes de chuva. Em outros, a relação é mais fraca ou apresenta inclinação diferente, o que aponta para dinâmicas climáticas específicas. Essa variação reforça a importância de não interpretar o território de forma homogênea, pois áreas submetidas a condições térmicas semelhantes podem apresentar regimes pluviométricos distintos, e o inverso também pode ocorrer.

Assim, a Figura 18 encerra a caracterização climática inicial ao mostrar que as quatro áreas se diferenciam não apenas pelos valores médios de temperatura ou pluviosidade, mas também pela forma como essas variáveis se combinam. Esse resultado é relevante para a continuidade do capítulo, pois oferece uma base ambiental para interpretar as análises de internações por doenças respiratórias. Ao considerar simultaneamente calor e chuva, torna-se possível compreender com maior precisão os contrastes entre as áreas e avaliar como diferentes condições climáticas podem estar associadas aos padrões epidemiológicos observados.

Figura 18. Relação entre temperatura média e pluviosidade nas quatro áreas climáticas.



Fonte: INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

2.2 Dinâmica temporal das internações nas quatro áreas climáticas.

Após a caracterização climática das quatro áreas, com destaque para os padrões de pluviosidade, temperatura e suas variações sazonais e interanuais, a análise passa a concentrar-se na dinâmica das internações por doenças respiratórias. Essa transição é importante porque permite relacionar o contexto ambiental previamente descrito com o comportamento temporal do desfecho em saúde investigado. Assim, as diferenças climáticas observadas entre as áreas deixam de ser apenas elementos de caracterização territorial e passam a compor a base interpretativa para compreender possíveis contrastes nas internações ao longo do período estudado.

Neste tópico, serão apresentados gráficos que comparam a evolução anual e mensal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas, bem como suas tendências temporais e a distribuição dos períodos de maior ou menor intensidade por meio da classificação em quartis. Essa sequência permite observar não apenas quais áreas apresentaram maiores taxas, mas também quando ocorreram os principais aumentos, reduções e oscilações. Dessa forma, a análise busca identificar padrões comuns e diferenças específicas entre os territórios, contribuindo para uma leitura integrada da evolução das internações respiratórias entre 2008 e 2022.

A Figura 19 apresenta a evolução anual da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Após a caracterização dos padrões de pluviosidade e temperatura, este gráfico introduz a comparação direta do desfecho em saúde, permitindo observar como as internações respiratórias se distribuíram ao longo do tempo em cada área. A utilização da taxa padronizada é importante porque possibilita comparar os territórios de forma proporcional, reduzindo o efeito das diferenças populacionais entre eles.

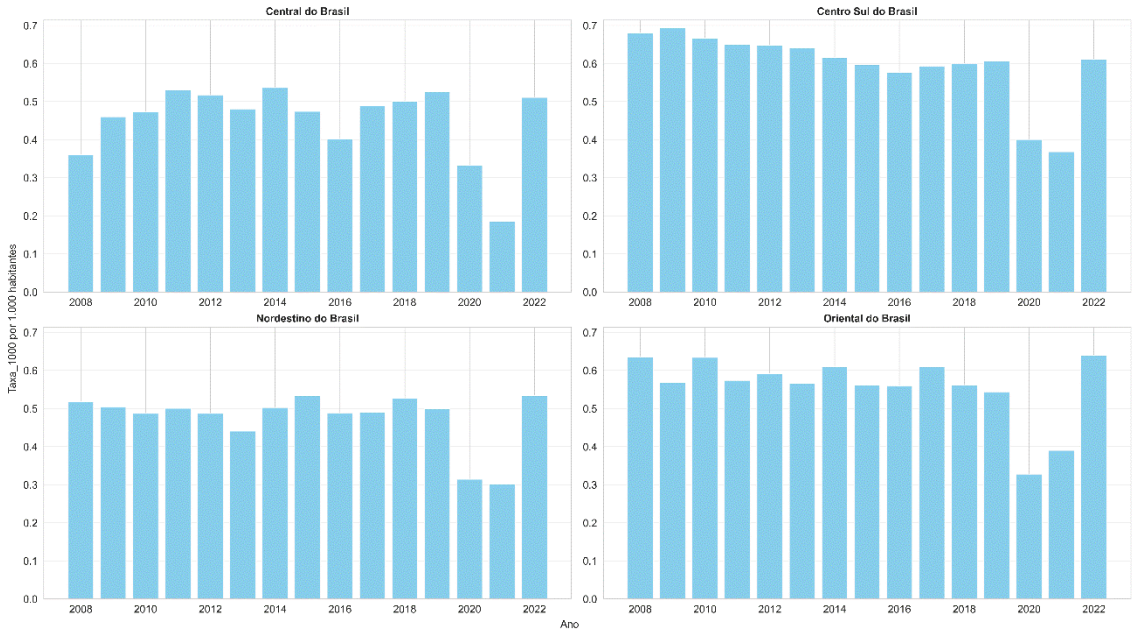
De modo geral, observa-se que as quatro áreas apresentaram oscilações ao longo da série histórica, sem comportamento completamente uniforme entre os territórios. Algumas áreas mantiveram taxas mais elevadas em determinados anos, enquanto outras permaneceram em níveis mais baixos ou apresentaram variações mais discretas. Esse padrão indica que a dinâmica das internações respiratórias não ocorreu de maneira homogênea no conjunto analisado, reforçando a existência de diferenças territoriais importantes.

A comparação anual também permite perceber mudanças no comportamento das séries ao longo do tempo. Em alguns períodos, há aproximação entre as áreas, sugerindo maior semelhança nas taxas observadas. Em outros, as curvas se afastam, evidenciando contrastes mais marcantes. Esses distanciamentos são relevantes porque podem refletir

diferenças nas condições ambientais, na composição populacional, na exposição a fatores de risco ou mesmo na organização dos serviços de saúde em cada área climática.

Outro aspecto importante é a variação observada nos anos mais recentes da série, especialmente no intervalo que inclui o período pandêmico. A alteração no padrão das internações nesse período deve ser interpretada com cautela, pois pode estar relacionada tanto a mudanças na circulação de doenças respiratórias quanto a alterações no acesso aos serviços de saúde e nos critérios de hospitalização. Assim, a Figura 19 mostra que a análise comparativa das taxas anuais constitui uma etapa essencial para compreender como as internações por doenças respiratórias se comportaram nas quatro áreas climáticas ao longo do período estudado.

Figura 19. Taxa anual de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.

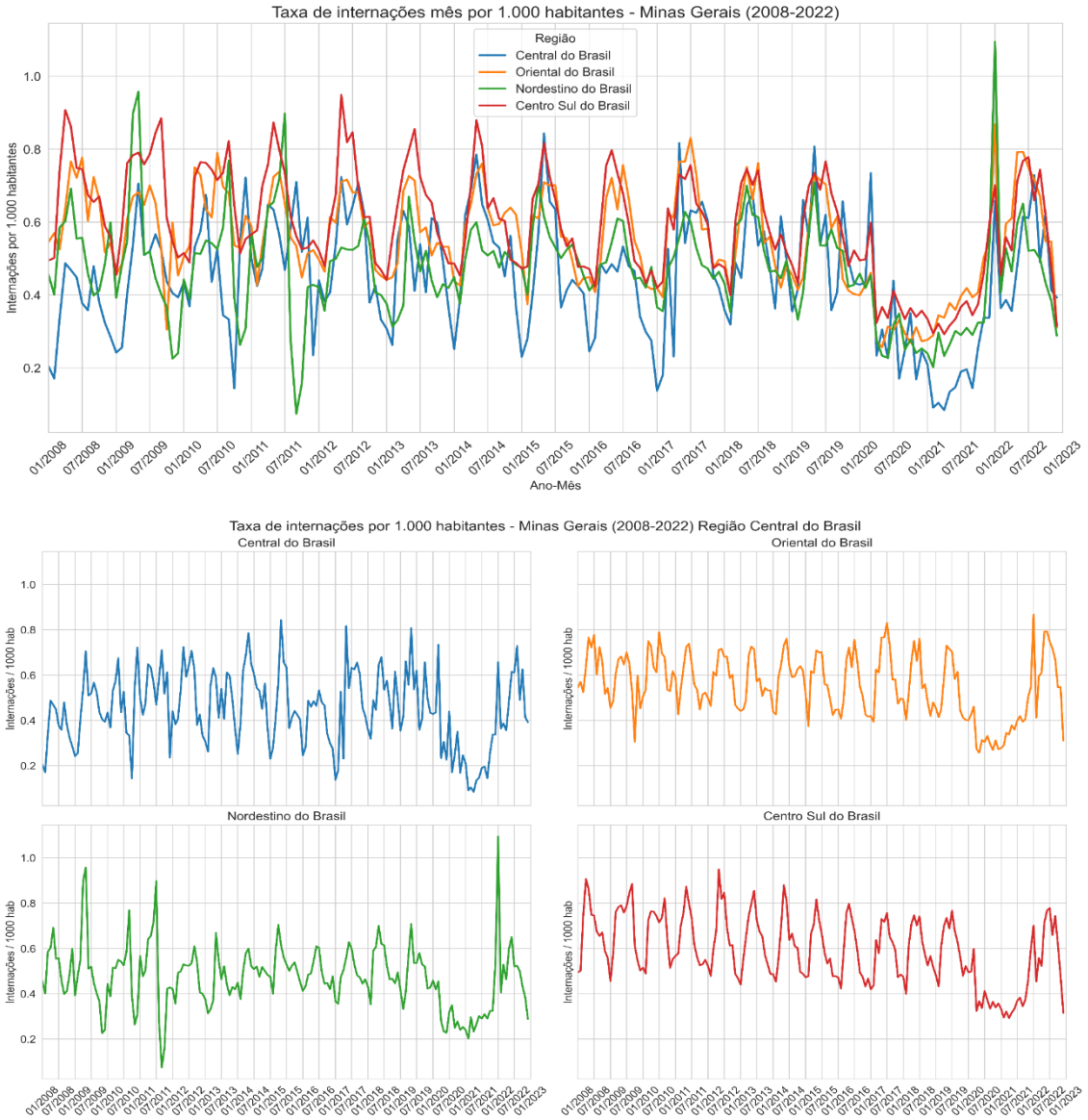


Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A Figura 20 apresenta a comparação mensal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Enquanto a figura anterior permitiu observar a evolução anual do indicador, este gráfico aprofunda a análise ao mostrar a variação mês a mês, evidenciando com maior detalhe os momentos de elevação, redução e oscilação das internações respiratórias. Essa mudança de escala é importante porque determinados padrões podem não aparecer de forma clara na análise anual, mas tornam-se mais visíveis quando a série é observada mensalmente.

De modo geral, nota-se que as quatro áreas apresentam comportamento bastante variável ao longo do período, com alternância entre meses de maior e menor intensidade. Essa oscilação indica que as internações respiratórias possuem dinâmica temporal sensível a mudanças sazonais e contextuais, podendo responder a variações climáticas, circulação de agentes respiratórios, condições ambientais e outros fatores associados à exposição da população. Apesar de algumas semelhanças no movimento geral das séries, as áreas não apresentam exatamente o mesmo padrão, o que reforça a existência de diferenças territoriais na distribuição das internações.

Figura 20. Comparação mensal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A comparação direta entre as curvas permite identificar períodos em que as áreas se aproximam e outros em que se distanciam de forma mais evidente. Nos momentos de maior afastamento, observa-se que determinadas áreas apresentam taxas mais elevadas, enquanto outras permanecem em níveis mais baixos, sugerindo desigualdade na intensidade do fenômeno entre os contextos climáticos. Além disso, a presença de picos mensais demonstra que a análise das médias anuais, embora importante, pode suavizar eventos pontuais relevantes. Portanto, a leitura mensal contribui para reconhecer episódios específicos de aumento das internações que poderiam ser menos perceptíveis em uma escala temporal mais agregada.

A Figura 20 também ajuda a contextualizar o impacto do período pandêmico dentro da série temporal. A partir de 2020, observa-se alteração no comportamento das internações, com mudanças que devem ser interpretadas considerando tanto a dinâmica das doenças respiratórias quanto possíveis modificações no acesso aos serviços de saúde, nas práticas de hospitalização e na circulação de outros agentes infecciosos. Assim, a comparação mensal amplia a compreensão da evolução das internações nas quatro áreas e prepara a análise seguinte, voltada à identificação das tendências temporais gerais do indicador ao longo do período estudado.

A Figura 21 apresenta a tendência temporal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Após a análise da variação mensal, marcada por oscilações e picos pontuais, esta figura permite observar o comportamento mais suavizado das séries, destacando a direção geral das internações ao longo do período. Essa abordagem é importante porque a tendência ajuda a distinguir movimentos estruturais de longo prazo das variações mensais mais irregulares.

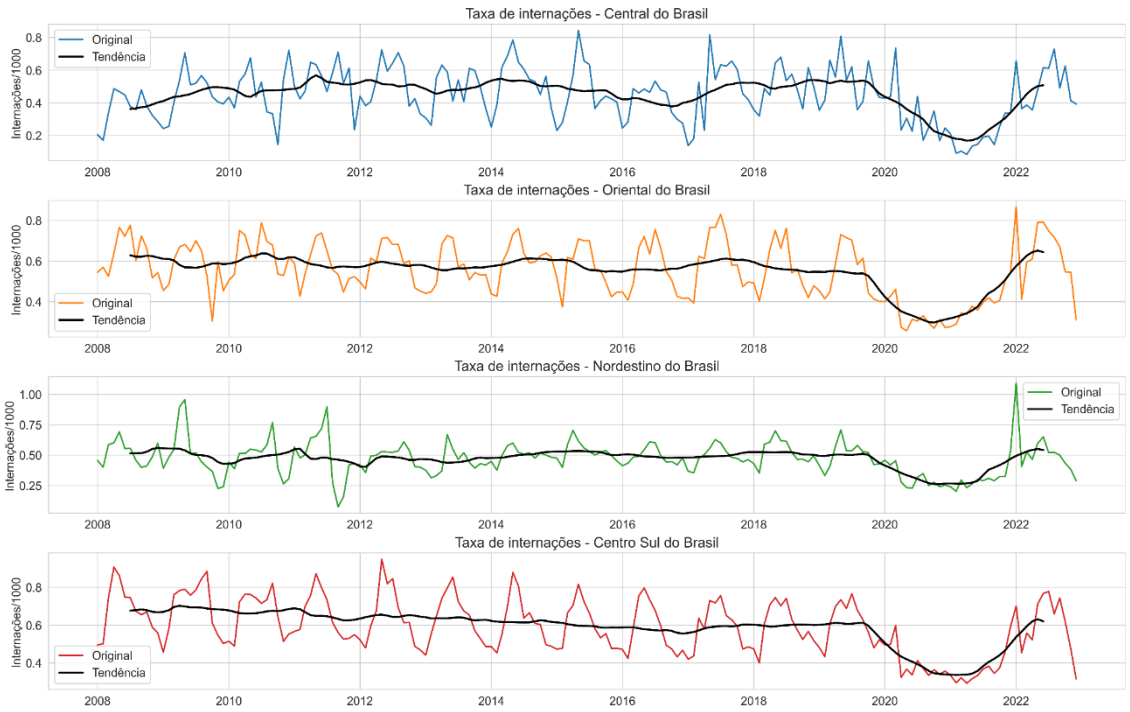
De modo geral, observa-se que as quatro áreas não seguiram exatamente a mesma trajetória temporal. Algumas apresentaram períodos de elevação mais evidentes, enquanto outras demonstraram comportamento mais estável ou com reduções em determinados intervalos. Essa diferença indica que a evolução das internações respiratórias não foi uniforme entre os territórios, reforçando que cada área possui dinâmica própria. A comparação das tendências permite, portanto, identificar quais áreas tiveram maior persistência de crescimento, estabilidade ou queda no indicador ao longo da série histórica.

Outro aspecto relevante é que a tendência suavizada contribui para interpretar com maior clareza os efeitos de mudanças mais amplas no período analisado. Em especial, os anos próximos à pandemia devem ser observados com cautela, pois podem refletir tanto

alterações reais na ocorrência de internações quanto mudanças no acesso aos serviços de saúde, na circulação de doenças respiratórias e nos critérios de hospitalização. Nesse sentido, a figura não apenas resume o comportamento temporal das áreas, mas também evidencia possíveis rupturas ou inflexões que não seriam tão facilmente percebidas apenas pela análise mensal.

Assim, a Figura 21 complementa as figuras anteriores ao oferecer uma leitura mais sintética da evolução das internações nas quatro áreas climáticas. Enquanto a análise mensal mostra a intensidade das oscilações, a tendência temporal permite compreender a direção predominante do fenômeno. Essa combinação fortalece a interpretação comparativa do capítulo, pois mostra que as diferenças entre as áreas não se limitam a episódios isolados, mas também se expressam em trajetórias distintas ao longo de todo o período estudado.

Figura 21. Tendência temporal da taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.

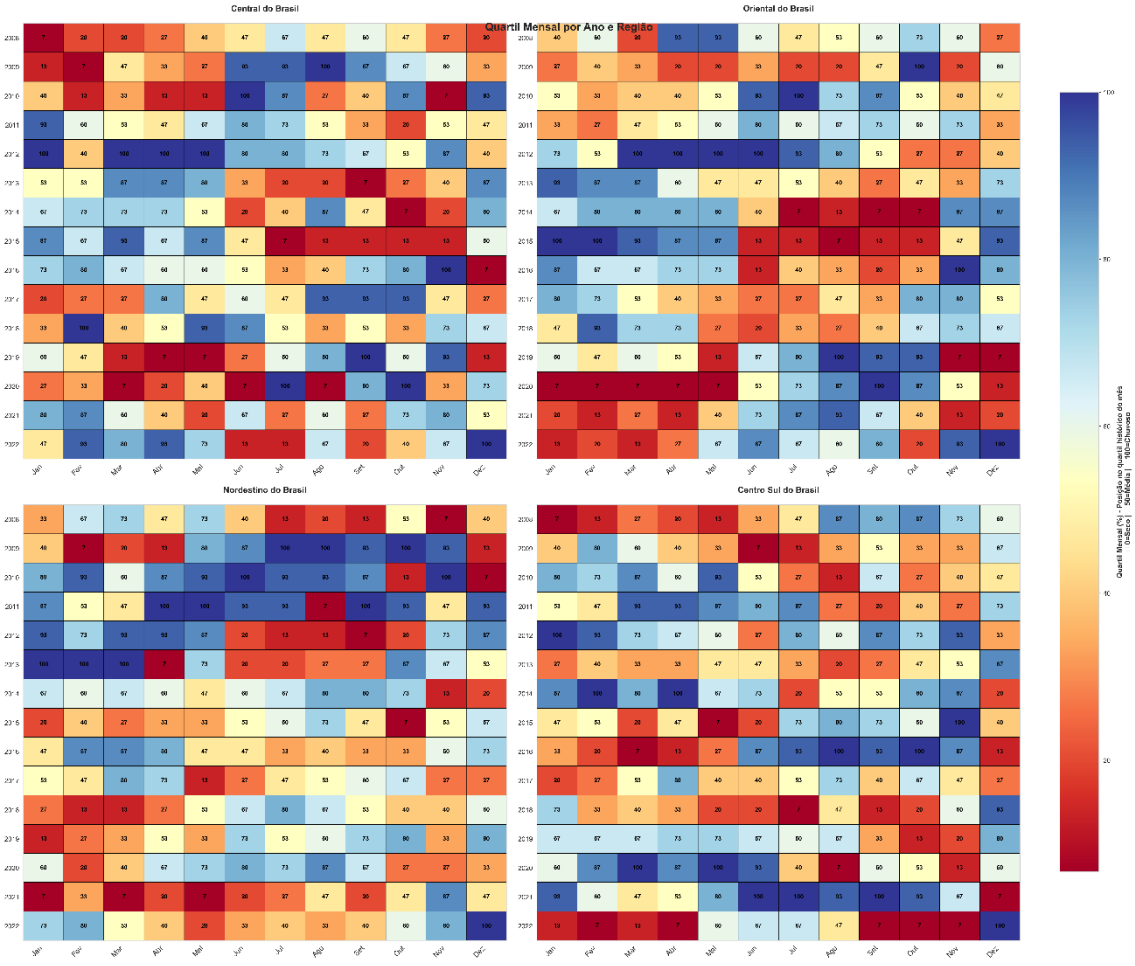


Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A Figura 22 apresenta a classificação mensal das taxas de internações por doenças respiratórias em quartis para as quatro áreas climáticas de Minas Gerais entre 2008 e 2022. Diferentemente dos gráficos anteriores, que mostram os valores absolutos ou as taxas anuais de internação, esta representação não tem como objetivo indicar quantas internações

ocorreram em determinado mês, mas sim demonstrar a posição relativa de cada mês dentro da distribuição anual das internações de cada área climática.

Figura 22. Classificação mensal em quartis da taxa de internações nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Para construir essa classificação, as taxas mensais foram ordenadas segundo sua magnitude e divididas em quartis. Os meses representados em tons avermelhados correspondem aos menores valores observados naquele ano (primeiro quartil), enquanto os tons azulados representam os meses pertencentes ao quarto quartil, isto é, aqueles em que as taxas de internação estiveram entre as mais elevadas do respectivo ano. Assim, o mapa permite identificar a sazonalidade das internações independentemente da intensidade absoluta registrada em cada período.

Essa forma de representação é particularmente importante em estudos geográficos do clima, pois evidencia o ritmo anual do adoecimento. Em vez de comparar apenas volumes de

internações, o gráfico permite observar em que momento do ano cada tipo climático tende a concentrar seus períodos de maior vulnerabilidade, revelando diferenças sazonais entre os territórios.

Na Área 1 (Tipo Climático Oriental do Brasil) observa-se um padrão relativamente consistente de concentração dos maiores quartis entre os meses de julho e outubro em boa parte da série histórica, embora ocorram pequenas variações entre os anos. Essa distribuição coincide com o período de estiagem característico dessa região de Minas Gerais, quando ocorre redução da precipitação, diminuição da umidade do ar e maior amplitude térmica diária. Essas condições favorecem tanto a permanência de partículas em suspensão quanto o agravamento de doenças respiratórias preexistentes, especialmente entre crianças e idosos, grupos mais suscetíveis às oscilações atmosféricas.

Na Área 2 (Tipo Climático Centro-Sul do Brasil) o comportamento sazonal apresenta ainda maior regularidade. Os meses de inverno e início da primavera aparecem repetidamente classificados nos quartis superiores, indicando que a maior frequência relativa das internações acompanha o período de temperaturas mais baixas e da atuação mais frequente de massas de ar frio provenientes do sul do continente. Esse comportamento é coerente com a climatologia regional, marcada por invernos mais rigorosos quando comparados às demais áreas estudadas, favorecendo maior circulação de vírus respiratórios e aumento dos episódios de agravamento clínico.

A Área 3 (Tipo Climático Nordestino do Brasil) apresenta um padrão distinto das duas áreas anteriores. Embora existam anos em que os maiores quartis também se concentrem durante a estação seca, observa-se maior alternância entre os meses classificados como críticos. Essa variabilidade pode estar relacionada à irregularidade do regime pluviométrico característico do norte e nordeste mineiro, onde a duração das estações seca e chuvosa apresenta maior variabilidade interanual. Dessa forma, o momento de maior incidência relativa das internações nem sempre coincide exatamente com os mesmos meses, refletindo uma dinâmica climática mais variável e menos rígida do que aquela observada nas áreas Centro-Sul e Oriental.

Na Área 4 (Tipo Climático Central do Brasil) percebe-se uma distribuição intermediária entre os padrões observados nas demais regiões. Embora exista predominância de quartis elevados entre os meses secos do inverno, alguns anos apresentam deslocamentos desse período de maior incidência para meses adjacentes, sugerindo influência tanto das condições atmosféricas quanto das variações na intensidade das estações seca e chuvosa. Essa

flexibilidade sazonal é compatível com a posição de transição climática ocupada por essa área dentro do estado de Minas Gerais.

Quando analisadas conjuntamente, as quatro áreas demonstram que a sazonalidade das doenças respiratórias acompanha, de forma geral, o ritmo climático regional, mas não ocorre de maneira uniforme em todo o estado. Cada tipo climático apresenta um calendário próprio de maior vulnerabilidade, determinado pela combinação entre temperatura, precipitação, umidade do ar e dinâmica das massas de ar atuantes em cada porção do território. Essa diferenciação espacial reforça que o clima atua como um condicionante importante da distribuição temporal das internações, embora sua influência ocorra em interação com fatores sociais, demográficos e epidemiológicos.

A análise dos anos de 2020 e 2021 evidencia ainda uma ruptura parcial desse comportamento sazonal. Em diversas áreas, meses tradicionalmente classificados entre os quartis superiores passaram a ocupar posições inferiores, enquanto outros meses assumiram maior relevância relativa. Essa reorganização temporal coincide com o período da pandemia de COVID-19, quando medidas de distanciamento social, uso de máscaras, interrupção das atividades escolares e alterações na procura por serviços de saúde modificaram a circulação dos vírus respiratórios tradicionais. Assim, a pandemia não alterou apenas a quantidade de internações, mas também o próprio calendário sazonal do adoecimento respiratório observado ao longo da série histórica.

Por fim, essa figura evidencia que a classificação em quartis constitui uma ferramenta para identificar o ritmo geográfico das internações. Enquanto as figuras anteriores responderam quanto cada área internou, esta representação permite compreender quando essas internações tendem a se concentrar dentro de cada ano. Sob essa perspectiva, o gráfico reforça que a relação entre clima e saúde deve ser interpretada não apenas pela intensidade dos eventos, mas também pela organização temporal que cada tipo climático imprime ao processo de adoecimento respiratório em Minas Gerais.

2.3 Perfil etário das internações nas quatro áreas climáticas

Após a análise da dinâmica temporal das internações, este tópico direciona a atenção para o perfil etário dos indivíduos internados por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas. Essa etapa é fundamental porque a distribuição das internações ao longo do tempo não revela, sozinha, quais grupos populacionais foram mais afetados. Ao incorporar a idade

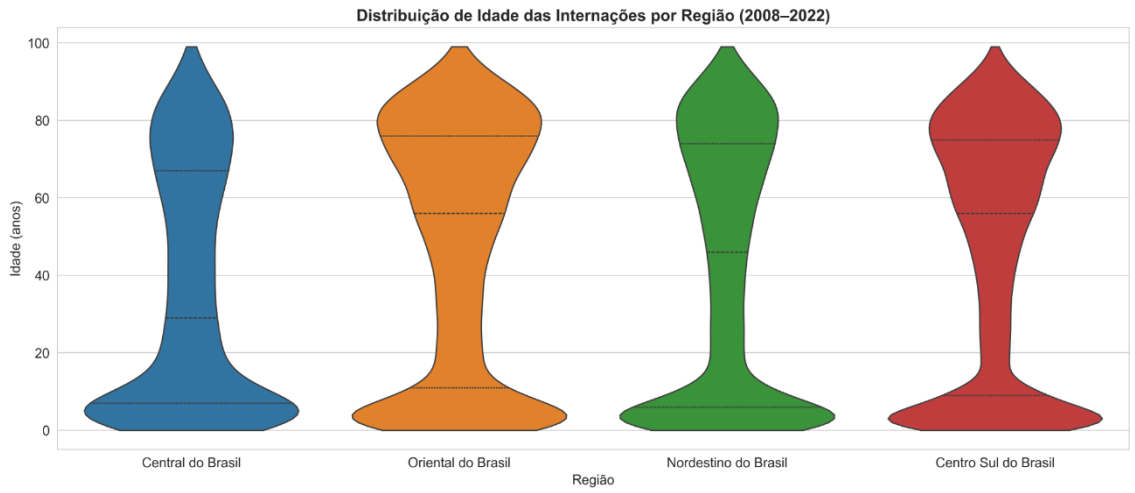
na análise, torna-se possível compreender melhor a composição dos registros hospitalares e identificar faixas etárias potencialmente mais vulneráveis.

Neste bloco, serão analisadas a distribuição das internações por idade, o acumulado de registros ao longo das faixas etárias e a proporção acumulada entre as quatro áreas. Essa sequência permite observar tanto o volume absoluto de internações em cada idade quanto a participação relativa desses grupos no conjunto dos registros. Dessa forma, a análise etária complementa a leitura temporal anterior e contribui para uma interpretação mais detalhada das diferenças entre os territórios estudados.

A Figura 23 apresenta a distribuição etária das internações nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Após a análise da dinâmica temporal, a atenção passa a se concentrar no perfil dos indivíduos internados, permitindo observar como as internações por doenças respiratórias se distribuem segundo a idade. Essa mudança de enfoque é importante porque a ocorrência de internações não depende apenas do período ou da área analisada, mas também da composição etária da população afetada.

De modo geral, observa-se que as internações se concentram em determinados grupos de idade, com destaque para faixas etárias mais vulneráveis. A presença de maior frequência em idades específicas sugere que o risco de hospitalização por doenças respiratórias não é distribuído de maneira uniforme ao longo da vida. Crianças, adultos mais velhos e idosos tendem a apresentar maior sensibilidade a agravos respiratórios, seja por características biológicas, condições pré-existentes, exposição ambiental ou maior fragilidade diante de infecções e variações climáticas.

Figura 23. Distribuição etária das internações nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



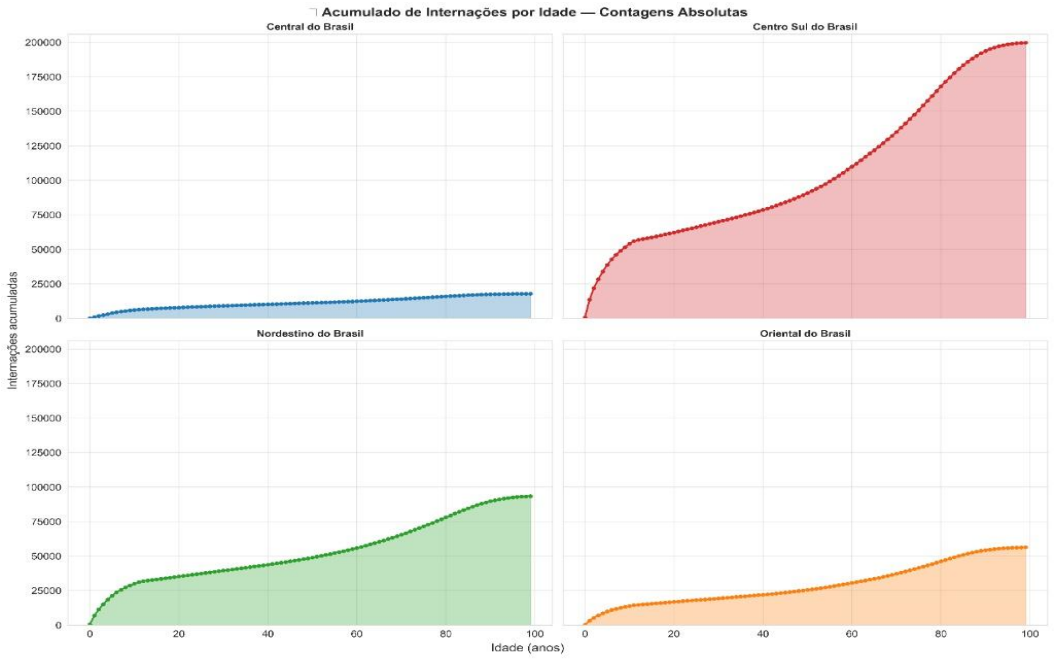
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A comparação entre as quatro áreas permite identificar semelhanças no formato geral das distribuições, mas também diferenças na intensidade e na concentração das internações por idade. Algumas áreas apresentam maior dispersão etária, indicando internações distribuídas em uma faixa mais ampla da população, enquanto outras mostram concentração mais evidente em grupos específicos. Esse comportamento reforça que o perfil etário das internações pode variar conforme o contexto territorial, climático e populacional de cada área.

Portanto, a Figura 23 inaugura uma etapa importante da análise comparativa, ao mostrar que a idade é um elemento essencial para compreender a distribuição das internações respiratórias. Em conjunto com as figuras temporais anteriores, essa leitura permite ampliar a interpretação do fenômeno, indicando não apenas quando e onde as internações ocorreram com maior intensidade, mas também quais grupos etários estiveram mais representados nos registros hospitalares ao longo do período estudado.

A Figura 24 apresenta o acumulado de internações por idade nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Em continuidade à análise da distribuição etária, este gráfico permite observar o volume total de registros acumulados em cada idade, evidenciando quais grupos concentraram maior número de internações ao longo do período estudado. Essa leitura é importante porque mostra, de forma mais direta, a contribuição de cada faixa etária para o total de internações respiratórias nas diferentes áreas.

Figura 24. Acumulado de internações por idade nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

De modo geral, observa-se que o acumulado de internações não se distribui de maneira uniforme ao longo das idades. Há maior concentração em determinados grupos etários, indicando que algumas fases da vida estiveram mais representadas nos registros hospitalares. Esse comportamento reforça a importância da idade como componente central na análise das internações por doenças respiratórias, uma vez que a vulnerabilidade ao adoecimento e à hospitalização pode variar conforme características biológicas, condições de saúde prévias e capacidade de resposta do organismo.

A comparação entre as quatro áreas permite identificar diferenças no volume acumulado de internações por idade. Algumas áreas apresentam maior concentração de registros em determinadas faixas etárias, enquanto outras mostram distribuição mais diluída ao longo da idade. Essa diferença sugere que, além das condições climáticas e temporais já discutidas, a composição etária das internações também varia entre os territórios. Assim, o gráfico contribui para compreender se os padrões observados anteriormente estão associados apenas à intensidade temporal das internações ou também à maior participação de grupos etários específicos.

Portanto, a Figura 24 complementa a análise do perfil etário ao destacar o peso acumulado de cada idade no conjunto das internações respiratórias. Essa perspectiva é útil porque permite reconhecer quais grupos populacionais concentraram maior carga hospitalar ao longo da série histórica. Em conjunto com a figura anterior, o gráfico reforça que a interpretação das diferenças entre as áreas deve considerar não apenas quando as internações ocorreram e em qual intensidade, mas também quais idades contribuíram de forma mais expressiva para esse padrão.

A Figura 25 apresenta a proporção acumulada de internações por idade nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Diferentemente da figura anterior, que destacou o volume absoluto acumulado de internações, este gráfico permite observar a participação proporcional das idades no conjunto dos registros de cada área. Essa abordagem é importante porque facilita a comparação entre territórios com diferentes volumes de internações, permitindo avaliar em que ritmo cada área acumula seus registros ao longo das faixas etárias.

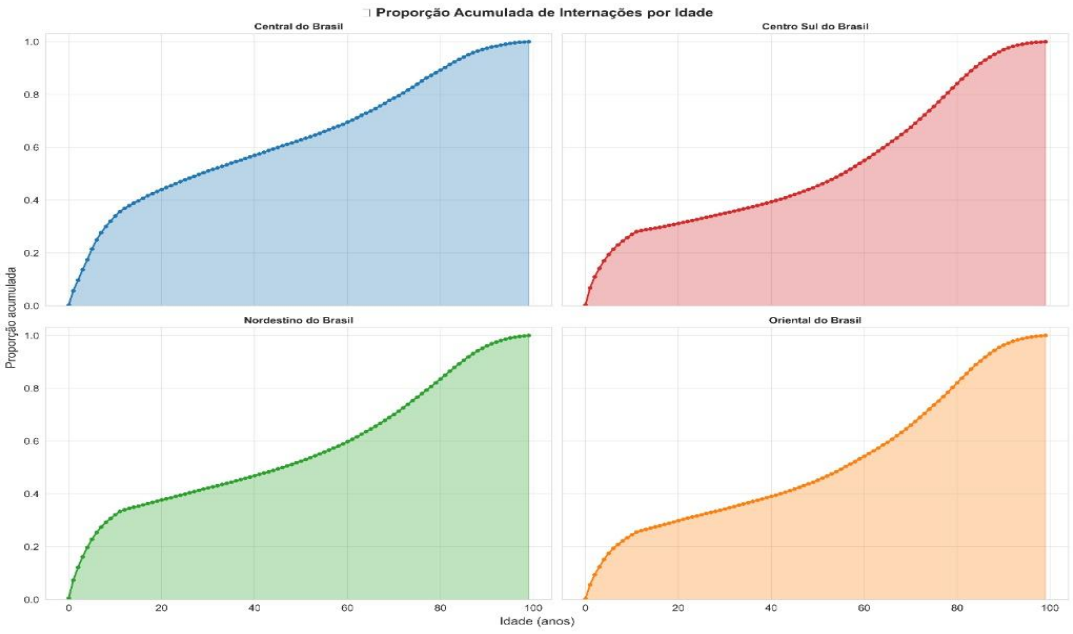
De modo geral, observa-se que as curvas acumuladas permitem identificar a concentração das internações em determinados grupos etários. Quando a proporção acumulada cresce rapidamente em idades mais jovens, isso indica maior participação desses grupos no total de internações. Por outro lado, quando o crescimento ocorre de forma mais gradual, há sinal de distribuição mais espalhada ao longo das idades. Dessa forma, a figura

contribui para compreender não apenas quais idades apresentam maior volume de registros, mas também como esse volume se distribui proporcionalmente em cada área climática.

Comparando as quatro áreas, observa-se que embora existam semelhanças no comportamento geral das curvas, também há diferenças na velocidade de acumulação das internações ao longo da idade. Essas diferenças sugerem que o perfil etário das internações respiratórias não é exatamente o mesmo entre os territórios analisados. Algumas áreas podem concentrar maior proporção dos registros em faixas etárias mais jovens, enquanto outras acumulam parcela importante das internações em idades mais avançadas. Esse resultado reforça a necessidade de interpretar o fenômeno considerando tanto a dimensão territorial quanto a composição etária dos pacientes internados.

Desse modo, Figura 25 complementa as análises anteriores ao oferecer uma leitura proporcional do perfil etário das internações. Em conjunto com a distribuição e o acumulado absoluto por idade, ela permite diferenciar volume de participação relativa, evitando que áreas com maior número total de registros sejam interpretadas automaticamente como áreas com maior concentração etária específica. Dessa forma, o bloco etário demonstra que a idade é um elemento estruturante na análise das internações respiratórias e deve ser considerada juntamente com os padrões climáticos e temporais discutidos nas seções anteriores.

Figura 25. Proporção acumulada de internações por idade nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

2.4 Perfil das internações por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas

Após a análise da dinâmica temporal e do perfil etário das internações, este tópico direciona a discussão para os grupos de doenças respiratórias que compõem os registros hospitalares nas quatro áreas climáticas. Essa etapa é importante porque permite compreender não apenas quando as internações ocorreram e quais faixas etárias foram mais representadas, mas também quais agravos respiratórios tiveram maior participação no conjunto dos casos. Dessa forma, a análise passa a considerar a composição clínica das internações, ampliando a interpretação dos padrões observados nos tópicos anteriores.

Neste tópico, serão examinadas as taxas anuais de internações por doenças respiratórias, com seus respectivos intervalos de confiança, além das principais causas de internação avaliadas tanto em números absolutos quanto por taxa de internações por 1.000 habitantes. Essa dupla abordagem permite diferenciar a carga hospitalar total, expressa pelo volume de registros, da intensidade proporcional dos agravos em cada área. Assim, a comparação entre as quatro áreas climáticas torna-se mais precisa, pois considera simultaneamente a magnitude das internações e sua distribuição relativa na população exposta.

A Figura 26 nos mostra a taxa anual de internações por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas, acompanhada dos respectivos intervalos de confiança de 95%. Após a análise da dinâmica temporal geral e do perfil etário das internações, este gráfico direciona a leitura para os grupos específicos de doenças respiratórias, permitindo observar como esses agravos se distribuíram ao longo do tempo e entre os diferentes contextos climáticos. A utilização da taxa por 1.000 habitantes contribui para uma comparação mais equilibrada entre as áreas, pois reduz a influência direta das diferenças populacionais.

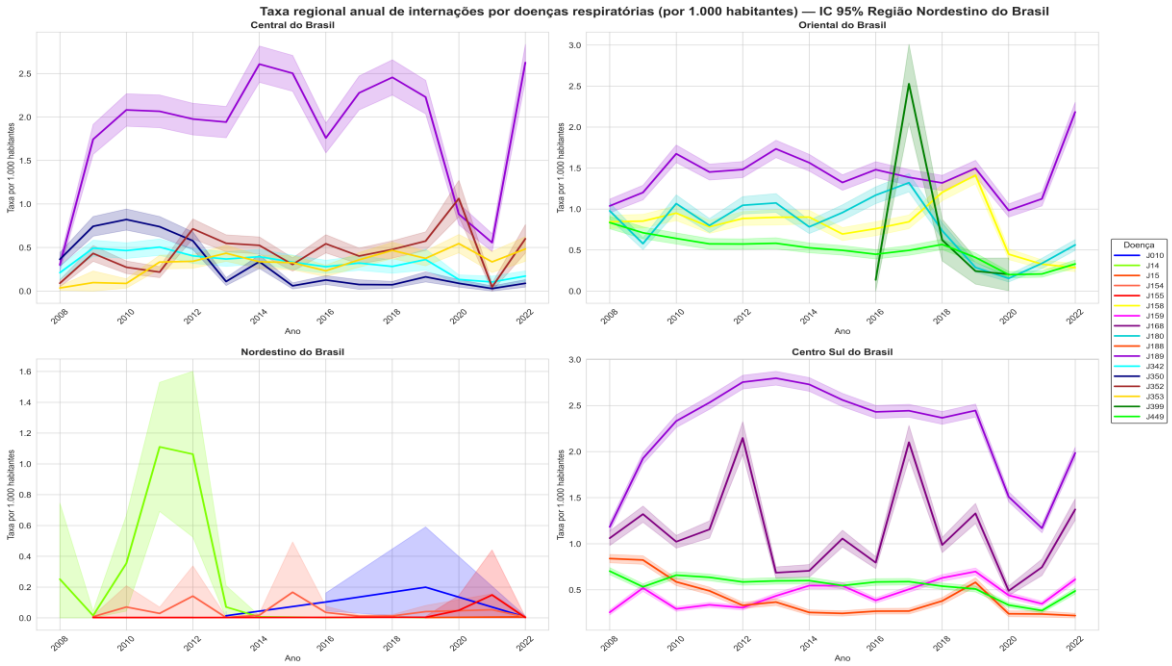
Observa-se que as taxas de internação variam conforme o grupo de doença respiratória e a área climática considerada. Algumas doenças apresentam comportamento mais persistente ao longo da série, enquanto outras demonstram maior oscilação anual. Essa diferença indica que as internações respiratórias não constituem um conjunto homogêneo, mas são formadas por agravos com dinâmicas próprias, possivelmente influenciadas por fatores sazonais, ambientais, demográficos e assistenciais.

A comparação entre as áreas permite identificar contrastes importantes na intensidade das taxas. Em determinados grupos de doenças, algumas áreas apresentam valores mais elevados, sugerindo maior carga proporcional de internações. Em outros casos, as diferenças entre os territórios são menores, indicando padrões mais próximos entre as áreas.

Os intervalos de confiança auxiliam nessa interpretação, pois indicam a incerteza associada às estimativas e permitem observar se as diferenças aparentes entre áreas e anos são mais ou menos consistentes.

Portanto, a Figura 26 amplia a compreensão do perfil das internações respiratórias ao demonstrar que a distribuição das taxas depende tanto do tipo de agravo quanto da área climática analisada. Essa leitura é importante porque permite diferenciar padrões gerais de internação daqueles associados a grupos específicos de doenças. Dessa forma, o gráfico contribui para uma interpretação mais detalhada da carga respiratória nas quatro áreas, preparando a análise seguinte sobre as principais causas de internação em números absolutos e em taxas padronizadas.

Figura 26. Taxa anual de internações por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas – IC 95%.



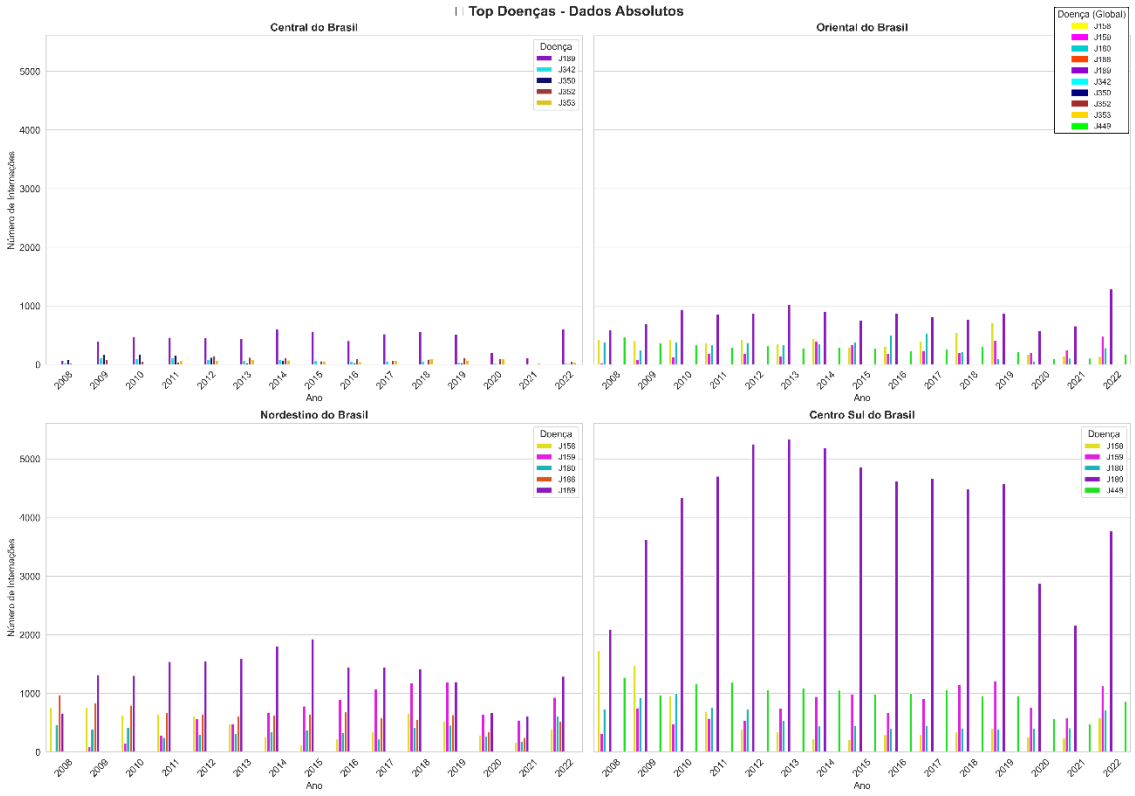
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Se analisarmos a Figura 27, que apresenta as principais doenças respiratórias segundo o número absoluto de internações nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022, diferentemente da figura anterior, que utilizou taxas padronizadas, este gráfico evidencia o volume total de registros hospitalares associados a cada grupo de doença. Essa leitura é

importante porque permite reconhecer quais agravos representaram maior demanda para os serviços de saúde ao longo do período analisado.

De modo geral, observa-se que alguns grupos de doenças respiratórias concentram maior número de internações em todas as áreas, enquanto outros aparecem com participação mais reduzida. Essa concentração indica que a carga hospitalar respiratória não se distribui igualmente entre os diferentes diagnósticos. Ao contrário, determinados agravos assumem maior relevância no conjunto dos registros, contribuindo de forma mais expressiva para o volume total de internações.

Figura 27. Principais doenças respiratórias segundo número absoluto de internações nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A comparação entre as quatro áreas permite identificar diferenças na magnitude absoluta das internações. Algumas áreas apresentam maior volume de registros para determinados grupos de doenças, o que pode estar relacionado ao tamanho populacional, à estrutura etária, à exposição ambiental, à organização da rede assistencial ou à própria distribuição dos agravos respiratórios no território. Por esse motivo, os números absolutos

devem ser interpretados como medida de carga hospitalar, e não necessariamente como indicador direto de maior risco proporcional.

Assim, a Figura 27 contribui para compreender quais doenças respiratórias tiveram maior peso no total de internações nas quatro áreas climáticas. Essa abordagem é complementar à análise por taxa, pois mostra a dimensão assistencial do problema e ajuda a identificar os grupos diagnósticos que mais demandaram hospitalização. Na sequência, a leitura por taxa de internações por 1.000 habitantes permitirá avaliar essas mesmas causas de forma proporcional, favorecendo uma comparação mais equilibrada entre os territórios.

A Figura 28 apresenta as principais doenças respiratórias segundo a taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas entre 2008 e 2022. Em continuidade à figura anterior, que destacou o número absoluto de internações, este gráfico permite uma leitura proporcional dos principais grupos de doenças, considerando a população exposta em cada área. Essa distinção é fundamental, pois uma área pode apresentar maior volume de internações em números absolutos sem, necessariamente, apresentar maior intensidade proporcional do agravo.

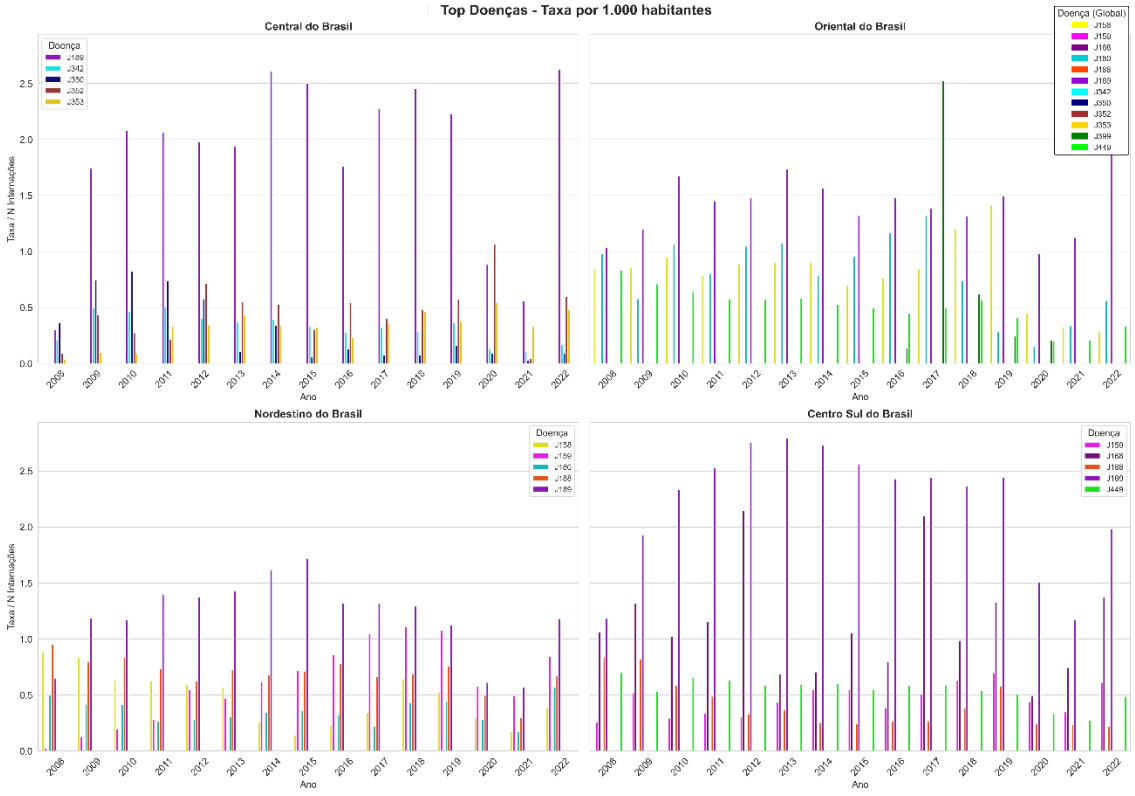
De modo geral, observa-se que os principais grupos de doenças respiratórias mantêm relevância nas quatro áreas, mas com diferenças importantes quando avaliados pela taxa padronizada. Essa mudança de perspectiva permite identificar quais agravos tiveram maior peso relativo em cada território, independentemente do tamanho populacional. Dessa forma, a figura contribui para diferenciar a carga assistencial, expressa pelo número absoluto de registros, da carga proporcional, expressa pela taxa de internação.

Embora a pneumonia não especificada (J18.9) permaneça como o principal grupo de internações nas quatro áreas climáticas, a presença de outros diagnósticos respiratórios evidencia que cada território apresenta particularidades ambientais e demográficas capazes de influenciar diferentes perfis de adoecimento. Assim, além das condições meteorológicas, aspectos relacionados ao uso e ocupação do solo, à qualidade do ar, à estrutura etária da população, à urbanização e ao acesso aos serviços de saúde contribuem para explicar as diferenças observadas entre as áreas.

Nas Áreas 1 (Tipo Climático Oriental do Brasil) e 2 (Tipo Climático Centro-Sul do Brasil), destaca-se a presença da Doença Pulmonar Obstrutiva Crônica (DPOC – J44.9) entre as principais causas de internação. Embora a DPOC esteja fortemente relacionada ao tabagismo e ao envelhecimento populacional, fatores ambientais podem contribuir para o agravamento dos episódios que levam à hospitalização. Nessas áreas predominam municípios mais urbanizados e industrializados de Minas Gerais, onde a maior concentração

populacional, a poluição atmosférica, as inversões térmicas durante o inverno e as incursões frequentes de massas de ar frio favorecem a exacerbação de doenças respiratórias crônicas. Além disso, a redução da temperatura e da umidade relativa do ar durante os meses secos aumenta a irritação das vias respiratórias e potencializa o risco de descompensação clínica em indivíduos portadores de DPOC.

Figura 28. Principais doenças respiratórias segundo taxa de internações por 1.000 habitantes nas quatro áreas climáticas — 2008 a 2022.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Na Área 3 (Tipo Climático Nordestino do Brasil), por outro lado, observa-se maior participação da broncopneumonia não especificada (J18.8). Diferentemente das áreas mais úmidas do estado, essa região apresenta predomínio de clima mais quente e seco, longos períodos de estiagem e maior ocorrência de queimadas e material particulado em suspensão. Essas condições favorecem o ressecamento das mucosas respiratórias, comprometem os mecanismos naturais de defesa do trato respiratório e aumentam a susceptibilidade a infecções pulmonares, especialmente em crianças e idosos. Assim, o comportamento observado para a J18.8 parece refletir não apenas a circulação de agentes infecciosos, mas também as características ambientais típicas dessa porção do território mineiro.

Outro diagnóstico que merece destaque é a pneumonia bacteriana por outros estreptococos (J15.8), identificada principalmente nas Áreas 1 e 3. Embora sua frequência seja inferior à da pneumonia não especificada, sua distribuição sugere a influência conjunta de fatores ambientais e epidemiológicos. Na Área 1, a elevada umidade atmosférica e a maior frequência de precipitações favorecem a circulação de agentes infecciosos respiratórios, enquanto na Área 3 os longos períodos secos podem comprometer a integridade das vias respiratórias e facilitar infecções bacterianas secundárias. Dessa forma, ambientes climáticos distintos podem convergir para um mesmo desfecho clínico por mecanismos diferentes, reforçando que a influência do clima sobre as doenças respiratórias ocorre por múltiplas vias. Também chama atenção o comportamento da sinusite crônica (J39.9), que apresenta aumento expressivo em 2016, especialmente na Área 1, seguido de redução acentuada a partir de 2020.

Essa diminuição coincide com o período da pandemia de COVID-19 e provavelmente está relacionada à combinação de diferentes fatores. As medidas de distanciamento social, o uso de máscaras, a redução da circulação de outros vírus respiratórios e a menor procura pelos serviços de saúde para condições de menor gravidade contribuíram para reduzir tanto a incidência quanto os registros hospitalares desses agravos. Além disso, durante os anos mais críticos da pandemia houve reorganização da assistência hospitalar, com priorização dos casos relacionados à COVID-19, o que pode ter reduzido internações por doenças respiratórias menos graves e alterado temporariamente o perfil das hospitalizações.

Em conjunto, esses resultados demonstram que a distribuição das doenças respiratórias não depende exclusivamente das condições climáticas. O clima atua como um importante elemento modulador, influenciando temperatura, umidade, circulação atmosférica e qualidade do ar, mas seus efeitos se combinam com características demográficas, epidemiológicas, socioeconômicas e assistenciais próprias de cada território. Dessa forma, a permanência de determinados grupos diagnósticos em algumas áreas e sua ausência em outras reforçam que a relação entre clima e saúde é espacialmente diferenciada, refletindo a interação entre processos ambientais e a organização geográfica das populações.

2.5 Relações entre variáveis climáticas, idade e internações nas quatro áreas climáticas.

Depois de analisarmos a caracterização climática, a análise da dinâmica temporal, o perfil etário e a distribuição das principais doenças respiratórias, este tópico busca integrar as variáveis estudadas por meio de uma leitura exploratória das suas relações. A proposta é avaliar como temperatura, pluviosidade, idade e internações se associam nas quatro áreas

climáticas, permitindo observar se os padrões descritos anteriormente também aparecem em termos de correlação entre os indicadores. Essa etapa amplia a análise comparativa, pois passa da descrição dos comportamentos isolados para a investigação das possíveis conexões entre clima, população e ocorrência de internações.

Neste bloco, serão apresentadas a matriz de correlação entre as variáveis analisadas e a avaliação dos resíduos da regressão linear. A matriz permite identificar a direção e a intensidade das associações entre os fatores climáticos, etários e hospitalares, enquanto a análise dos resíduos contribui para verificar limitações do ajuste linear e possíveis padrões não explicados pelo modelo. Dessa forma, o tópico 3.5 funciona como uma etapa de síntese estatística, ajudando a interpretar até que ponto as relações entre ambiente e internações respiratórias podem ser observadas de maneira consistente nas quatro áreas climáticas.

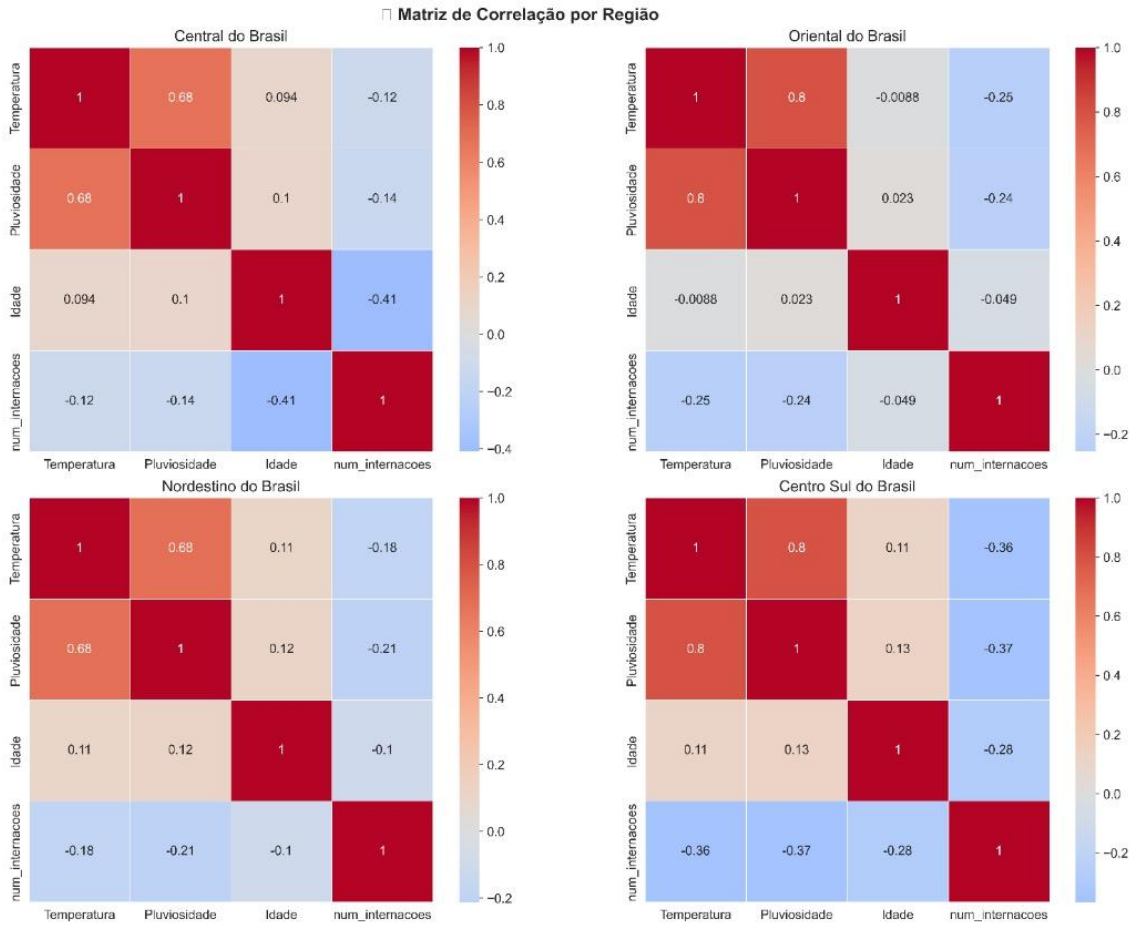
A Figura 29 sintetiza as relações lineares entre temperatura, pluviosidade, idade e número de internações nas quatro áreas climáticas analisadas. De forma geral, observa-se que temperatura e pluviosidade apresentaram correlação positiva em todas as regiões, variando de aproximadamente 0,68 nas Áreas 3 e 4 a cerca de 0,80 nas Áreas 1 e 2. Esse resultado indica que, durante o período analisado, meses ou anos relativamente mais quentes tenderam também a apresentar maiores volumes de precipitação, refletindo o comportamento sazonal típico dos diferentes regimes climáticos de Minas Gerais.

Quando analisada a relação entre as variáveis meteorológicas e o número de internações, verifica-se predominância de correlações negativas, embora com diferentes intensidades entre os tipos climáticos. O Tipo Climático Centro-Sul do Brasil (Área 2) apresentou as associações mais intensas, com coeficientes de -0,36 para temperatura e -0,37 para pluviosidade, sugerindo que períodos relativamente mais frios e secos estiveram associados ao aumento das internações por doenças respiratórias. Esse comportamento é compatível com estudos que apontam maior ocorrência dessas doenças durante a estação seca, quando a redução da umidade atmosférica, o ressecamento das vias aéreas, a maior permanência das pessoas em ambientes fechados e a maior circulação de agentes infecciosos favorecem o agravamento dos quadros respiratórios.

Nas Áreas 1 e 3, as correlações negativas também estiveram presentes, porém com menor magnitude, enquanto na Área 4 os coeficientes foram relativamente baixos. Esse resultado evidencia que a influência das condições meteorológicas sobre as internações não ocorre de maneira uniforme entre os diferentes tipos climáticos, indicando que fatores locais podem modificar a intensidade dessa associação.

A variável idade apresentou correlações muito fracas com temperatura e pluviosidade em todas as áreas, sugerindo que sua distribuição temporal pouco acompanha as oscilações climáticas. Entretanto, a associação entre idade e número de internações mostrou-se negativa em todas as regiões, destacando-se a Área 4 (-0,41). Esse resultado provavelmente reflete diferenças na composição etária da população e na distribuição das internações entre os grupos etários analisados, indicando que aspectos demográficos também contribuem para explicar a variabilidade observada.

Figura 29. Matriz de correlação entre variáveis climáticas, idade e internações nas quatro áreas climáticas.



Fonte: DATASUS e INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

De forma geral, temperatura e pluviosidade foram as variáveis meteorológicas que apresentaram as associações mais consistentes com o número de internações, embora nenhuma delas tenha predominado em todas as áreas climáticas. Na Área 2, a pluviosidade apresentou associação ligeiramente superior à temperatura, enquanto na Área 1 ocorreu o

comportamento inverso. Já na Área 4, a idade apresentou a maior correlação com as internações, superando as variáveis climáticas. Esses resultados demonstram que a dinâmica das internações respiratórias depende das características específicas de cada região, não sendo possível estabelecer um único padrão válido para todo o estado de Minas Gerais.

Entretanto, é importante destacar que as magnitudes observadas variam de fracas a moderadas, indicando que as variáveis climáticas explicam apenas parte da variabilidade das internações. Esse comportamento é esperado, uma vez que as doenças respiratórias apresentam etiologia multifatorial, sendo influenciadas também por fatores como estrutura etária da população, condições socioeconômicas, qualidade do ar, circulação de vírus respiratórios, acesso aos serviços de saúde e características ambientais locais. Assim, as correlações identificadas devem ser interpretadas como evidências de associação estatística, e não como relações de causalidade.

Os resultados desta figura reforçam, portanto, que a influência das condições meteorológicas sobre as internações respiratórias apresenta comportamento regionalmente diferenciado. Essa constatação sustenta a opção metodológica de analisar separadamente os quatro tipos climáticos definidos para Minas Gerais e fornece subsídios para interpretar os resultados dos modelos estatísticos apresentados nas seções seguintes.

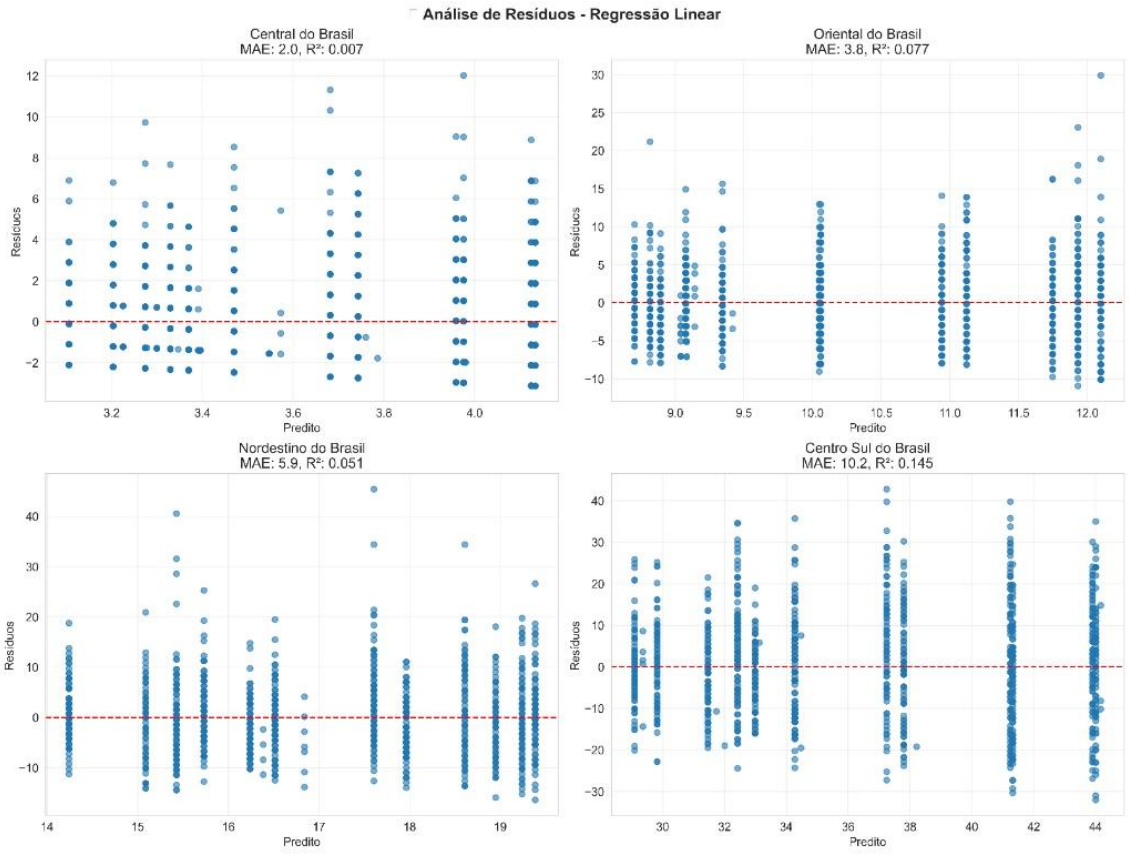
A Figura 30 apresenta a análise dos resíduos da regressão linear para as quatro áreas climáticas estudadas, permitindo avaliar a qualidade do ajuste do modelo e sua capacidade de representar a relação entre as variáveis meteorológicas, a idade e as internações por doenças respiratórias. De modo geral, observa-se que os resíduos se distribuem em torno da linha de referência, sem evidências de um padrão sistemático de superestimação ou subestimação das previsões. Entretanto, os baixos valores do coeficiente de determinação (R^2) demonstram que a regressão linear explica apenas uma parcela reduzida da variabilidade observada nas internações, indicando que as relações entre clima e saúde são mais complexas do que aquelas representadas por um modelo linear simples.

Na Área 4 (Tipo Climático Central do Brasil), o modelo apresentou o menor erro absoluto médio (MAE = 2,0), porém também o menor coeficiente de determinação (R^2 = 0,007). Esse resultado indica que, embora os desvios médios entre valores observados e estimados tenham sido relativamente pequenos, praticamente toda a variabilidade das internações permaneceu sem explicação pelo modelo. Assim, a proximidade média entre os valores previstos e observados não deve ser interpretada como evidência de elevada capacidade explicativa, mas sim como reflexo da reduzida variabilidade capturada pela regressão linear nessa área.

Na Área 1 (Tipo Climático Oriental do Brasil), o modelo apresentou MAE de 3,8 e R^2 de 0,077. Apesar de um desempenho discretamente superior ao observado na Área 4, a capacidade explicativa permaneceu limitada, indicando que temperatura, pluviosidade e idade explicam apenas pequena parte das oscilações registradas nas internações. Esse comportamento sugere que outros fatores ambientais, sociais e epidemiológicos exercem influência relevante sobre a dinâmica das doenças respiratórias nessa região.

Na Área 3 (Tipo Climático Nordestino do Brasil), verificou-se aumento da dispersão dos resíduos, acompanhado de MAE de 5,9 e R^2 de 0,051. A maior amplitude dos erros evidencia que o modelo apresentou dificuldades para representar a variabilidade das internações ao longo da série temporal, reforçando que a associação entre condições meteorológicas e ocorrência de doenças respiratórias apresenta comportamento mais complexo do que aquele descrito por uma relação linear direta.

Figura 30. Análise dos resíduos da regressão linear nas quatro áreas climáticas.



Fonte: DATASUS e INMET. Elaborado pelo Autor, 2026.

Entre as quatro áreas, o melhor desempenho relativo foi observado na Área 2 (Tipo Climático Centro-Sul do Brasil), com MAE de 10,2 e R^2 de 0,145. Embora esse seja o maior

coeficiente de determinação obtido, ele indica que apenas cerca de 14,5% da variabilidade das internações foi explicada pelas variáveis consideradas no modelo. Consequentemente, aproximadamente 85% da variação permanece associada a outros fatores não contemplados nesta análise, evidenciando que, mesmo na área onde a influência climática se mostrou relativamente mais evidente, ela está longe de explicar isoladamente a ocorrência das internações.

Esse resultado é coerente com a natureza multifatorial das doenças respiratórias. Embora temperatura e pluviosidade exerçam influência sobre a ocorrência e a sazonalidade dessas enfermidades, sua manifestação também depende de um conjunto de determinantes sociais, ambientais e individuais, como condições socioeconômicas, qualidade das habitações, circulação de vírus respiratórios, níveis de poluição atmosférica, estrutura dos serviços de saúde, cobertura vacinal, características demográficas e comportamentos da população. Dessa forma, a baixa capacidade explicativa observada nos modelos não representa uma limitação metodológica isolada, mas reflete a própria complexidade epidemiológica do fenômeno investigado.

Além disso, é importante destacar que esta análise foi desenvolvida na escala temporal mensal, compatível com os objetivos da pesquisa e com a organização dos bancos de dados utilizados. Embora agregações mensais possam suavizar oscilações de curta duração observadas em séries diárias, essa escala permite identificar padrões sazonais e comparar, de forma homogênea, a influência das condições climáticas sobre as internações nas quatro áreas climáticas de Minas Gerais ao longo do período analisado.

Assim, a análise dos resíduos deve ser interpretada como uma etapa de diagnóstico do ajuste estatístico, e não como o principal resultado da pesquisa. Sua principal contribuição consiste em demonstrar que existe associação entre as variáveis climáticas e as internações, mas que essa relação apresenta intensidade limitada quando considerada isoladamente. A magnitude e o sentido dos efeitos de temperatura e pluviosidade são discutidos de forma mais específica nas análises dos coeficientes dos modelos estatísticos apresentadas nas seções seguintes, permitindo compreender de maneira mais aprofundada como as condições atmosféricas influenciam as internações por doenças respiratórias em cada tipo climático.

2.6 Conclusões

A análise comparativa das quatro áreas climáticas de Minas Gerais evidenciou que a distribuição das internações por doenças do aparelho respiratório apresenta comportamento espacialmente diferenciado, acompanhando, em parte, as características atmosféricas de cada tipo climático definido por Novais e Machado (2023). Embora todas as regiões compartilhem o mesmo contexto estadual, os resultados demonstram que temperatura, pluviosidade, sazonalidade e dinâmica atmosférica não se manifestam de maneira homogênea sobre o território, produzindo calendários distintos de vulnerabilidade às doenças respiratórias.

Sob a perspectiva geográfica, esse resultado reforça um dos principais pressupostos da Climatologia Geográfica: o clima não atua como um elemento isolado, mas como parte de um sistema ambiental cuja expressão depende da interação entre processos atmosféricos, características físicas do território e formas de ocupação humana (Sorre, 1984; Monteiro, 1976; Mendonça, 2007). Dessa forma, compreender a ocorrência das internações exige interpretar simultaneamente os ritmos climáticos, as especificidades regionais e a organização espacial da população.

Os resultados mostraram que os diferentes tipos climáticos apresentam ritmos anuais próprios. Nas áreas Oriental e Centro-Sul, a sazonalidade das internações mostrou-se mais concentrada durante o inverno e o período seco, coincidindo com meses caracterizados por temperaturas mais baixas, redução da umidade atmosférica e maior frequência da atuação de massas de ar frio. Já nas áreas Nordestina e Central observou-se comportamento relativamente mais variável, refletindo regimes pluviométricos menos regulares e condições climáticas de transição que modificam o momento de maior vulnerabilidade da população.

Essa diferenciação espacial também se refletiu na composição das doenças respiratórias predominantes em cada região. Enquanto algumas enfermidades apresentaram distribuição relativamente uniforme, outras permaneceram restritas a determinados tipos climáticos, sugerindo que diferentes ambientes favorecem mecanismos distintos de adoecimento. Entretanto, os resultados demonstram que essa distribuição não pode ser atribuída exclusivamente às condições meteorológicas. Aspectos relacionados à estrutura etária, densidade populacional, urbanização, qualidade ambiental, acesso aos serviços de saúde, circulação de agentes infecciosos e condições socioeconômicas constituem elementos igualmente importantes para explicar a organização espacial das internações.

A análise estatística corroborou essa interpretação. As correlações entre temperatura, pluviosidade e internações apresentaram magnitudes predominantemente fracas a moderadas,

enquanto os modelos de regressão explicaram apenas parcela reduzida da variabilidade observada. Embora esses resultados possam, à primeira vista, sugerir baixa influência climática, eles evidenciam justamente a natureza multifatorial das doenças respiratórias. O clima atua como um condicionante ambiental importante, modulando períodos de maior ou menor risco, mas sua influência ocorre em interação permanente com fatores epidemiológicos, sociais e territoriais.

Outro aspecto relevante refere-se à ruptura observada durante a pandemia de COVID-19. A reorganização dos padrões sazonais entre 2020 e 2021 demonstrou que fenômenos excepcionais podem modificar temporariamente o ritmo das internações respiratórias, alterando tanto a intensidade quanto a distribuição temporal dos agravos. Esse comportamento evidencia que os sistemas de saúde e a circulação de doenças respondem simultaneamente às condições atmosféricas e às transformações sociais, reforçando a necessidade de interpretar séries temporais em seu contexto histórico.

Do ponto de vista metodológico, a utilização da classificação climática proposta por Novais e Machado (2023) mostrou-se particularmente relevante ao permitir que a análise ultrapassasse os limites administrativos tradicionalmente empregados em estudos epidemiológicos. A adoção de unidades climáticas como referência espacial possibilitou compreender que a distribuição das internações acompanha, em certa medida, a lógica dos sistemas atmosféricos e dos diferentes ritmos climáticos presentes em Minas Gerais, oferecendo uma perspectiva territorial mais coerente para a investigação da relação entre clima e saúde.

Em síntese, os resultados deste capítulo demonstram que a influência climática sobre as internações por doenças respiratórias manifesta-se de forma regionalizada, refletindo a diversidade ambiental do território mineiro. Mais do que identificar diferenças estatísticas entre as áreas, a análise comparativa evidencia que cada tipo climático imprime características próprias ao ritmo das internações, reforçando que o espaço geográfico constitui elemento fundamental para compreender a dinâmica das doenças respiratórias. Assim, a articulação entre climatologia geográfica, epidemiologia e análise espacial contribui para ampliar a compreensão dos processos de adoecimento e oferece subsídios para o planejamento de políticas públicas de vigilância e prevenção mais sensíveis às especificidades ambientais de cada região do estado.

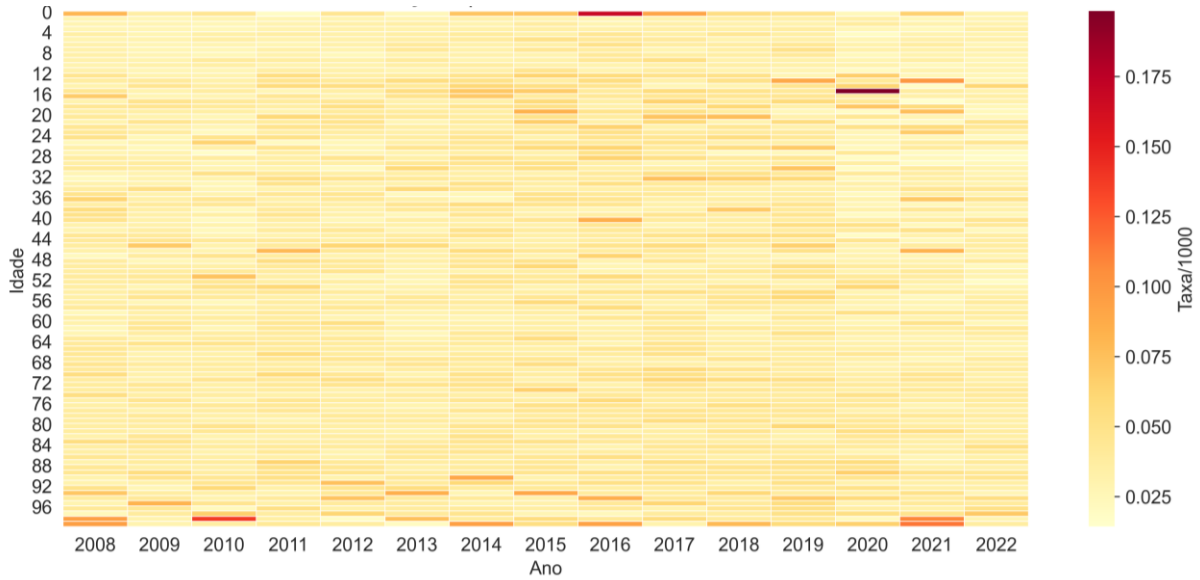
Capítulo 3

3.1. Paisagem e Doenças: Uma Análise das Mesorregiões Zona da Mata e Vale do Rio Doce e a Centro-Sul de Minas Gerais

3.2 Região (Tipo Climático Oriental do Brasil) - Área 1

A Figura 31 apresenta o mapa de calor (heatmap) da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1 (Tipo Climático Oriental do Brasil), distribuída por faixa etária e ano, entre 2008 e 2022. Essa representação permite identificar a evolução temporal das internações e comparar como sua intensidade se distribui entre os diferentes grupos etários ao longo da série histórica.

Figura 31. Taxa de internações por idade e ano – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Observa-se que, entre 2008 e 2019, as maiores taxas de internação concentram-se, de forma recorrente, nas faixas etárias mais jovens, especialmente entre menores de 1 ano e crianças de 1 a 4 anos, e nos grupos idosos, principalmente acima dos 80 anos. Esse comportamento evidencia um padrão relativamente estável ao longo do período pré-pandemia, indicando que os extremos etários permaneceram como os segmentos mais suscetíveis às internações por doenças respiratórias na Área 1. A maior vulnerabilidade desses

grupos está associada, entre outros fatores, à imaturidade do sistema imunológico nas crianças e ao declínio fisiológico decorrente do envelhecimento, características amplamente reconhecidas na literatura epidemiológica.

Embora esse padrão permaneça predominante durante grande parte da série, observa-se alteração importante entre 2020 e 2022, período correspondente à pandemia de COVID-19. Em 2021, nota-se aumento da intensidade das taxas de internação em diferentes faixas etárias adultas e idosas, indicando que o impacto da pandemia ultrapassou os grupos tradicionalmente mais vulneráveis às doenças respiratórias sazonais. Ao mesmo tempo, verifica-se redução das taxas nas faixas etárias infantis em 2020, comportamento que difere da tendência observada nos anos anteriores.

Essa mudança deve ser interpretada considerando o contexto sanitário do período. A pandemia modificou o perfil das internações respiratórias tanto pela elevada circulação do SARS-CoV-2 quanto pela adoção de medidas não farmacológicas, como distanciamento social, suspensão temporária das atividades escolares, uso de máscaras e redução da circulação de pessoas. Essas intervenções contribuíram para alterar simultaneamente a transmissão da COVID-19 e de outros vírus respiratórios, modificando temporariamente a distribuição etária das internações observada na série histórica.

Sob a perspectiva da relação entre paisagem e saúde, os resultados indicam que, embora as condições climáticas da Área 1 contribuam para a sazonalidade das doenças respiratórias, elas não atuam isoladamente. A alteração observada durante a pandemia evidencia que fatores epidemiológicos e sociais podem modificar significativamente os padrões históricos de internação, reforçando o caráter multifatorial dessas doenças. Assim, a interpretação da dinâmica das internações nessa região deve considerar a interação entre as características ambientais, a estrutura demográfica e os eventos sanitários excepcionais que ocorreram ao longo do período analisado.

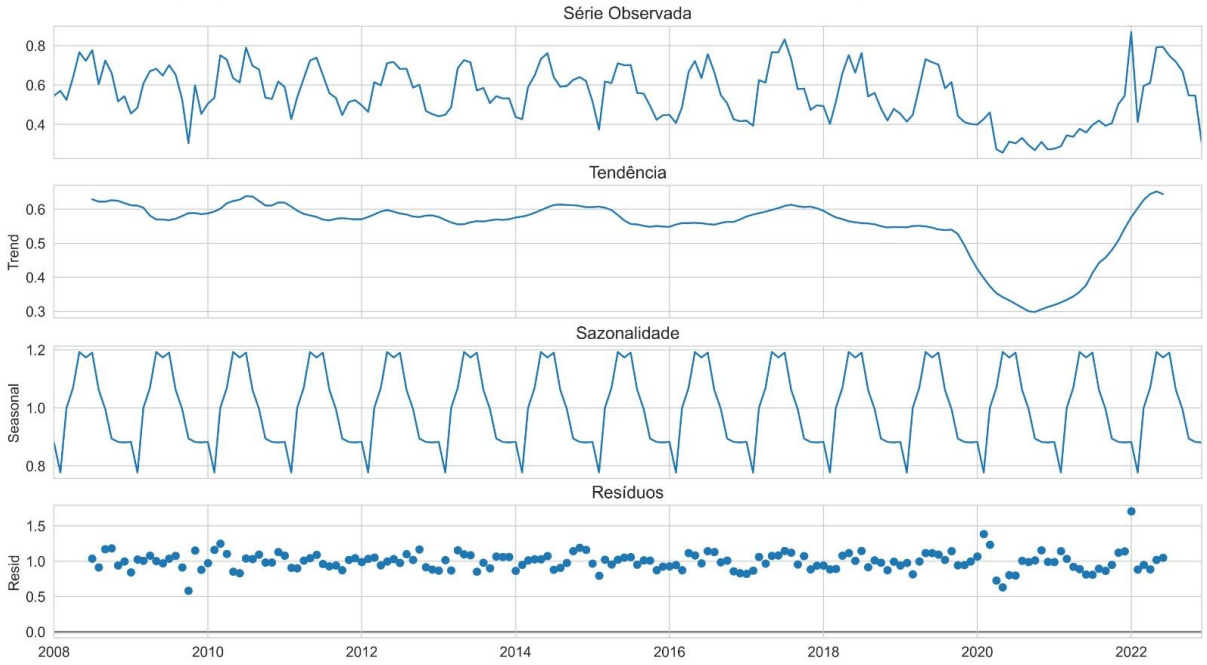
A Figura 32 apresenta a decomposição da série temporal das taxas de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1 (Tipo Climático Oriental do Brasil), utilizando o método STL. Essa técnica permite separar a série em quatro componentes: série observada, tendência de longo prazo, sazonalidade e resíduos. Essa decomposição facilita a compreensão dos diferentes processos que contribuem para a variabilidade das internações ao longo do período analisado, permitindo distinguir padrões recorrentes daqueles associados a eventos excepcionais.

A série observada evidencia oscilações periódicas durante praticamente todo o intervalo entre 2008 e 2022, indicando que as internações apresentam comportamento sazonal

relativamente bem definido. Essa característica torna-se ainda mais evidente no componente de sazonalidade, que mantém um padrão anual bastante regular ao longo da maior parte da série. A persistência desse comportamento sugere que as condições climáticas características da Área 1 contribuem para a repetição dos períodos de maior e menor ocorrência de internações, compatível com a sazonalidade observada para doenças respiratórias em diferentes regiões brasileiras. Entretanto, essa associação deve ser compreendida como um dos fatores envolvidos na dinâmica das internações, e não como seu único determinante.

O componente de tendência apresenta pequenas oscilações entre 2008 e 2019, indicando relativa estabilidade na evolução das taxas ao longo desse período. A partir de 2020, entretanto, observa-se alteração expressiva desse comportamento, com redução inicial seguida de forte crescimento até 2022. Essa inflexão coincide com o período da pandemia de COVID-19 e evidencia que fatores epidemiológicos extraordinários modificaram temporariamente o padrão histórico das internações registrado na série temporal.

Figura 32. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1, utilizando o método STL.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

O componente residual representa a parcela da variabilidade não explicada pela tendência e pela sazonalidade. Durante grande parte do período pré-pandemia, os resíduos permanecem relativamente pequenos e distribuídos sem um padrão evidente, indicando que os

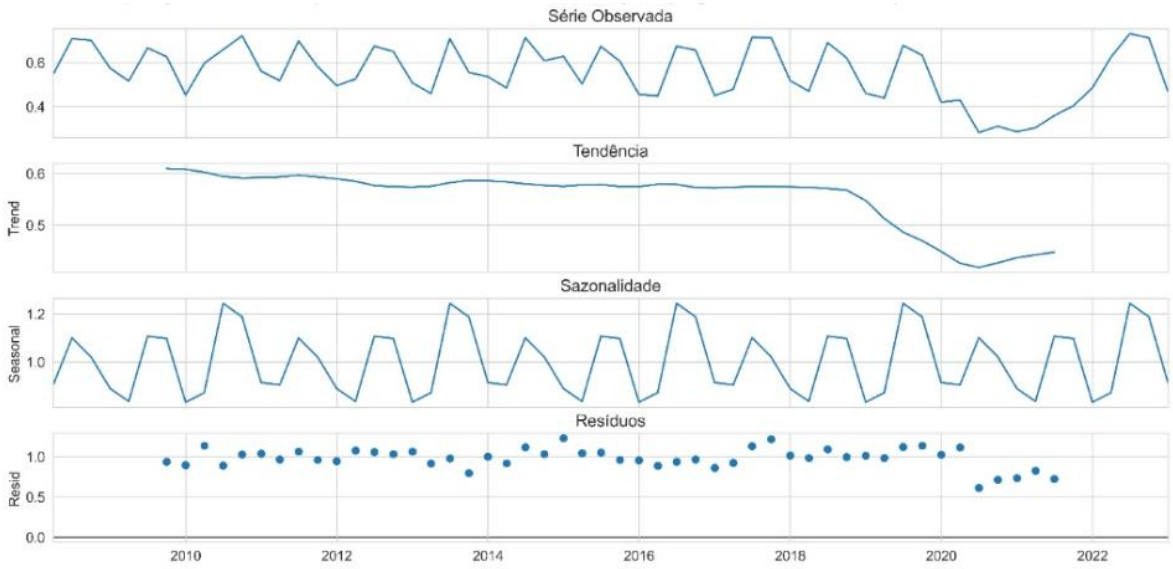
componentes sistemáticos conseguem representar satisfatoriamente a dinâmica geral da série. Entretanto, entre 2020 e 2022 observa-se aumento da amplitude dos resíduos, refletindo a ocorrência de oscilações que não seguem o comportamento sazonal previamente estabelecido. Esse resultado demonstra que eventos excepcionais, como a pandemia, introduziram variações adicionais que não podem ser descritas apenas pelos ciclos sazonais e pelas tendências de longo prazo.

Se observarmos a partir da relação entre clima e saúde, a decomposição evidencia que existe um componente sazonal consistente nas internações por doenças respiratórias na Área 1, compatível com a influência das condições atmosféricas sobre a ocorrência dessas enfermidades. No entanto, a ruptura observada durante a pandemia demonstra que fatores epidemiológicos podem modificar substancialmente a dinâmica temporal das internações, reduzindo temporariamente a predominância do padrão sazonal observado nos anos anteriores. Dessa forma, os resultados reforçam que a evolução das doenças respiratórias decorre da interação entre fatores climáticos, biológicos, sociais e epidemiológicos, evidenciando o caráter multifatorial do fenômeno analisado.

De forma geral, a decomposição STL demonstra que a série histórica apresenta comportamento sazonal bem definido em condições de relativa normalidade sanitária, mas também evidencia sua sensibilidade a eventos extraordinários capazes de alterar significativamente a tendência e aumentar a variabilidade das internações. Esses resultados complementam as análises apresentadas anteriormente e reforçam a importância de interpretar a influência climática de forma integrada aos demais fatores que condicionam a ocorrência das doenças respiratórias na Área 1.

A Figura 33 apresenta o correlograma da função de autocorrelação (ACF) aplicado à série temporal de internações agrupada em escala trimestral para a Área 1, com foco específico no período Com Pandemia. A utilização da agregação trimestral constitui uma estratégia metodológica útil para a análise espacial e epidemiológica, visto que atua na suavização de ruídos mensais de curtíssimo prazo, permitindo a visualização clara dos movimentos macroestruturais e das grandes ondas de contágio.

Figura 33. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações – Área 1 – Período Com Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações respiratórias na Área 1 (2008–2023) revela padrões epidemiológicos complexos que refletem tanto a dinâmica sazonal estabelecida quanto os efeitos disruptivos da pandemia de COVID-19. A série observada apresenta oscilações regulares entre 0,4 e 0,7 até o primeiro trimestre de 2020, quando ocorre uma queda abrupta, seguida de recuperação gradual a partir de 2022–2023.

Esse comportamento é consistente com evidências nacionais que documentaram uma redução de 28% nas internações por causas naturais não relacionadas à COVID-19 em 2020, quando comparado à média do período de 2015 a 2019. Tais quedas foram ainda mais pronunciadas em subgrupos pediátricos, nos quais as internações por bronquiolite e pneumonia diminuíram entre 70,0% e 83,0% durante o intervalo crítico de abril a agosto de 2020 (Silva *et al.*, 2021; Nascimento *et al.*, 2022).

O componente de tendência permanece relativamente estável em torno de 0,55–0,60 durante todo o período pré-pandêmico (2008–2019), evidenciando um patamar basal consistente de internações respiratórias. A ruptura estrutural observada em 2020, com queda abrupta para 0,40, caracteriza uma descontinuidade temporal compatível com os achados de estudos de séries interrompidas que identificaram alterações abruptas nos níveis e padrões de internação durante 2020–2022 (Bastos *et al.*, 2021; Nascimento *et al.*, 2022).

Essa ruptura pode ser atribuída à implementação de medidas não farmacológicas, à evitação de serviços de saúde pela população e à competição por leitos hospitalares com

pacientes COVID-19 (Silva *et al*., 2021; Moreira *et al*., 2021). A recuperação parcial da tendência observada após 2021 sugere recomposição gradual da demanda por internações respiratórias, embora sem retorno completo aos níveis pré-pandêmicos até 2023, fenômeno documentado em análises regionais que apontam recuperação desigual e heterogênea entre diferentes áreas geográficas e grupos etários.

O componente sazonal mantém um padrão cíclico regular entre 0,85 e 1,25 ao longo de todo o período analisado, inclusive durante os anos pandêmicos, demonstrando a persistência dos determinantes sazonais das doenças respiratórias mesmo sob condições epidemiológicas excepcionais. Esse resultado corrobora estudos que identificaram padrões sazonais previsíveis de vírus respiratórios no Brasil antes de 2020, com alternância de picos de influenza e vírus sincicial respiratório (VSR) e concentração de internações em faixas etárias específicas (Alonso *et al*., 2015; Silva *et al.*, 2019).

A manutenção da sazonalidade durante a pandemia sugere que os fatores climáticos, comportamentais e imunológicos que modulam a transmissão sazonal de patógenos respiratórios permaneceram operantes, embora a magnitude absoluta das internações tenha sido suprimida pelas medidas de controle.

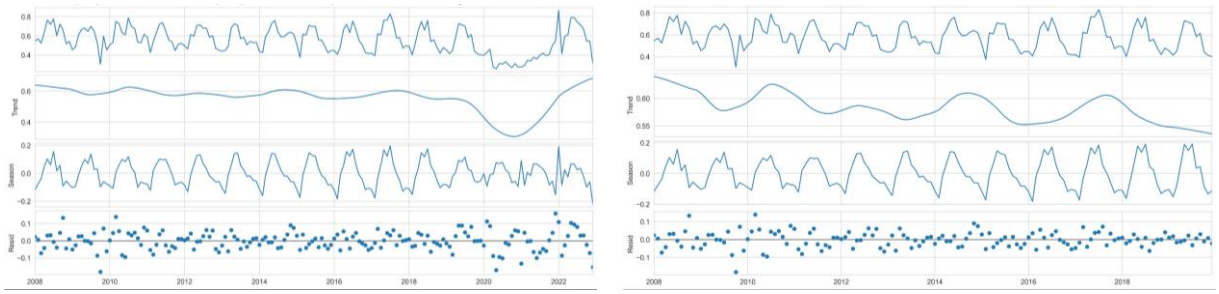
Os resíduos permanecem próximos de 1,0 durante a maior parte da série, indicando adequação razoável do modelo de decomposição. Contudo, observa-se maior dispersão e variabilidade residual no período 2020–2022, refletindo a presença de eventos não capturados pelos componentes de tendência e sazonalidade, possivelmente relacionados a ondas epidêmicas de COVID-19, variações na subnotificação e heterogeneidade espacial e temporal na expansão da pandemia (Cota, 2020; Candido *et al.*, 2020).

Essa maior volatilidade residual reforça a complexidade da dinâmica de internações durante o período pandêmico e a necessidade de abordagens analíticas que considerem rupturas estruturais e não estacionariedade nas séries temporais de saúde pública.

Para compreender a dinâmica temporal das internações respiratórias na Área 1, utilizou-se a decomposição STL da taxa de internação por 1000 habitantes, comparando o período sem pandemia (2008–2019) com o período completo que inclui a pandemia (2008–2022), na Figura 34. No cenário pré-pandêmico, a série demonstra uma tendência histórica estável e uma sazonalidade regular, com picos anuais que reforçam a influência climática sobre as enfermidades respiratórias. Contudo, a análise do período completo revela que a pandemia de COVID-19 provocou uma ruptura estrutural severa, caracterizada por uma queda abrupta na tendência em 2020, possivelmente associada ao isolamento e à reorganização do sistema de saúde, seguida por um intenso efeito rebote em 2022, o que gerou

heterocedasticidade e valores atípicos nos resíduos. Essa distorção matemática justifica a modelagem segmentada do período "Sem Pandemia", assegurando que a identificação dos padrões sazonais climáticos não seja enviesada pelas anomalias do choque sanitário.

Figura 34. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 1 – Período Com e Sem Pandemia.

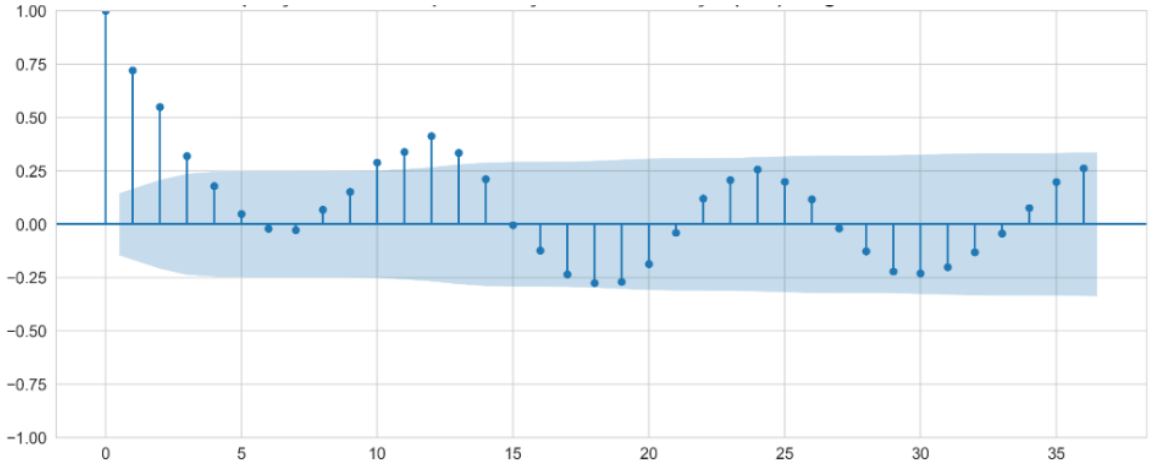


Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

As Figuras 35 e 36 apresentam, respectivamente, a função de autocorrelação (ACF) e a função de autocorrelação parcial (PACF) aplicadas à série temporal bruta de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1. Do ponto de vista metodológico, a análise prévia destes correlogramas é uma etapa fundamental na modelagem de séries temporais, pois permite diagnosticar a "memória" interna dos dados e identificar a ordem dos componentes autorregressivos (AR) e de médias móveis (MA) que irão estruturar o algoritmo SARIMAX.

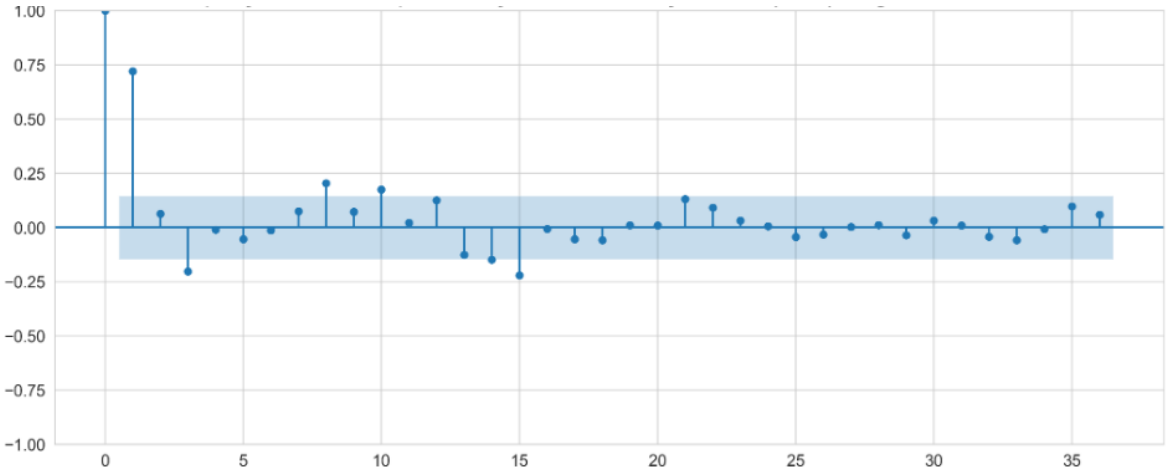
A observação da Função de Autocorrelação (ACF) revela um padrão característico de decaimento lento e gradual das defasagens (*lags*), que se mantêm estatisticamente significativas por um longo período. Esse comportamento evidencia uma série temporal dotada de forte inércia ou persistência, em que o volume de internações de um determinado mês guarda intensa correlação com os registros dos meses antecedentes. Esse panorama demonstra que a morbidade respiratória regional não se manifesta em eventos isolados, mas estrutura-se em ondas contínuas, nas quais a carga de pacientes nos hospitais gera um efeito de acúmulo e dissipação gradual. Nota-se, ainda, um padrão ondulatório no decaimento, o que denota a presença latente da sazonalidade ditada pelo clima local.

Figura 35. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Figura 36. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

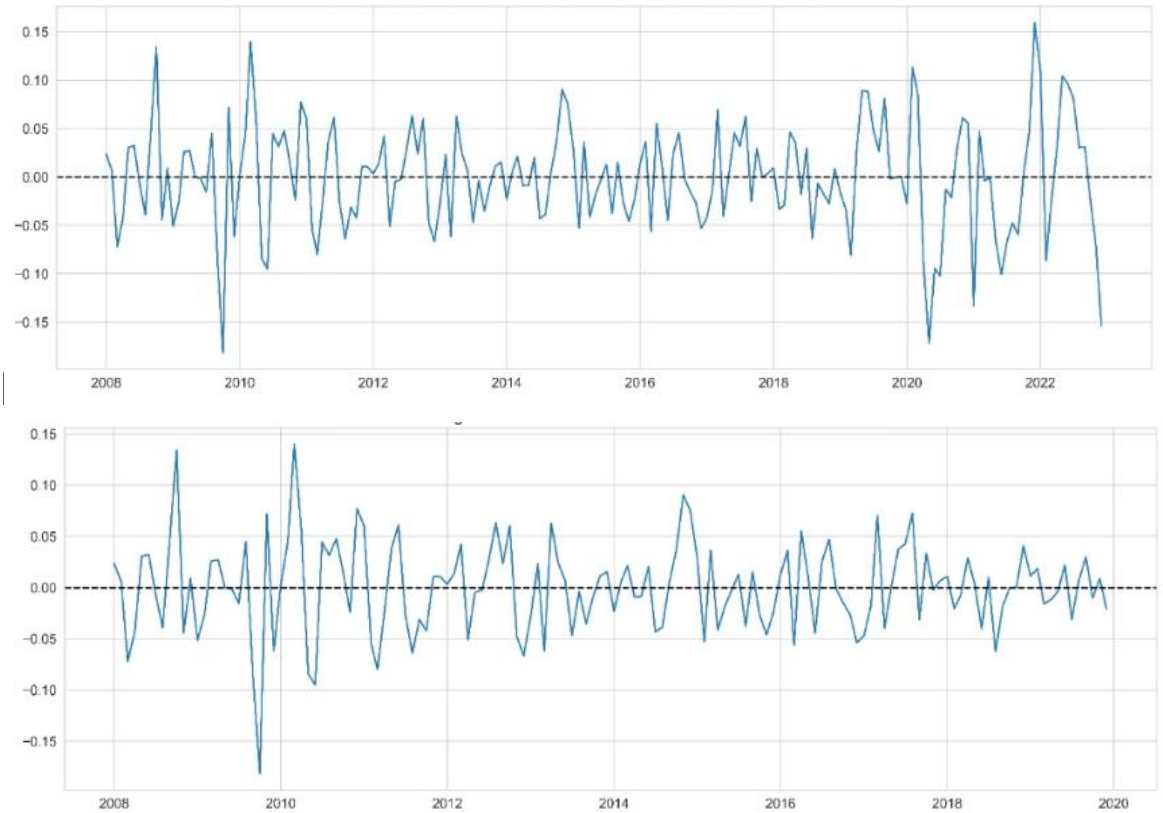
Complementarmente, a análise da função de autocorrelação parcial (PACF) expõe um cenário ainda mais preciso. O gráfico exibe um pico agudo e extremamente proeminente na primeira defasagem (*lag* 1), seguido de um corte abrupto (*cut-off*), com as defasagens subsequentes caindo drasticamente para o interior do intervalo de confiança (com exceção de pequenas oscilações sazonais). Essa assinatura gráfica indica uma forte dependência autorregressiva de ordem 1. Isso nos mostra que a melhor e mais direta explicação estrutural

para o número de internações no mês atual é, invariavelmente, a lotação hospitalar do mês anterior.

Essa análise comprova que os dados possuem uma complexa estrutura de dependência temporal (forte inércia e autorregressão). Portanto, algoritmos mais simples seriam insuficientes. Entendemos ser necessário o uso de modelos sofisticados como o SARIMAX, que possuem a capacidade matemática de isolar e tratar essa "memória" interna da série, abrindo caminho para que o verdadeiro impacto do clima e o posterior choque exógeno da pandemia possa ser medido e quantificado com precisão.

A Figura 37apresenta a extração e a análise isolada do componente de resíduos gerado pela decomposição estrutural STL. Do ponto de vista analítico, o resíduo, representa exatamente a margem de erro ou a parcela das internações que o algoritmo não conseguiu explicar nem pela tendência histórica, nem pela rítmica sazonal natural ancorada no clima. A comparação direta entre os cenários de normalidade e de crise oferece uma assinatura visual incontestável do peso do choque pandêmico.

Figura 37. Resíduos da Área 1 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A observação da Figura 37, referente ao período Sem Pandemia, demonstra um comportamento residual controlado. Os valores oscilam em uma faixa de amplitude muito estreita e simétrica em torno da linha zero, assemelhando-se ao conceito estatístico de "ruído branco". Esse padrão de estabilidade atesta que o modelo capturou com sucesso a essência do agravo na região. Ou seja, ao subtrair o efeito das variações climáticas sazonais e a tendência estrutural contínua, o que sobra é apenas uma flutuação aleatória mínima e sem impacto expressivo na lotação da infraestrutura hospitalar.

Em contrapartida, a Figura 37, período Com Pandemia documenta a completa falência estrutural provocada pelo vírus. Ao confrontar a escala geométrica de ambos os gráficos, nota-se que a amplitude dos resíduos durante a crise sanitária sofre uma dilatação extrema e desproporcional. A partir do primeiro semestre de 2020, e culminando em espículas verticalizadas ao longo de 2021, o gráfico registra anomalias consideráveis.

Como a decomposição STL é um modelo engessado pela lógica ambiental prévia, ele tenta forçar o volume assustador de pacientes da COVID-19 para dentro do desenho das ondas sazonais climáticas usuais. Sendo impossível acomodar essa demanda anômala na sazonalidade, o algoritmo estatístico expulsa todo o excedente de internações para o componente de Resíduos.

Os resultados obtidos para a Área 1 materializam a prova final do limite temporal. Elas comprovam quantitativamente que a carga viral introduzida na região foi uma força puramente exógena, tão massiva e alheia à biologia sazonal clássica que transformou o que antes era um ruído aleatório no principal volume de ocupação dos leitos hospitalares.

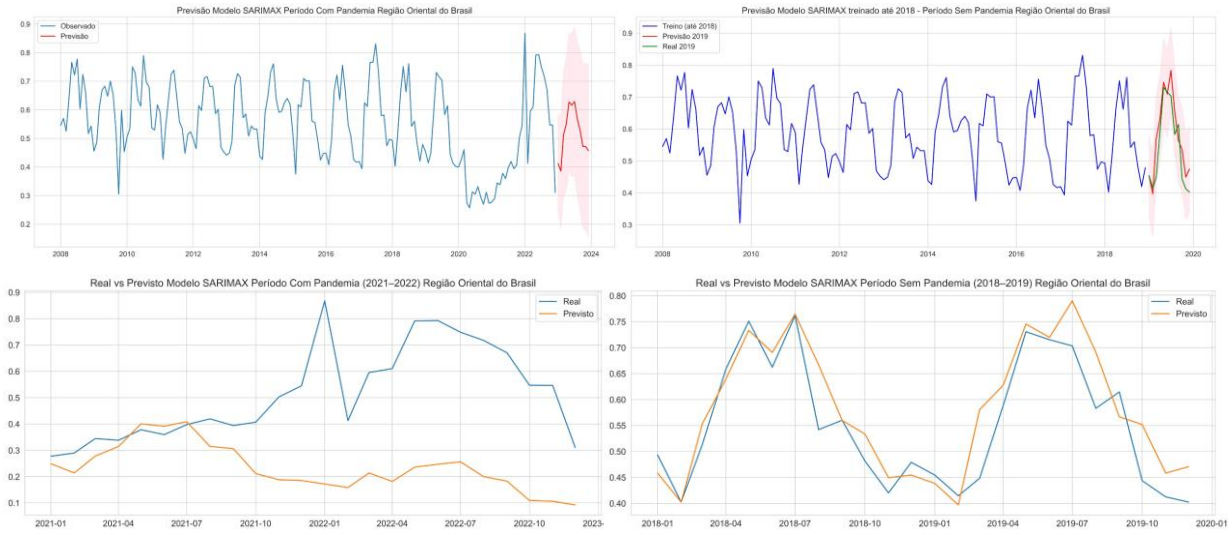
A Figura 38 apresenta os resultados da modelagem preditiva avançada utilizando o algoritmo SARIMAX, confrontando diretamente os valores observados (reais) com as projeções matemáticas geradas pelo modelo nos cenários pré-pandêmico e pandêmico. A aplicação permite processar simultaneamente a "memória" inercial da série de internações, a sua rítmica sazonal e a influência das covariáveis meteorológicas externas.

Na análise da Figura 38, referente ao período Sem Pandemia (2018–2019), observa-se que a curva de previsão acompanha fielmente o traçado da série real, capturando com exatidão não apenas a tendência de base, mas também a temporalidade e a magnitude dos picos e vales sazonais.

A linha de dados observados raramente escapa da margem de segurança estabelecida pelo intervalo de confiança do modelo. Sob a perspectiva espacial e epidemiológica, este sucesso preditivo atesta definitivamente que, em tempos de estabilidade sanitária, a dinâmica de internações respiratórias é um fenômeno altamente estruturado, cuja variância é

perfeitamente explicada pela combinação da inércia de lotação hospitalar com os gatilhos do clima regional (como as variações no regime de chuvas).

Figura 38. Previsão da Área 1 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

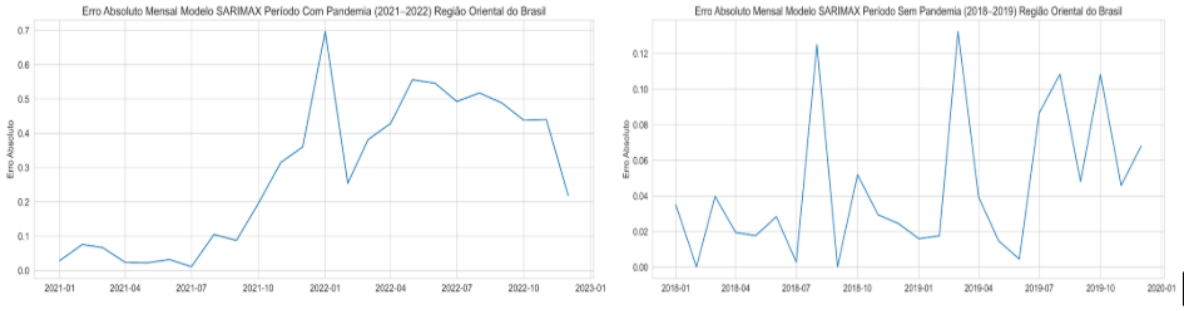
No entanto, a transição para o período Com Pandemia documenta o colapso dramático dessa previsibilidade ambiental. A previsão SARIMAX com a realidade hospitalar a partir de 2020, e com ênfase em 2021, exibe um descolamento absoluto entre as curvas. Como o algoritmo foi alimentado pelas regras do histórico climático, ele continuou projetando ondas sazonais brandas e regulares. Em contrapartida, a linha de dados reais rompe agressivamente o teto do intervalo de confiança, impulsionada pelas sucessivas ondas de contágio do SARS-CoV-2.

A sofisticação metodológica do modelo SARIMAX torna essa constatação ainda mais contundente. O descompasso brutal visualizado nestes gráficos prova que a incapacidade de prever a explosão de internações não derivou de uma limitação matemática, afinal, utilizou-se a modelagem de séries temporais mais robusta disponível, mas sim de uma mudança profunda na própria essência do adoecimento. A emergência da COVID-19 operou como um choque exógeno tão avassalador que alterou a dinâmica de internações, tornando o clima temporariamente irrelevante como bússola para a gestão do sistema de saúde na Área 1.

As Figuras 39 e 40 apresentam a avaliação de desempenho do modelo SARIMAX para a Área 1 sob a ótica da quantificação do erro preditivo. A análise gráfica dos resíduos preditivos, expressos em métricas de erro absoluto, erro com sinal (previsto menos real) e erro

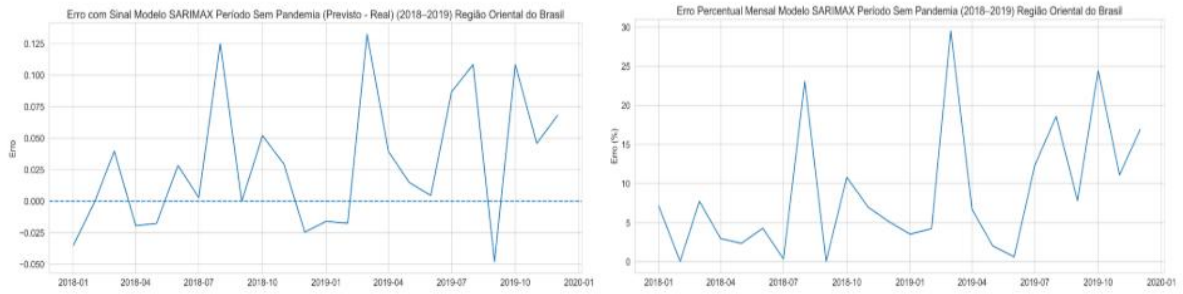
percentual, constitui a etapa de validação matemática final, permitindo mensurar com exatidão a distância entre a projeção algorítmica (baseada no clima e no histórico) e a realidade do fluxo hospitalar.

Figura 39. Erro absoluto da Área 1 - Modelo SARIMAX– Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Figura 40. Erro com sinal e erro percentual da Área 1 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A observação conjunta dos gráficos referentes ao período Sem Pandemia (2018–2019), englobando o Erro Absoluto, o Erro com Sinal e o Erro Percentual, consolida a robustez do algoritmo em cenários de normalidade sanitária. O gráfico de Erro com Sinal revela que as divergências oscilam de forma simétrica em torno do eixo zero, indicando a ausência de viés sistemático; ou seja, o modelo não possui a tendência crônica de superestimar ou subestimar as internações, mas sim de contornar a série real de forma equilibrada.

Corroborando esse achado, os gráficos de Erro Absoluto e Erro Percentual demonstram que as magnitudes dessas falhas são ínfimas, mantendo-se restritas a margens operacionais perfeitamente aceitáveis para o planejamento em saúde pública. Fica provado que, na ausência de choques biológicos externos, a rítmica climática e a inércia estrutural da própria série temporal são insumos suficientes para antecipar a demanda hospitalar da Área 1.

Em contrapartida, a introdução do gráfico de Erro Absoluto Mensal referente ao período Com Pandemia (2021–2022) ilustra, de forma irrefutável, o colapso da capacidade preditiva estrutural. Ao confrontar a métrica absoluta pandêmica com a sua contraparte do período de normalidade, observa-se uma desproporção na escala dos valores.

O erro preditivo abandona a sua faixa de controle e sofre uma escalada exponencial, registrando picos de desvio, especialmente ao longo do ano de 2021. Essa explosão na magnitude do erro traduz o momento crítico em que as variantes do SARS-CoV-2 deflagraram ondas de contágio agudas, gerando um volume real de internações que excedeu a linha de base histórica.

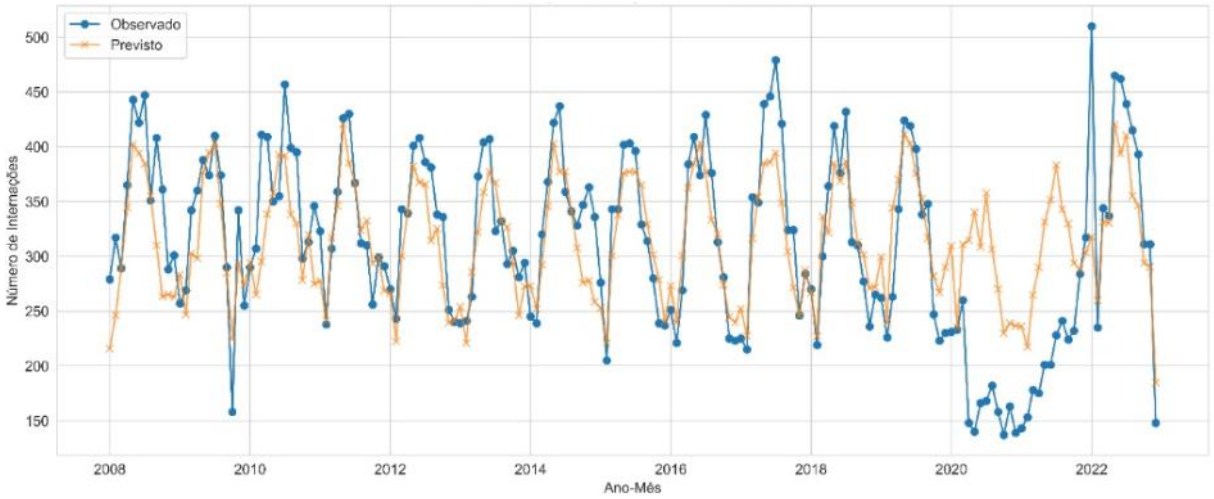
Como o modelo SARIMAX estava ancorado exclusivamente no determinismo ambiental, ele continuou projetando um cenário brando (o "inverno climático normal"), enquanto a realidade dos hospitais vivenciava o ápice da crise sanitária. Conclui-se, portanto, que a discrepância expressa nestes gráficos de erro é a materialização quantitativa da ruptura de paradigma: durante a emergência pandêmica na Área 1, a biologia do vírus invalidou o calendário meteorológico como principal preditor da morbidade respiratória.

As Figuras 41 e 42 apresentam a aplicação do Modelo de Regressão de Poisson para estimar as taxas de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 1. Do ponto de vista estatístico, a distribuição de Poisson representa a abordagem analítica clássica e basilar para a modelagem de dados de contagem em epidemiologia, buscando explicar a variação do número de hospitalizações estritamente em função de covariáveis externas, neste caso, os preditores climáticos regionais (Guimarães,2008).

A análise do gráfico referente ao período Sem Pandemia (Figura 42) evidencia o comportamento estrutural e a dependência ambiental do agravo na região. Observa-se que a linha de previsão gerada pelo algoritmo acompanha a cadência geral da série observada, conseguindo mapear os ciclos de alta e baixa demanda ditados pela meteorologia local. No entanto, o gráfico também revela uma limitação metodológica inerente a este modelo: a regressão de Poisson tende a subestimar a magnitude dos picos mais agudos de internação (Guimarães, 2008).Este distanciamento pontual ocorre porque os dados reais em saúde pública frequentemente apresentam sobredispersão (situação em que a variância dos casos é

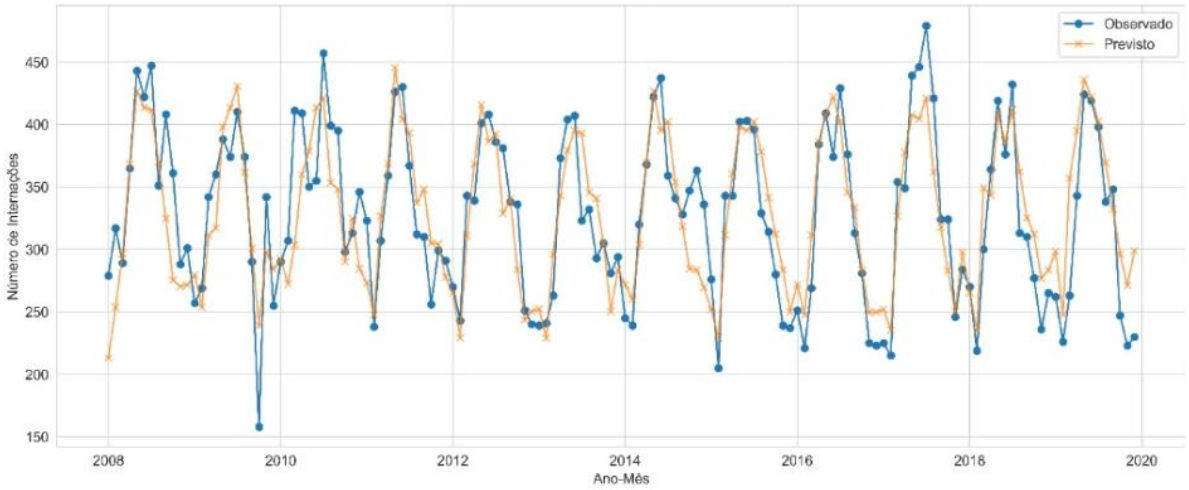
significativamente maior que a sua média estatística), violando a premissa de igualdade da distribuição de Poisson. Apesar dessa restrição técnica, em anos de normalidade, o modelo comprova que o fluxo hospitalar reage de forma consistente aos gatilhos climáticos.

Figura 41. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Figura 42. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Por outro lado, a projeção do modelo para a série histórica completa (2008 a 2022) escancara a quebra do paradigma ambiental. A partir do primeiro semestre de 2020, e atingindo um vértice verticalizado em 2021, a curva de dados observados (internações reais) sofre uma explosão atípica. Diante desse cenário, a linha de previsão de Poisson sofre um "apagão analítico", como o modelo é treinado sob a lógica das variáveis climáticas, ele

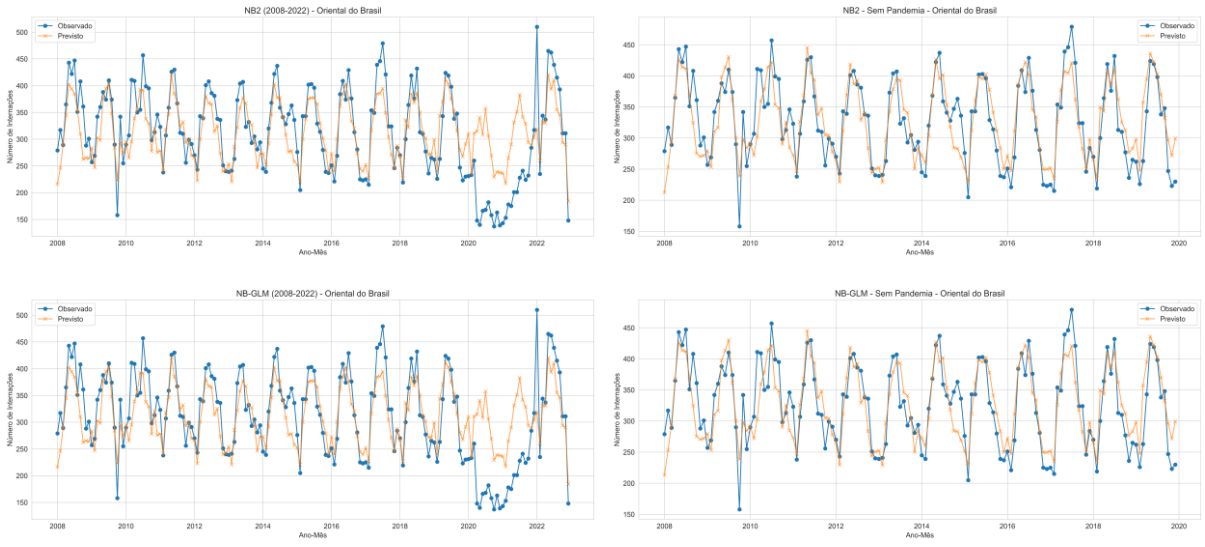
continua projetando oscilações sazonais brandas e regulares, ignorando por completo a emergência sanitária que sobrecarregava os leitos (Figura 41).

A Figura 43 apresenta os resultados das modelagens de contagem baseadas na distribuição Binomial Negativa (nas parametrizações NB-GLM e NB2) para a série de internações. Do ponto de vista metodológico, a adoção destes algoritmos constitui o refinamento analítico fundamental para corrigir o diagnóstico de sobredispersão identificado previamente no modelo regressão de Poisson (Guimarães, 2008).

Ao introduzir um parâmetro de dispersão adicional, a Binomial Negativa ganha a flexibilidade matemática necessária para acomodar a alta variância típica dos dados epidemiológicos reais.

A observação conjunta dos gráficos referentes ao período Sem Pandemia (tanto o NB-GLM quanto o NB2) revela um salto qualitativo evidente no poder preditivo do modelo. Diferentemente da regressão de Poisson, que subestimava as altas na demanda hospitalar, as curvas projetadas pelos modelos NB conseguem mapear com precisão não apenas o compasso sazonal contínuo, mas, sobretudo, a magnitude real dos picos agudos de internação. O sucesso deste ajuste confirma a hipótese estrutural: na Área 1, as oscilações agudas nas doenças do aparelho respiratório, em anos de normalidade, não são eventos aleatórios, mas respostas previsíveis de uma população biologicamente vulnerável aos extremos das variáveis meteorológicas locais.

Figura 43. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Contudo, ao lançar a projeção desses mesmos modelos sobre a série histórica (2008 a 2022), o limite estrutural do determinismo ambiental é severamente exposto. A observação da fase final do gráfico escancara o momento de ruptura, a curva de dados observados (a realidade dos hospitais) ergue-se em um pico massivo e verticalizado nos anos de 2020 e 2021, enquanto as linhas de previsão, firmemente ancoradas nos cenários climáticos, seguem inalteradas, traçando as ondas brandas de um inverno dentro da normalidade.

A análise conjunta destas figuras oferece o argumento estatístico definitivo, pois comprova que a falha em prever a explosão de casos de COVID-19 não ocorreu por uma fragilidade matemática do algoritmo, afinal, modelos sofisticados e calibrados para sobredispersão foram utilizados, mas sim porque a própria natureza do adoecimento mudou. O choque do SARS-CoV-2 inseriu uma carga viral de transmissibilidade tão autônoma e forte que invalidou os preditores climáticos, demonstrando que variáveis meteorológicas, por mais bem parametrizadas que sejam, são insuficientes para gerir o sistema de saúde diante de emergências biológicas dessa magnitude.

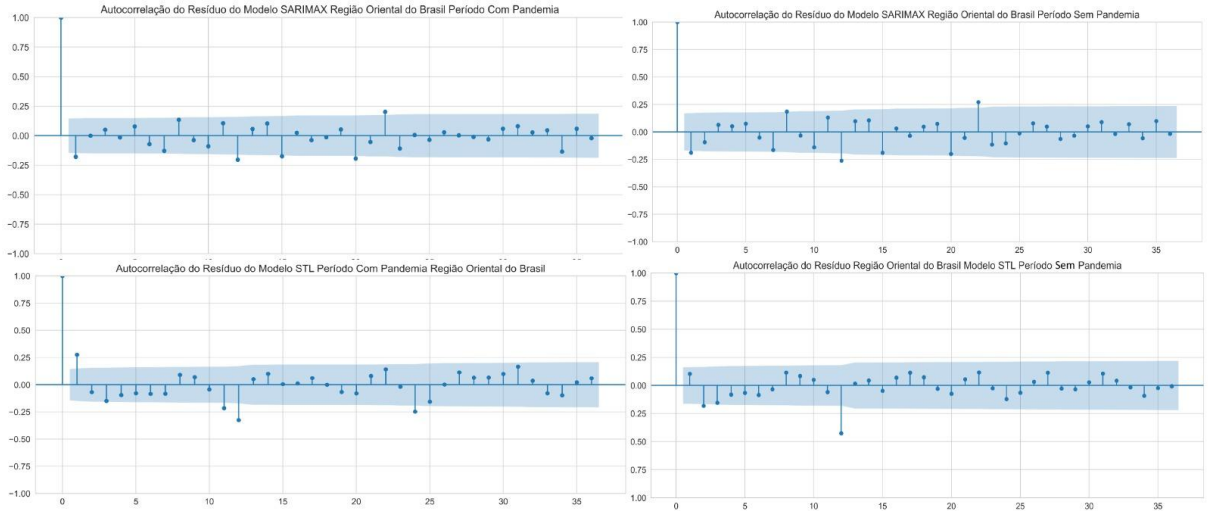
A Figura 44 apresenta os correlogramas da função de autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL para a Área 1. A análise da autocorrelação residual atua como o exame de diagnóstico em séries temporais, com objetivo de verificar se o algoritmo estatístico conseguiu extrair a "informação estrutural" (tendência, sazonalidade e efeito das covariáveis) da série de dados originais. Com isso, quando o ajuste preditivo é bem-sucedido, os resíduos remanescentes devem se comportar como "ruído branco", isto é, apresentar variações puramente aleatórias, sem nenhum padrão de repetição ou dependência temporal. Graficamente, isso é comprovado quando as defasagens (*lags*) permanecem contidas dentro da faixa sombreada azul, que delimita o intervalo de confiança estatística.

A observação conjunta dos gráficos referentes ao período Sem Pandemia revela um diagnóstico de alto rigor analítico. Nota-se que as defasagens temporais nos resíduos (tanto na decomposição STL quanto no modelo SARIMAX) encontram-se majoritariamente controladas e dentro dos limites de significância. Isso atesta que, durante a fase de estabilidade sanitária, as covariáveis climáticas locais e a rítmica sazonal natural da Área 1 foram amplamente suficientes para explicar as oscilações nas internações por doenças do aparelho respiratório. O modelo não deixou "escapar" nenhum padrão oculto, comprovando a eficácia da sazonalidade climática sobre a morbidade na região.

Por outro lado, os correlogramas referentes ao período Com Pandemia expõem uma realidade matemática drasticamente alterada. Observam-se barras ultrapassando de forma

evidente os limites do intervalo de confiança, o que indica uma autocorrelação residual significativa. Isso significa que o choque provocado pela COVID-19 inseriu uma dinâmica temporal tão anômala e agressiva nos hospitais que os modelos (calibrados para processar apenas o clima e a sazonalidade histórica) não conseguiram interpretá-la.

Figura 44. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 1.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Como as variáveis meteorológicas não explicaram o pico atípico de internações, essa variação excedente foi absorvida pelo termo de erro (resíduos) da modelagem. A presença de um padrão latente nesses resíduos pandêmicos configura-se como a prova estatística cabal de que, também na Área 1, a dinâmica biológica do vírus rompeu a normalidade climática, ditando suas próprias regras temporais de adoecimento.

3.3 Região (Tipo Climático Centro-Sul do Brasil) - Área 2

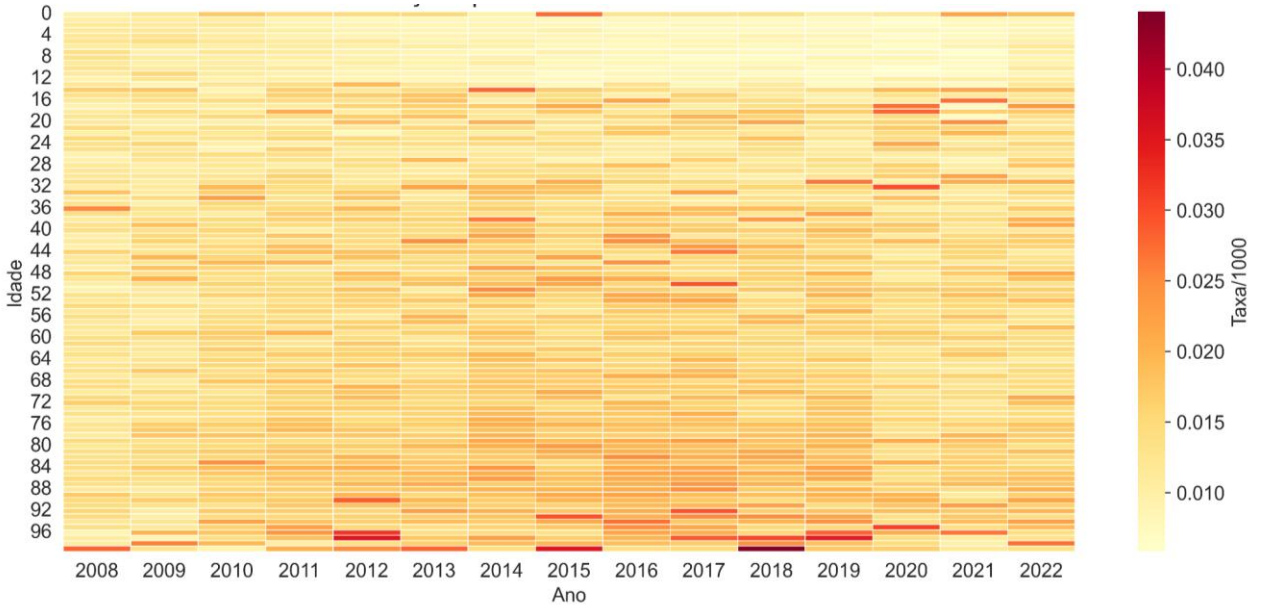
A Figura 45 apresenta um mapa de calor (*heatmap*) que detalha a evolução temporal da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2 (região Centro-Sul de Minas Gerais), estratificada por faixas etárias ao longo de toda a série histórica analisada (2008 a 2022).

A observação atenta do período pré-pandêmico (2008 a 2019) revela um padrão epidemiológico clássico, estrutural e altamente previsível. A maior carga de morbidade (indicada pelas tonalidades mais quentes, em vermelho e laranja) concentra-se de forma

sistemática nos extremos da pirâmide etária.

Destacam-se, sobretudo, os menores de 1 ano de idade, que apresentam as taxas mais elevadas da série histórica em anos de normalidade, fruto da imaturidade imunológica frente aos vírus respiratórios sazonais (como o Vírus Sincicial Respiratório) e, na outra ponta, a população idosa (especialmente a faixa de 80 anos ou mais), cuja vulnerabilidade é ditada pela senescência do sistema imune e pela presença de comorbidades. As faixas etárias intermediárias (jovens e adultos) mantêm-se em tons de azul escuro, indicando baixas taxas de internação estruturais.

Figura 45. Taxa de internações por idade e ano – Área 2.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

O advento do período pandêmico, no entanto, impõe uma tripla ruptura nesse comportamento demográfico, que pode ser lida cronologicamente no gráfico: primeiramente, no ano de 2020, nota-se uma predominância de tons azuis nas faixas etárias pediátricas, rompendo o padrão histórico de altas taxas nos menores de 1 ano. Este fenômeno é o reflexo direto do distanciamento social e fechamento de creches e escolas, que suprimiram drasticamente a circulação dos vírus respiratórios sazonais infantis.

Em seguida, o ano de 2021 materializa o ápice da crise sanitária, configurando uma profunda inversão do perfil de risco. O gráfico exibe um aumento de internações (tons de amarelo, laranja e vermelho) que transborda os limites da terceira idade e atinge massivamente a população adulta (a partir dos 30 anos).

Essa mancha de alta incidência alargada pelo centro do gráfico comprova que as variantes mais agressivas da COVID-19 (como a variante Gama) vitimaram parcelas da população economicamente ativa que, historicamente, não demandavam internação hospitalar por causas respiratórias.

Por fim, o ano de 2022 ilustra o início de uma transição para um novo cenário. Observa-se a diminuição das taxas de internação nas faixas adultas, um triunfo direto do avanço da campanha de vacinação contra a COVID-19, concomitantemente ao retorno acentuado (em tons de vermelho escuro) das internações nos menores de 1 ano, evidenciando a retomada da circulação dos vírus respiratórios sazonais clássicos após o relaxamento do distanciamento social.

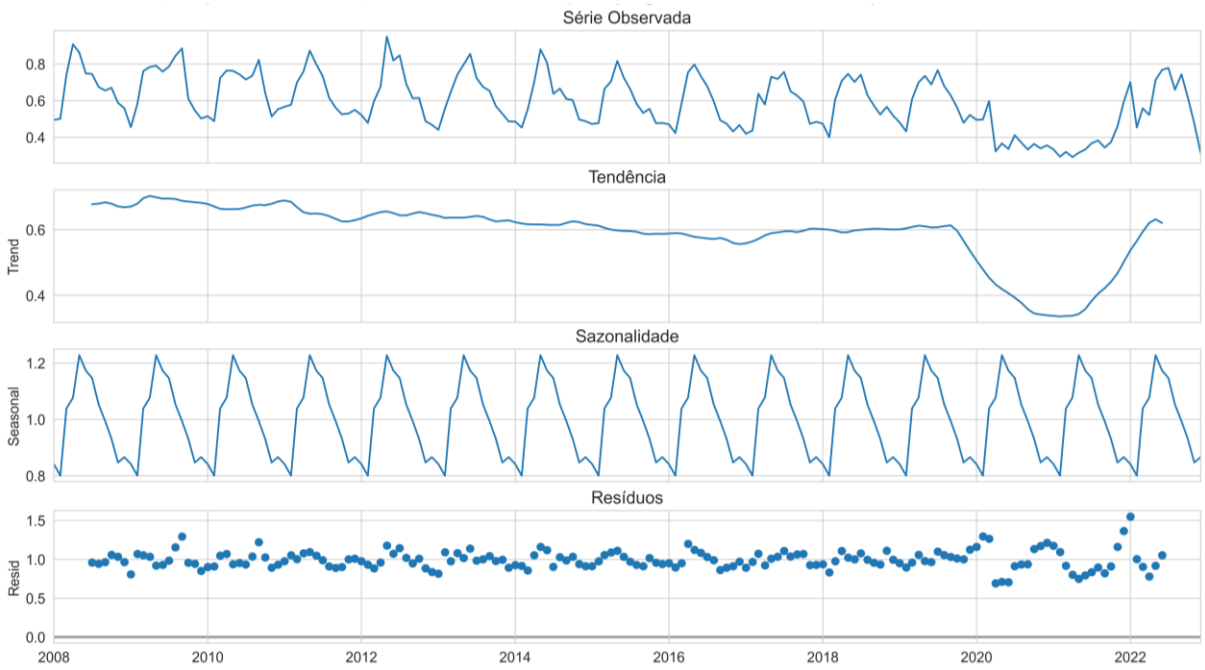
Em suma, o mapa de calor comprova que a pandemia não alterou apenas a volumetria e a temporalidade climática das internações, mas provocou uma desestruturação demográfica, deslocando o eixo de vulnerabilidade respiratória, antes restrito aos extremos de idade, para o centro da pirâmide populacional.

Para a compreensão da dinâmica evolutiva das morbidades respiratórias na Área 2, procedeu-se à extração dos componentes da série temporal por meio do método STL, conforme ilustrado na Figura 46. A análise do painel primário, referente à série original da taxa de internações, em conjunto com o seu respectivo componente de tendência, demonstra um comportamento majoritariamente estável e com leve viés de declínio ao longo da primeira década do recorte temporal (2008 a 2019). Complementarmente, o isolamento do fator sazonal evidencia uma estrutura cíclica anual altamente regular e bem definida, atestando a presença de picos de internação sistemáticos que corroboram a premissa de que as variações climáticas inerentes às estações do ano exercem influência direta sobre o agravamento das doenças do aparelho respiratório na região.

Em contrapartida, a observação do terço final da série temporal denota uma severa quebra estrutural em decorrência do choque exógeno provocado pela pandemia da COVID-19. A partir do ano de 2020, o componente de tendência registra uma queda abrupta e atípica, possivelmente atrelada às medidas de distanciamento social e à subnotificação ou represamento de atendimentos de outras etiologias respiratórias, sendo imediatamente sucedida por um pico de rebote vertiginoso que atinge o seu ápice em 2022. Esse distúrbio sistêmico reflete-se de maneira categórica no componente residual, o qual transita de um padrão de ruídos controlados no período pré-pandêmico para um comportamento acentuadamente heterocedástico, marcado por outliers de alta magnitude positiva e negativa. Tais anomalias estatísticas atestam que as perturbações observadas a partir de 2020

transcendem a dinâmica sazonal climática regular, fornecendo a justificativa metodológica necessária para o tratamento segmentado desse período nas subsequentes modelagens preditivas e explicativas da pesquisa.

Figura 46. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2, utilizando o método STL.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

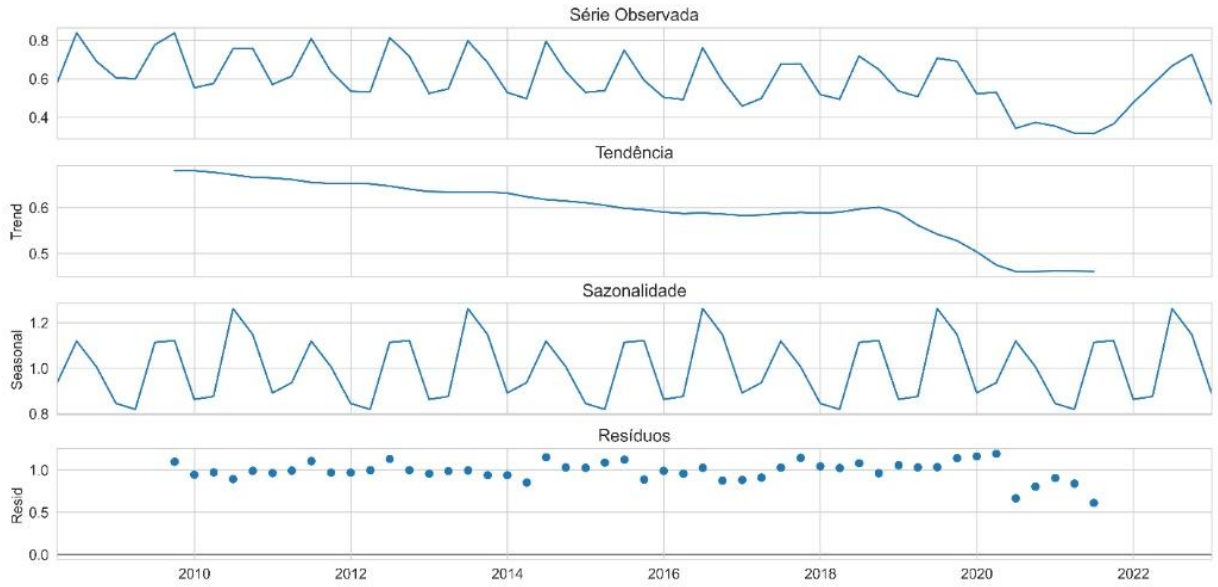
A Figura 47 apresenta o correlograma da Função de Autocorrelação (ACF) aplicado à série temporal das taxas de internação na Área 2, com os dados agregados em escala trimestral e abrangendo especificamente o período com pandemia (a partir de 2020). O eixo horizontal (X) indica as defasagens em trimestres (*lags*), enquanto o eixo vertical (Y) expressa o coeficiente de autocorrelação, acompanhado da faixa sombreada que delimita o intervalo de confiança estatística.

A mudança na escala de agregação temporal (de mensal para trimestral) durante o período pandêmico revela uma dinâmica analítica peculiar. Observa-se que a primeira defasagem (*lag* 1, equivalente a um trimestre) apresenta uma correlação positiva forte e estatisticamente significativa, indicando que a sobrecarga do sistema de saúde tendeu a persistir ou influenciar fortemente o trimestre subsequente.

Contudo, o aspecto mais notável deste gráfico é a ausência de picos significativos em defasagens mais longas, especialmente no *lag* 4 (o qual, em uma escala trimestral,

corresponde ao ciclo de 12 meses ou um ano). Diferentemente das análises referentes a períodos pré-pandêmicos, em que o ciclo anual de inverno marcava a série de forma profunda e repetitiva, a série trimestral durante a pandemia não demonstra uma repetição cíclica anual estatisticamente significativa. A correlação no *lag* 4 e nas defasagens subsequentes encontra-se dentro dos limites do intervalo de confiança.

Figura 47. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2 – Período Com Pandemia. Fonte DATASUS.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

No âmbito da Geografia da Saúde, essa constatação corrobora fortemente a hipótese central do estudo. A supressão da assinatura sazonal (o sumiço do ciclo anual) nos dados trimestrais pandêmicos comprova que o fluxo de internações passou a ser ditado pelo compasso anárquico das ondas de contágio do SARS-CoV-2.

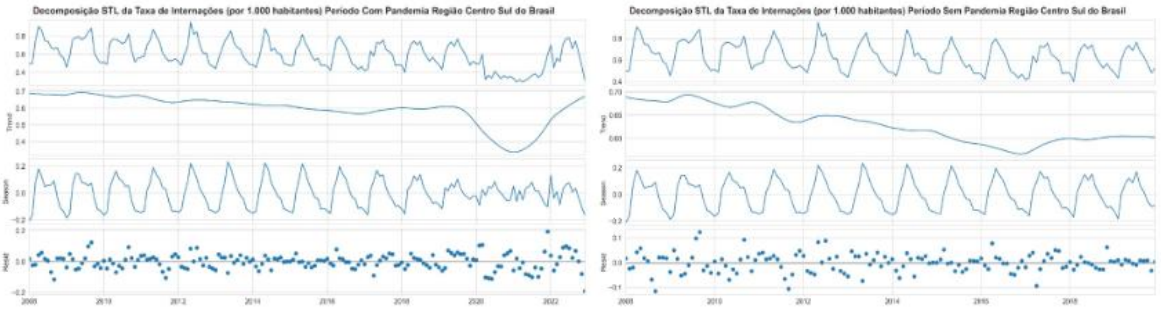
As explosões de morbidade respiratória ocorreram em blocos de tempo atípicos (trimestres de alta transmissão viral) que não respeitaram o rigoroso calendário climático imposto pelas estações do ano. Dessa forma, ratifica-se que a crise sanitária desconfigurou temporalmente a dependência estrutural que a região mantinha com seus padrões meteorológicos.

A análise da dinâmica temporal das internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2 foi aprofundada por meio do método de Decomposição de Séries Temporais (STL), cujos resultados estão expressos na Figura 48.

Este procedimento metodológico se torna fundamental na modelagem preditiva, pois

permite fragmentar os dados brutos observados em três componentes matematicamente distintos: a Tendência (que indica a direção de longo prazo da série), a Sazonalidade (que isola os padrões cíclicos regulares) e o Resíduo (que representa o ruído, ou seja, as flutuações aleatórias que o modelo não consegue explicar pelos dois componentes anteriores).

Figura 48. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 2 – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A avaliação isolada do período sem pandemia (2008 a 2019) evidencia um cenário de notável estabilidade epidemiológica e forte previsibilidade. Observa-se que a componente de tendência apresenta flutuações suaves ao longo da década, sem rupturas abruptas. Contudo, o grande destaque analítico reside na componente sazonal, que exibe um padrão ondulatório perfeito e constante.

Os picos de internação alinham-se sistematicamente aos meses de outono e inverno, consolidando a hipótese de que, em cenários de normalidade sanitária, a morbidade respiratória na região é majoritariamente governada pelos determinantes climáticos, com ênfase na associação entre a queda das temperaturas e o acentuado déficit pluviométrico. A adequação desse determinismo ambiental é atestada pelo painel de resíduos deste recorte temporal, que se mantém confinado em uma faixa estreita de dispersão (predominantemente entre -1 e 1), indicando que os fatores climato-sazonais explicam quase a totalidade das variações nas hospitalizações.

Em contrapartida, a inserção dos dados do período com pandemia (a partir de 2020) impõe uma ruptura estrutural da série histórica. A decomposição referente à série completa e os recortes específicos da pandemia (em escalas mensal e trimestral) ilustram de forma nítida o choque provocado pela COVID-19.

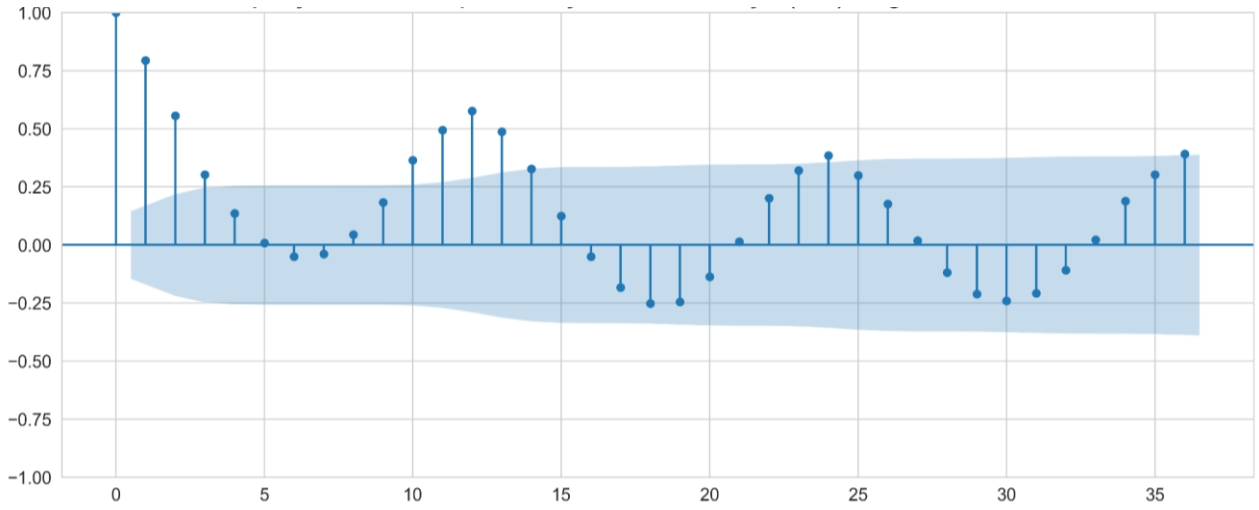
A Figura 49 apresenta o correlograma da Função de Autocorrelação (ACF) aplicado

à série temporal original das taxas de internação na Área 2, previamente a qualquer processo de modelagem ou extração de tendência. Semelhante aos gráficos anteriores, o eixo horizontal (X) indica as defasagens temporais mensais (*lags*), enquanto o eixo vertical (Y) expressa o coeficiente de autocorrelação, acompanhado da faixa azul que delimita o intervalo de confiança estatística para um ruído branco.

A análise visual do gráfico revela um padrão estrutural, com as hastes de correlação mostrando um decaimento extremamente lento, assumindo um formato de ondas cíclicas (comportamento senoidal). Observa-se a formação de picos positivos acentuados e estatisticamente significativos nas defasagens múltiplas de doze meses (notadamente nos *lags* 12, 24 e 36), os quais são intercalados por vales de correlação negativa e igualmente significativos (localizados em torno dos *lags* 6, 18 e 30). Esse padrão oscilatório persistente, cujas correlações extrapolam amplamente a zona sombreada, é a assinatura clássica de uma série temporal não estacionária e dotada de uma fortíssima componente sazonal.

A interpretação epidemiológica desse correlograma é direta e fundamental para a consolidação da hipótese de pesquisa. Os picos positivos a cada 12 meses demonstram que a taxa de morbidade respiratória de um determinado mês possui alta correlação com o mesmo mês dos anos anteriores.

Figura 49. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 2.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

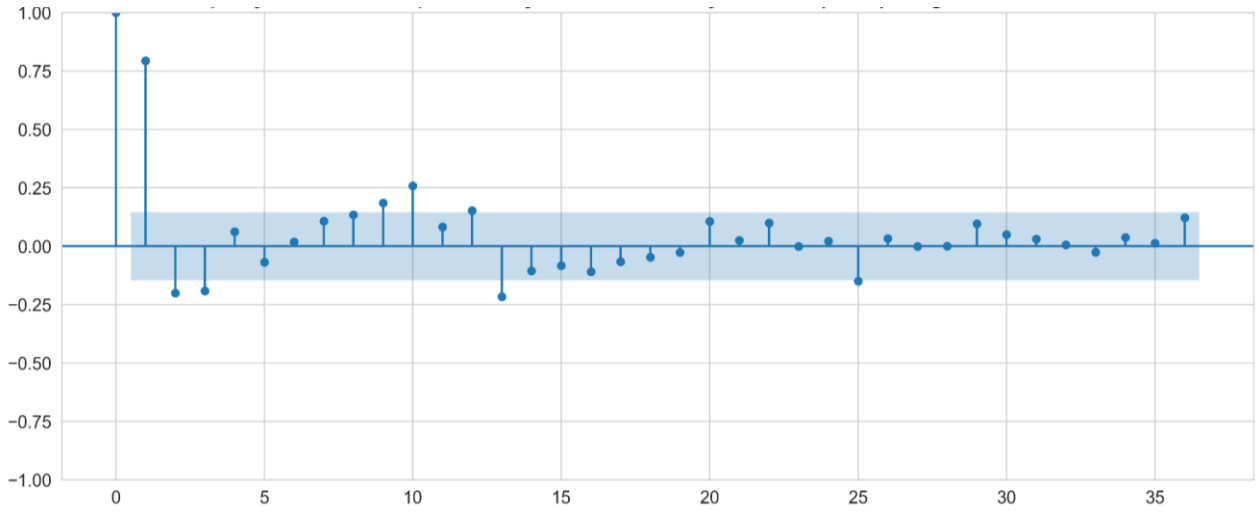
As correlações negativas no intervalo de seis meses refletem a drástica transição entre as estações do ano: a dinâmica de internações dos meses de inverno (períodos de alta

demanda hospitalar induzida pela queda de temperatura e umidade) comporta-se de maneira diametralmente oposta à dinâmica dos meses de verão (períodos de menor incidência, associados ao aumento da pluviosidade).

Este comportamento rítmico atesta de forma contundente que o agravo do aparelho respiratório na Área 2 obedece a um rigoroso e previsível ciclo anual, estritamente ditado pelas condicionantes atmosféricas e climáticas locais. Além de confirmar a forte dependência ambiental do fenômeno, a estrutura revelada pelas figuras acima, justifica e referenda, do ponto de vista metodológico, a adoção de modelos preditivos que incorporem parâmetros autorregressivos e de sazonalidade, a exemplo do algoritmo SARIMAX utilizado.

A Figura 50 exibe o correlograma da Função de Autocorrelação Parcial (PACF) referente à série temporal original das taxas de internação na região. Diferentemente da função ACF (que mensura a correlação total acumulada), a PACF tem o objetivo estatístico de isolar e quantificar apenas o efeito direto que um período passado exerce sobre o presente, filtrando as influências dos meses intermediários (Morettin; Toloi, 2006).

Figura 50. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 2.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

O gráfico da Função de Autocorrelação Parcial (PACF) (Figura 50), referente à série temporal, revela uma estrutura de dependência temporal complexa e estatisticamente significativa na série de internações. Ao analisar o comportamento das defasagens (lags), observa-se que as hastes iniciais, mais especificamente as defasagens 1, 2 e 3, rompem de forma evidente o limite de significância estabelecido pelo intervalo de confiança. Do ponto de

vista matemático, o salto dessas primeiras defasagens indica uma forte inércia e autorregressão de curto prazo no sistema. Isso significa que o volume de hospitalizações em um determinado período exerce uma influência direta e contínua sobre os períodos imediatamente subsequentes, criando um efeito cascata no sistema de saúde local. Além dessa forte "memória" inicial, nota-se também um rompimento significativo do limite de confiança na defasagem 13. Epidemiologicamente, esse achado comprova que, além da dependência de curto prazo, a Área 2 obedece a um ciclo rigoroso de adoecimento respiratório que se repete a cada 12 meses, impulsionado pelas dinâmicas climáticas estacionais. Em suma, o gráfico atesta quantitativamente que os dados não são aleatórios, justificando a adoção de modelos matemáticos avançados capazes de processar simultaneamente essa dupla estrutura de inércia e sazonalidade.

Para complementar a análise da decomposição estrutural da série temporal, a Figura 51 isola e detalha o comportamento do componente Residual extraído pelo método STL, comparando diretamente os cenários pré-pandêmico e pandêmico. Na modelagem de séries temporais, o resíduo representa o "ruído branco" do sistema, isto é, a parcela de variância dos dados brutos que não pôde ser explicada nem pela tendência de longo prazo, nem pela sazonalidade histórica. A magnitude e o comportamento desse resíduo operam como o principal termômetro para diagnosticar se o adoecimento obedece às regras ambientais ou se sofreu interferências atípicas severas. A observação do gráfico referente ao período sem pandemia evidencia um cenário de controle e previsibilidade. Os resíduos oscilam de forma contida, homogênea e aleatória dentro de uma faixa bastante estreita de dispersão

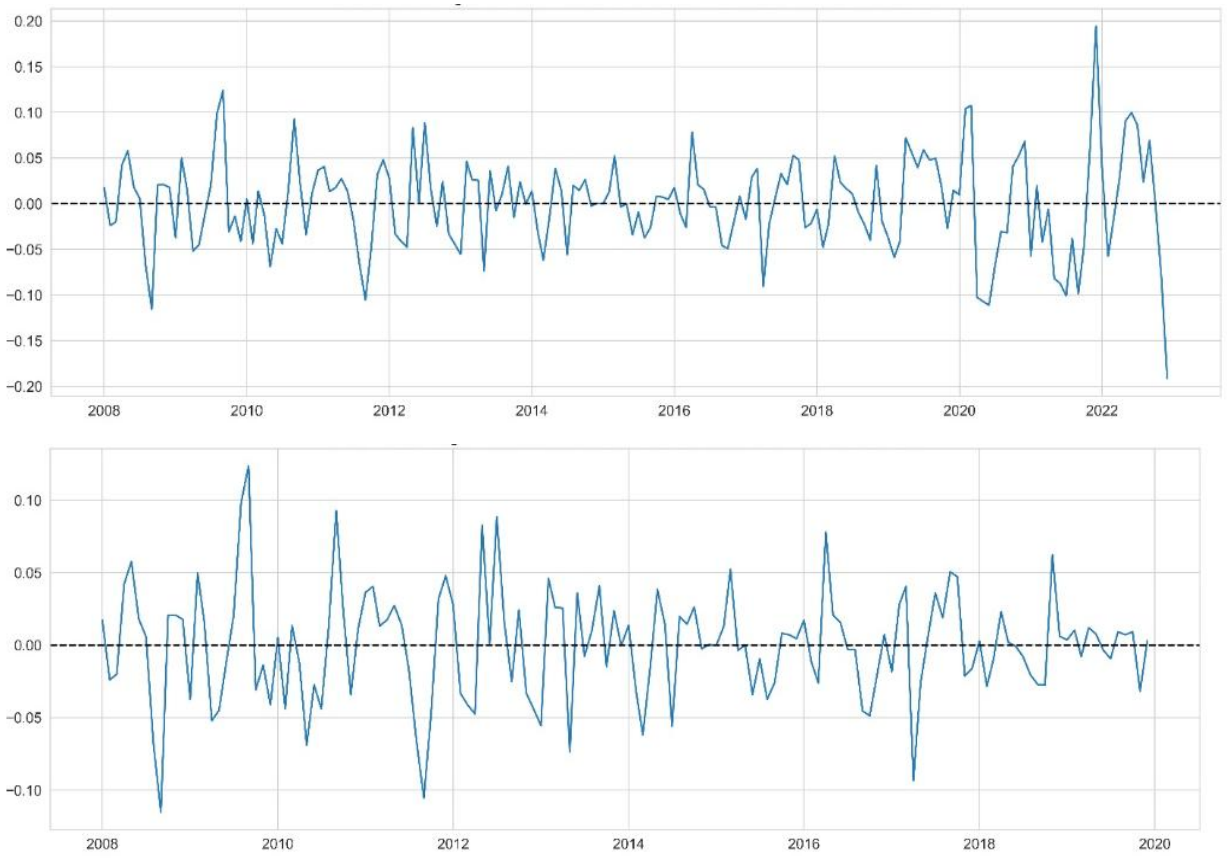
Esta estabilidade matemática traduz o sucesso do modelo em capturar a essência da dinâmica de internações. Do ponto de vista epidemiológico, esse perfil residual atesta que, em anos de normalidade sanitária, a morbidade respiratória na Área 2 é quase integralmente regida pela sua rigorosa sazonalidade climática e por sua tendência natural. A ausência de sobressaltos nos resíduos comprova que não ocorrem choques externos significativos; o fluxo hospitalar é estrutural, dependente do clima e, portanto, previsível.

Em oposição, para o período pandêmico, o padrão de estabilidade é abruptamente corrompido, dando lugar a uma extrema volatilidade caracterizada por picos agudos de alta magnitude. Como o componente sazonal do algoritmo STL foi parametrizado com base nas oscilações climáticas normais (as tradicionais ondas de frio e seca do inverno), ele foi incapaz de acomodar matematicamente a explosão anômala de internações gerada pelo SARS-CoV-2. Consequentemente, esse imprevisível e alto volume de hospitalizações, que não respeitou a sazonalidade climática, foi movido para o componente residual, extrapolando a escala do

gráfico.

A justaposição destas duas figuras fornece a assinatura visual definitiva do choque exógeno. A discrepância brutal entre os resíduos prova quantitativamente que a dinâmica do contágio pandêmico suplantou o determinismo ambiental. As ondas de transmissão desestruturaram a rítmica natural do sistema de saúde regional, gerando um montante de casos tão atípico e volumoso que os ciclos meteorológicos tradicionais se mostraram totalmente inaptos para explicá-los.

Figura 51. Resíduos da Área 2 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

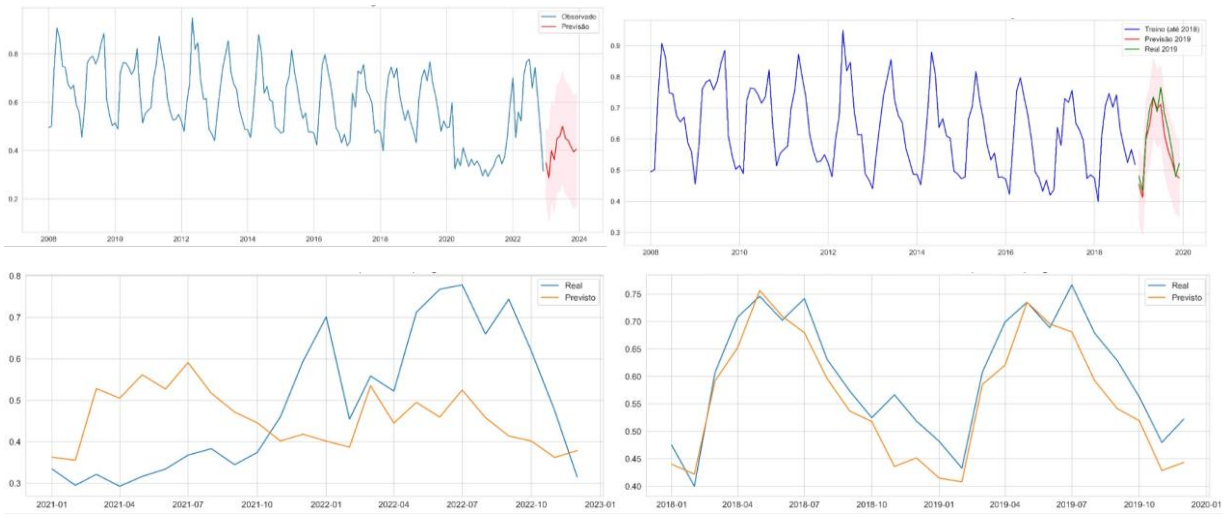
Os gráficos da Figura 52 consolidam a avaliação do modelo SARIMAX, evidenciando a sua performance em dois contextos distintos: o cenário de estabilidade pré-pandémica e o período de crise sanitária. O SARIMAX, por integrar componentes autorregressivos, médias móveis e, fundamentalmente, a sazonalidade e variáveis exógenas climáticas, representa o expoente máximo da modelagem preditiva utilizada nesta investigação para compreender a dinâmica das internações na Área 2.

Na Figura 52, referente ao período sem pandemia (treinado com dados até 2018 e testado nos anos de 2018 e 2019), observa-se uma acurácia preditiva de excelência. A linha de previsão (tracejada em vermelho) sobrepõe-se de forma quase simétrica à série observada (linha contínua em azul), capturando com precisão tanto a amplitude dos picos de inverno quanto a retração dos vales de verão.

Este resultado valida o modelo como uma ferramenta robusta para o planejamento hospitalar em condições de normalidade, ratificando que o ritmo das doenças respiratórias na região é estruturalmente acoplado à variabilidade climática sazonal e à persistência temporal dos casos.

Contudo, a análise do período com pandemia (2020-2022) revela uma rutura absoluta na capacidade de antecipação do modelo (Figura 52). Enquanto a linha de previsão SARIMAX mantém o seu comportamento cíclico e sazonal, projetando o que seria o comportamento 'natural' e esperado do adoecimento respiratório sob influência exclusiva do clima, os dados reais (em azul) apresentam desvios violentos e anómalos. O maior destaque reside no ano de 2021, em que se verifica um pico de internações sem precedentes históricos, totalmente dissociado das previsões baseadas no histórico climático.

Figura 52. Previsão da Área 2 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Esta divergência gráfica constitui a prova estatística definitiva de que a pandemia de COVID-19 operou como um choque exógeno de tal magnitude que suplantou o determinismo ambiental. A dinâmica de transmissão viral, a emergência de variantes e as alterações no

comportamento social alteraram a lógica temporal das hospitalizações.

Assim, os padrões meteorológicos, outrora soberanos na explicação da saúde pública regional, tornaram-se preditores insuficientes durante a vigência de uma emergência sanitária global, demonstrando que a biologia do contágio se sobrepôs ao rigor das estações do ano.

Ao analisar a Figura 53, referente ao período sem pandemia (2018 a 2019), constata-se uma elevada precisão na capacidade de previsão do modelo. O gráfico de "Erro Absoluto Mensal"revela magnitudes de desvio substancialmente baixas (predominantemente inferiores a 0,25). Esse alto grau de acerto é corroborado pelo gráfico de "Erro Percentual Mensal" (Figura 54), o qual demonstra que as previsões oscilaram em margens percentuais seguras e aceitáveis para o planejamento em saúde pública. Adicionalmente, a análise do "Erro com Sinal (Previsto - Real)" (Figura 54) é de suma importância metodológica: observa-se que os erros alternam aleatoriamente entre subestimativas (valores negativos) e superestimativas (valores positivos), não havendo um viés sistemático.

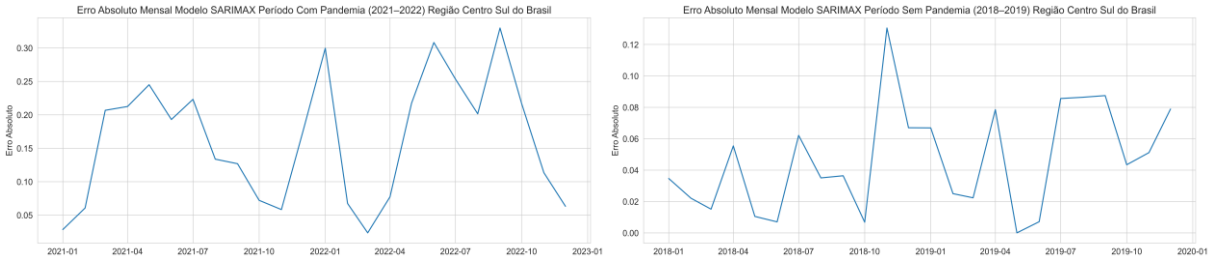
Em outras palavras, o modelo não erra consistentemente para um único lado. No contexto da Geografia da Saúde, essa performance de excelência consolida a tese de que, em anos de normalidade, a taxa de internações respiratórias é estritamente regida pelo compasso das estações do ano e pelas flutuações das variáveis atmosféricas, permitindo que a gestão hospitalar antecipe as demandas com base na previsibilidade climática.

O cenário altera-se de forma drástica quando o modelo é submetido aos dados do período com pandemia (2021 a 2022). O gráfico de "Erro Absoluto Mensal" (Figura 53) correspondente a este recorte temporal evidencia um colapso na capacidade preditiva baseada no histórico climático. Observa-se uma explosão na magnitude dos erros, com picos severos concentrados no primeiro semestre de 2021 (com valores ultrapassando a marca de 0,6). Nesse período, variantes agressivas e com alto poder de transmissão do COVID-19 circulavam no território brasileiro, o que gerou grande ocupação dos leitos hospitalares.

Como o algoritmo SARIMAX foi matematicamente estruturado para aprender os ciclos de adoecimento moldados pelas reduções de temperatura e pluviosidade típicas do inverno, o modelo foi incapaz de prever a avalanche de internações gerada pela dinâmica viral, que ocorreu de forma independente do clima e em períodos atípicos do ano.

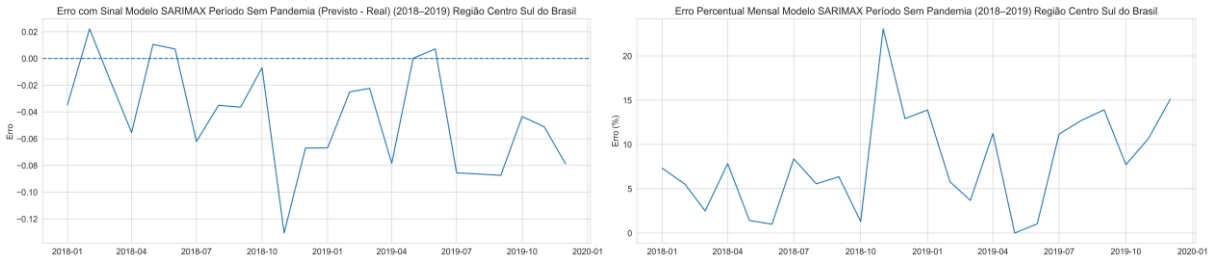
Conclui-se, que as variáveis meteorológicas são determinantes confiáveis e precisos para a previsão da morbidade respiratória estrutural da área. Contudo, em eventos de emergência pandêmica, a temporalidade do contágio sobrepõe-se à sazonalidade climática, exigindo a incorporação de novas variáveis epidemiológicas aos modelos de previsão.

Figura 53. Erro absoluto da Área 2 - Modelo SARIMAX – Período Com e SemPandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Figura 54. Erro com sinal e erro percentual da Área 2 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

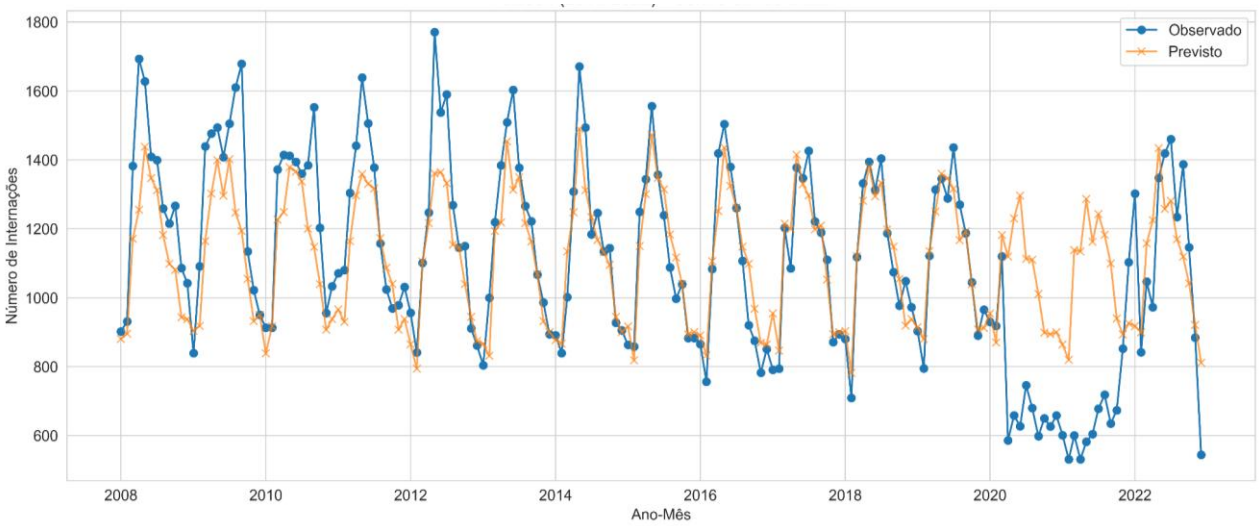
A Figura 55 apresenta o ajuste do modelo de regressão de Poisson aplicado à série histórica completa (2008 a 2022) das internações por doenças do aparelho respiratório na Área 2. A visualização gráfica sobrepõe os dados reais (linha contínua em azul, correspondente ao "Observado") às estimativas matemáticas geradas pelo modelo (linha tracejada em vermelho, referente ao "Previsto").

Como a distribuição de Poisson é uma ferramenta clássica na epidemiologia para a modelagem de eventos de contagem (como o fluxo mensal de pacientes), o gráfico permite avaliar a eficácia do modelo em antecipar o volume de hospitalizações ao longo de diferentes cenários sanitários.

A análise do recorte que compreende o período pré-pandêmico (2008 até o final de 2019) revela um desempenho preditivo consistente. O modelo de Poisson consegue capturar e simular com boa precisão a rítmica sazonal das internações, acompanhando a formação dos vales e dos picos cíclicos anuais que ocorrem durante o período de inverno. Essa forte aderência entre a previsão e a realidade atesta que, em anos de normalidade epidemiológica, a

morbidade respiratória na região é um fenômeno previsível, estruturado em bases anuais e fortemente governado pelas condições climáticas e atmosféricas locais.

Figura 55. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 2.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

No entanto, a inserção do período pandêmico (a partir de 2020) expõe de forma dramática o limite analítico desta modelagem. O gráfico mostra que a linha azul (dados reais) sofre uma elevação abrupta, atípica e exponencial, atingindo patamares sem precedentes ao longo do ano de 2021, um reflexo direto do colapso hospitalar gerado pelas ondas de contágio do SARS-CoV-2.

Em contrapartida, a linha vermelha de previsão prossegue inalterada em seu comportamento ondulatório padrão, projetando apenas a sazonalidade climática esperada para aqueles meses e falhando integralmente em captar a explosão de internações.

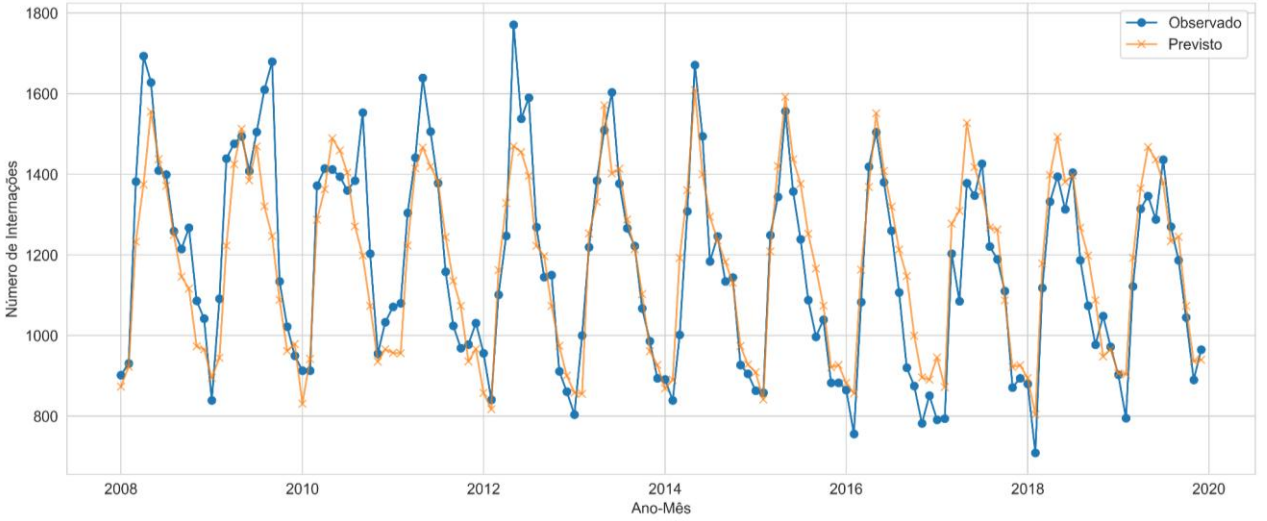
Essa divergência brutal e visualmente clara entre o previsto e o observado consolida a principal evidência quantitativa da pesquisa. A Figura 56, comprova que a pandemia de COVID-19 atuou como um choque exógeno de magnitude extrema, responsável por romper a dependência histórica que o adoecimento respiratório mantinha com o clima regional.

Evidencia-se, assim, que modelos preditivos estritamente balizados por covariáveis climáticas e pela sazonalidade perdem sua eficácia durante emergências sanitárias agudas, uma vez que a virulência e a dinâmica anárquica da transmissão viral se sobrepõem ao previsível rigor das estações do ano.

Na medida em que, apresenta em detalhes o ajuste preditivo do modelo de regressão de Poisson aplicado exclusivamente ao período pré-pandêmico (2008 a 2019), cenário

caracterizado pela estabilidade sanitária na área. O gráfico detalha a sobreposição temporal entre a série real de internações ("Observado") e as estimativas matemáticas geradas pelo algoritmo estatístico ("Previsto").

Figura 56. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 2.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A inspeção visual deste recorte específico confirma a elevada aderência do modelo aos dados históricos em anos de normalidade epidemiológica. A curva de previsão consegue mapear e reproduzir com notável precisão a rítmica sazonal do agravo respiratório, capturando o exato compasso das sucessivas elevações de morbidade que se concentram repetidamente nos meses de outono e inverno.

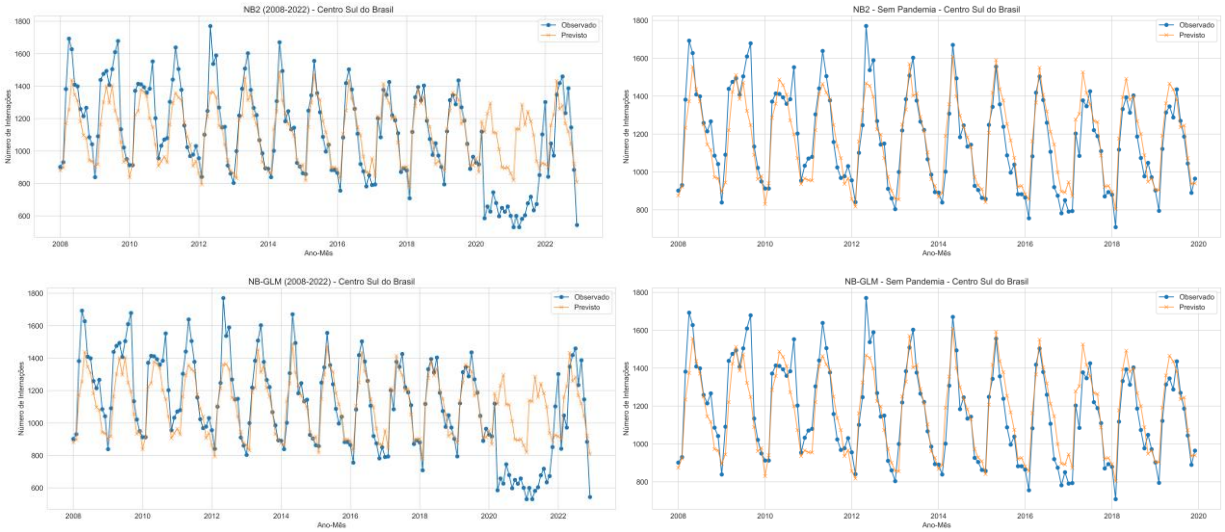
Contudo, do ponto de vista metodológico, o gráfico também evidencia uma característica inerente a essa modelagem de contagem: a regressão de Poisson tende a promover uma suavização matemática (*smoothing*) da curva preditiva (Guimarães, 2008). Como reflexo prático disso, observa-se que, embora o modelo acerte o tempo exato das flutuações, ele subestima de forma consistente a magnitude dos picos mais agudos de internação registrados no ápice de determinados invernos (a linha vermelha geralmente não atinge o topo das maiores agulhadas da linha azul).

Apesar dessa suavização dos valores extremos, a capacidade estrutural do modelo em acompanhar os ciclos de forma fidedigna ao longo de mais de uma década possui profunda relevância para a argumentação na Geografia da Saúde. Esse comportamento atesta que, na ausência de choques exógenos (como surtos e pandemias), a demanda hospitalar por doenças do aparelho respiratório na região não oscila de forma aleatória. Pelo contrário, ela obedece a

um rigoroso e previsível determinismo ambiental, sendo balizada diretamente pelas condições atmosféricas anuais, notadamente a combinação deletéria de baixas temperaturas e déficits pluviométricos. Fica provado, portanto, que o clima regional atua como o principal motor estrutural da morbidade respiratória, permitindo antecipar o fluxo do sistema de saúde sob condições habituais.

Os gráficos da Figura 57 apresentam os resultados do ajuste preditivo sob duas parametrizações distintas:NB-GLM e NB2. A adoção dessas abordagens justifica-se pelo fato de que dados epidemiológicos reais frequentemente apresentam sobredispersão, isto é, a variância do número de casos é significativamente maior do que a sua média. Enquanto o modelo NB-GLM utiliza a estrutura linear generalizada para acomodar essa variância extra conferindo maior flexibilidade às covariáveis climáticas, o modelo NB2 assume que a variância cresce de forma quadrática em relação à média, o que confere ao algoritmo a robustez matemática necessária para projetar picos agudos e extremos, refletindo com maior precisão a realidade das lotações hospitalares.

Figura 57. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 2. Fonte DATASUS.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A observação das projeções referentes exclusivamente ao período de estabilidade sanitária (2008 a 2019) atesta o sucesso dessa escolha metodológica. A inspeção visual dos gráficos evidencia que, em ambos os modelos (NB-GLM e NB2), a linha de previsão demonstra uma aderência notável à série de internações observadas. Diferentemente do

modelo de Poisson, as parametrizações da Binomial Negativa conseguem acompanhar com alta fidelidade a amplitude dos picos de morbidade respiratória que ocorrem de forma cíclica nos meses de outono e inverno.

No âmbito da Geografia da Saúde, este resultado consolida estatisticamente a hipótese de pesquisa: ao aplicar o tratamento adequado para a dispersão dos dados, comprova-se inequivocamente que a flutuação das internações em anos de normalidade epidemiológica obedece a um rigoroso determinismo ambiental. Fica atestado que o sistema de saúde regional pode prever a sua demanda estrutural com base no monitoramento das variáveis meteorológicas locais.

Entretanto, a despeito da sofisticação estatística para lidar com a variância induzida pelo clima, a avaliação da série histórica completa (2008 a 2022) revela o limite estrutural dessas modelagens frente a um choque exógeno. A visualização do período a partir de 2020 é categórica: a série observada sofre uma escalada exponencial e atinge níveis sem precedentes ao longo do ano de 2021, tracionada pela circulação de variantes agressivas do SARS-CoV-2.

Em contrapartida, as estimativas geradas tanto pelo NB-GLM quanto pelo NB2 permanecem inalteradas, projetando exclusivamente as oscilações sazonais de inverno esperadas para aqueles meses.

Constata-se que os algoritmos falham integralmente em antecipar o evento atípico, visto que o choque pandêmico desestrutura o padrão histórico de adoecimento. Conclui-se, portanto, que modelos preditivos estritamente climáticos se configuram como ferramentas de altíssima precisão para o planejamento e a gestão hospitalar rotineira, mas tornam-se inoperantes quando emergências virais suprimem temporariamente a influência das estações do ano sobre a dinâmica de morbidade da população.

A Figura 58 exibe o correlograma da Função de Autocorrelação (ACF) dos resíduos gerados pelo modelo preditivo SARIMAX quando aplicado ao conjunto de dados que abrange o período da pandemia de COVID-19 na Área 2.

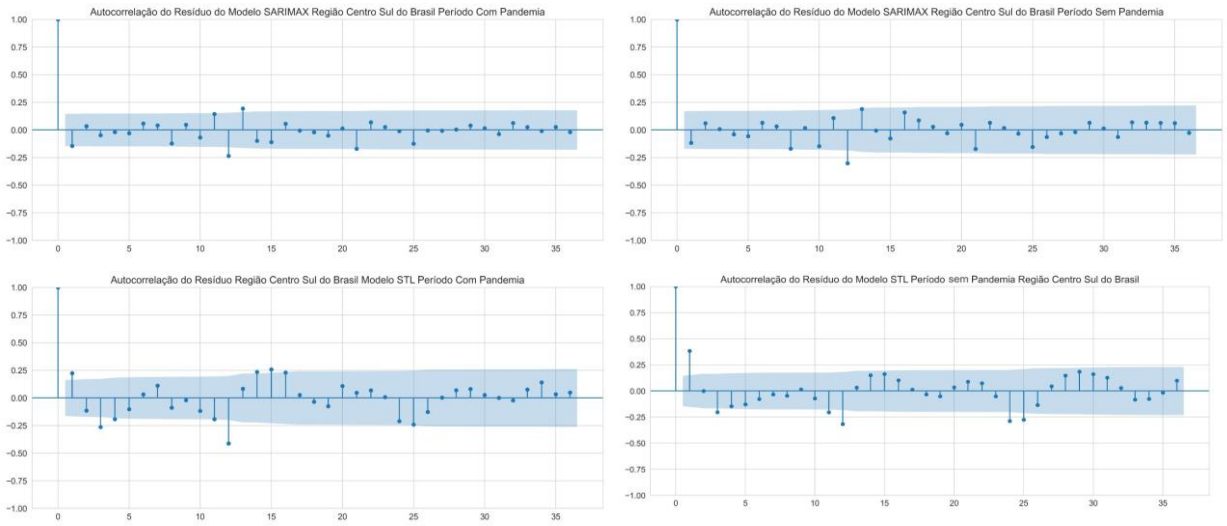
Do ponto de vista da modelagem de séries temporais, pressupõe-se que um modelo ideal e bem ajustado seja capaz de extrair todas as informações de tendência, dependência temporal e fatores exógenos (como o clima), fazendo com que o resíduo resultante se comporte como um "ruído branco". Graficamente, isso implica que todas as hastes de correlação serial deveriam estar contidas dentro da área sombreada em azul, a qual delimita o intervalo de confiança estatística.

Isso indica que, a partir de 2020, o volume de hospitalizações por doenças do aparelho respiratório desvinculou-se, em grande medida, do seu comportamento sazonal

histórico. Enquanto nos anos anteriores o ritmo de internações era fortemente regido pelo determinismo climático (notadamente pelas quedas acentuadas de temperatura e pluviosidade no inverno), a inserção do SARS-CoV-2 provocou ondas de contágio e internação com uma dinâmica própria, atípica e independente da meteorologia.

Por conseguinte, o modelo SARIMAX, por ser ancorado na previsibilidade do histórico sazonal e ambiental, perde parcela de sua capacidade explicativa durante a crise sanitária, o que se materializa no excedente de informação refletida no comportamento não aleatório dos resíduos apontados na Figura 58.

Figura 58. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 2.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Os gráficos (Figura 58) estruturam-se a partir de dois indicadores fundamentais: o eixo horizontal (X), que representa as defasagens temporais mensais (*lags*), permitindo a comparação do resíduo de um determinado mês com o de períodos anteriores; e o eixo vertical (Y), que mensura o coeficiente de autocorrelação (variando de -1,0 a 1,0), indicando a intensidade da dependência estatística remanescente na série.

Em contraste direto com os resultados obtidos durante a crise sanitária, a inspeção visual deste gráfico demonstra um cenário estatisticamente ideal para a validação da modelagem. Observa-se que, à exceção da defasagem zero, na qual a correlação é unitária por definição, todas as hastes de autocorrelação encontram-se rigorosamente contidas dentro da zona sombreada em azul, que delimita o intervalo de confiança estatística.

O fato de os valores no eixo Y apresentarem-se estatisticamente nulos para os diversos meses de defasagem representados no eixo X atesta que os resíduos gerados pelo modelo se assemelham a um "ruído branco".

Do ponto de vista metodológico e matemático, esse comportamento comprova que a parametrização do modelo SARIMAX foi plenamente capaz de capturar, quantificar e explicar toda a variância sistemática dos dados daquele período, extraindo de forma eficiente tanto a tendência quanto a rigorosa estrutura sazonal que rege as taxas de internação.

A precisão deste ajuste no recorte pré-pandêmico possui profunda relevância: ela confirma que, em condições de normalidade sanitária, o volume de hospitalizações por doenças respiratórias na região obedece a uma dinâmica temporal altamente previsível.

Essa ciclicidade é diretamente balizada pelo compasso das estações do ano e ditada pelos rigores do clima regional, em especial, pela combinação da queda de temperatura e dos acentuados déficits pluviométricos de inverno, ratificando o clima como variável determinante na gestão e previsão das demandas hospitalares da região.

A análise da dependência temporal durante a crise sanitária,também ilustrada na Figura 58, exibe os correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) referentes aos resíduos gerados pelo método de Decomposição de Séries Temporais (STL) para a área, considerando especificamente o período de incidência da pandemia de COVID-19.A decomposição STL tem como premissa isolar os componentes de tendência e sazonalidade da série original, de modo que os valores restantes (os resíduos) representem apenas variações aleatórias.

Contudo, a inspeção visual revela de forma consistente que diversas hastes de autocorrelação, especialmente nas primeiras defasagens, ultrapassam significativamente os limites da faixa azul. Sob a ótica estatística, isso evidencia que os resíduos não se distribuem de forma aleatória, mantendo uma forte dependência temporal não explicada pela sazonalidade climática ou pela tendência histórica de longo prazo.

No contexto da Geografia da Saúde e da epidemiologia, este resultado é extremamente revelador. A permanência de forte correlação nos resíduos demonstrada na Figura 58 comprova quantitativamente que as ondas de contágio do SARS-CoV-2 inseriram uma dinâmica anômala e intrinsecamente conectada no curto prazo (em que as taxas de um mês influenciam fortemente o mês seguinte, um comportamento característico de surtos virais altamente transmissíveis).

Como o método STL retira apenas a sazonalidade padrão, que na região é majoritariamente guiada pelas variáveis atmosféricas de inverno, como a queda de

temperatura e o déficit hídrico, o resíduo carregou consigo a assinatura temporal da pandemia. Conclui-se, assim, que a emergência epidemiológica suprimiu temporariamente o determinismo climático local, impondo um padrão próprio de adoecimento e internação respiratória que rompeu com a estabilidade climática-sazonal observada nos anos anteriores.

A análise conjunta da Área 1 e da Área 2 evidencia que as internações por doenças do aparelho respiratório não podem ser interpretadas apenas como eventos clínicos isolados, mas como expressões de paisagens climáticas e socioespaciais distintas. Sob a perspectiva da Geografia da Saúde, essas duas áreas representam recortes territoriais nos quais os elementos naturais, como temperatura, pluviosidade e sazonalidade, articulam-se com características populacionais, formas de ocupação, vulnerabilidades etárias e organização dos serviços de saúde. Nesse sentido, os resultados obtidos reforçam a compreensão de que o adoecimento respiratório se materializa no espaço geográfico, acompanhando, em parte, os ritmos das paisagens climáticas, mas sem se reduzir a uma relação direta e exclusiva com o clima (Sorre, 1984; Santos, 1996).

A Área 1 e a Área 2 apresentaram medianas semelhantes de internações, ambas em torno de 56, o que indica uma intensidade central equivalente quando se observa a distribuição geral dos registros. No entanto, a Área 2 concentrou um número muito maior de observações, demonstrando maior carga assistencial e maior peso absoluto no conjunto analisado. Essa diferença é fundamental para a leitura geográfica dos resultados, pois mostra que duas áreas podem apresentar valores medianos próximos, mas expressar realidades territoriais diferentes. Enquanto a mediana permite observar o comportamento central das internações, o volume total de registros revela a pressão exercida sobre a rede hospitalar e a magnitude populacional envolvida no processo de adoecimento.

Na Área 1, os resultados indicam uma paisagem marcada por forte interação entre condições climáticas, relevo, cobertura vegetal remanescente e concentração populacional em determinados eixos urbanos e regionais. Essa área está associada a uma paisagem de forte diversidade fisiográfica, marcada por formas de relevo, variações de altitude, umidade e características ambientais que interferem nas condições de exposição da população. Essa leitura dialoga com a compreensão dos domínios de natureza e das potencialidades paisagísticas brasileiras, nas quais relevo, vegetação, clima e ocupação humana se articulam na constituição das paisagens regionais (Ab’Saber, 2003). Assim, a ocorrência de internações por doenças respiratórias nessa área deve ser compreendida dentro de uma paisagem climática caracterizada por variações sazonais de temperatura e umidade, associadas a condições ambientais que podem favorecer oscilações na ocorrência de agravos respiratórios.

A análise temporal da Área 1 mostrou que, em períodos de maior estabilidade sanitária, especialmente antes da pandemia, as internações apresentaram comportamento mais regular e compatível com a sazonalidade climática. Isso sugere que os ritmos atmosféricos atuam como parte da organização temporal do adoecimento, sobretudo quando não há interferência de eventos epidemiológicos extraordinários. Essa interpretação aproxima-se da perspectiva rítmica da Climatologia Geográfica, segundo a qual o clima não deve ser compreendido apenas por médias, mas pela sucessão dos tipos de tempo e pelos ritmos atmosféricos que se manifestam concretamente no cotidiano das populações (Monteiro, 1971).

Na Área 2, por sua vez, a maior carga absoluta de internações revela uma paisagem de maior complexidade territorial e assistencial. Trata-se de uma área na qual a combinação entre características climáticas, maior peso populacional, diversidade urbana e regional e maior circulação de pessoas pode contribuir para ampliar o volume de registros hospitalares. Conforme a classificação climática utilizada neste estudo, a Área 2 está relacionada a um tipo climático marcado por particularidades térmicas e sazonais que a diferenciam das demais áreas analisadas, reforçando a necessidade de interpretar seus resultados dentro de sua própria configuração climática e territorial (Novais; Machado, 2023). Assim, a leitura dessa área exige distinguir a intensidade proporcional do fenômeno, expressa pelas taxas, da carga assistencial, expressa pelos números absolutos.

A presença de municípios com maiores taxas médias dentro de cada área reforça que a paisagem climática não atua de maneira homogênea nem mesmo no interior de um mesmo recorte regional. Na Área 1, alguns municípios se destacaram pelas maiores taxas médias de internação, enquanto na Área 2 outros municípios assumiram maior peso proporcional. Esses resultados demonstram que a diferenciação espacial ocorre em múltiplas escalas: entre áreas climáticas e também dentro de cada área. Portanto, a análise geográfica permite compreender que a sazonalidade climática se combina com especificidades locais, produzindo diferentes níveis de exposição e vulnerabilidade no território. Essa leitura está de acordo com a compreensão de que o espaço geográfico é produzido pela articulação entre sistemas naturais, técnicos, sociais e históricos, não podendo ser interpretado como uma superfície homogênea (Santos, 1996).

As análises temporais e os modelos estatísticos reforçaram a importância da sazonalidade, mas também evidenciaram seus limites explicativos. A decomposição das séries indicou presença de componente sazonal, especialmente no período sem pandemia, quando a regularidade temporal das internações foi mais evidente. Esse resultado dialoga com a

tradição da climatologia geográfica, especialmente com a perspectiva rítmica de Monteiro, ao considerar que os tipos de tempo e sua sucessão não atuam como médias abstratas, mas como ritmos concretos que interferem na vida social e na saúde (Monteiro, 1971). Assim, as internações respiratórias podem ser compreendidas como parte de um processo espaço-temporal, no qual os ritmos atmosféricos contribuem para organizar períodos de maior e menor risco.

Entretanto, os resultados também mostraram que temperatura e pluviosidade, tomadas isoladamente, não explicam completamente a dinâmica das internações. Em alguns modelos, essas variáveis não apresentaram significância estatística direta, o que não invalida sua importância, mas indica que sua influência é mediada por outros fatores. Esse ponto é essencial para evitar uma leitura determinista da relação clima-doença. A paisagem, conforme discutida na Geografia, não é apenas o conjunto de elementos naturais, mas a síntese das interações entre natureza e sociedade. Por isso, as doenças respiratórias devem ser interpretadas como resultado da combinação entre condições atmosféricas, vulnerabilidade biológica, estrutura etária, urbanização, circulação de agentes infecciosos e acesso aos serviços de saúde (Sorre, 1984; Santos, 1996).

A pandemia de COVID-19 representou uma ruptura importante nas duas áreas. Os modelos ajustados com base no comportamento histórico das séries apresentaram maior dificuldade para prever os anos pandêmicos, indicando que a dinâmica das internações deixou de responder prioritariamente aos ritmos climáticos regulares e passou a ser fortemente influenciada por ondas de transmissão viral, mudanças no acesso aos serviços de saúde, isolamento social, uso de máscaras, reorganização hospitalar e alterações nos critérios de internação. Esse resultado é importante porque demonstra que a sazonalidade climática existe, mas pode ser interrompida ou reorganizada por eventos sociais e sanitários extraordinários. Dessa forma, a pandemia evidenciou que a saúde é produzida na relação entre processos ambientais, biológicos e sociais, reforçando a importância de uma abordagem geográfica integrada do processo saúde-doença (Sorre, 1984).

Os modelos de contagem também contribuíram para a interpretação dos resultados. A comparação entre Poisson e os modelos Binomiais Negativos indicou presença de sobredispersão, demonstrando que os dados de internação apresentaram variabilidade maior do que a esperada por uma estrutura estatística simples. Esse achado é coerente com a natureza complexa do fenômeno estudado. As internações respiratórias variam por mês, idade, município, área climática, tipo de doença e período histórico. Portanto, a necessidade de modelos mais flexíveis reforça que a paisagem da saúde é heterogênea, dinâmica e

marcada por múltiplas determinações. Em termos geográficos, isso significa que o adoecimento não se distribui de forma uniforme no espaço, mas responde a combinações específicas entre ambiente, população e território.

A análise por idade acrescentou uma dimensão importante à interpretação da Área 1 e da Área 2. As internações respiratórias não atingem a população de maneira homogênea, pois determinados grupos etários apresentam maior vulnerabilidade biológica e social. Crianças e idosos, por exemplo, tendem a ser mais sensíveis às variações térmicas, à redução da umidade, à circulação de agentes infecciosos e à piora das condições ambientais. Assim, a relação entre clima e internações não deve ser pensada apenas como uma associação entre variáveis meteorológicas e registros hospitalares, mas como uma interação entre paisagem climática e vulnerabilidade populacional. É nesse ponto que a Geografia da Saúde se torna fundamental, pois permite articular ambiente, corpo, território e desigualdade (Sorre, 1984; Silva Júnior *et al.*, 2011).

A predominância de determinados códigos de doenças respiratórias, especialmente aqueles associados às pneumonias, também reforça a necessidade de uma leitura cautelosa. O destaque do código J18.9, referente à pneumonia não especificada, sugere uma importante participação de agravos infecciosos no conjunto das internações. Essa categoria pode apresentar associação indireta com a sazonalidade climática, uma vez que pneumonias infecciosas tendem a sofrer influência de condições meteorológicas como temperatura, umidade e precipitação. No entanto, por se tratar de um código inespecífico, que não identifica o agente etiológico, sua relação com o clima deve ser interpretada como associação ambiental plausível, e não como causalidade direta (DATASUS, 2008; Azevedo *et al.*, 2017).

Do ponto de vista conceitual, os resultados da Área 1 e da Área 2 dialogam diretamente com a noção de paisagem como categoria de análise geográfica. Em Santos, a paisagem pode ser compreendida como expressão material e histórica das relações sociais e naturais no espaço (Santos, 1996). Em Monteiro, a análise climática ganha força ao considerar os ritmos atmosféricos e a sucessão dos tipos de tempo (Monteiro, 1971). Em Sorre, a relação entre clima, meio e saúde humana aparece como base para compreender os complexos patogênicos e a influência do ambiente sobre a vida humana (Sorre, 1984). Dessa forma, a presente análise reforça que as internações respiratórias não são apenas respostas biológicas ao clima, mas manifestações de uma paisagem vivida, na qual elementos naturais e sociais se combinam para produzir diferentes formas de exposição e adoecimento.

Conclui-se, portanto, que a Área 1 e a Área 2 apresentam evidências consistentes de que as internações por doenças respiratórias acompanham parcialmente a sazonalidade

climática, especialmente no período anterior à pandemia. Contudo, esse acompanhamento não ocorre de modo direto, homogêneo ou exclusivamente determinado por temperatura e pluviosidade. A Área 1 expressa uma dinâmica respiratória associada à variabilidade ambiental e às especificidades locais de sua paisagem; a Área 2, por sua vez, revela maior carga assistencial e complexidade territorial, com padrões sazonais também relevantes, mas atravessados por maior volume populacional e hospitalar. Em ambas, a paisagem climática atua como uma dimensão fundamental para compreender o adoecimento, mas sua influência se realiza sempre em interação com vulnerabilidades etárias, condições territoriais, perfis diagnósticos e eventos históricos.

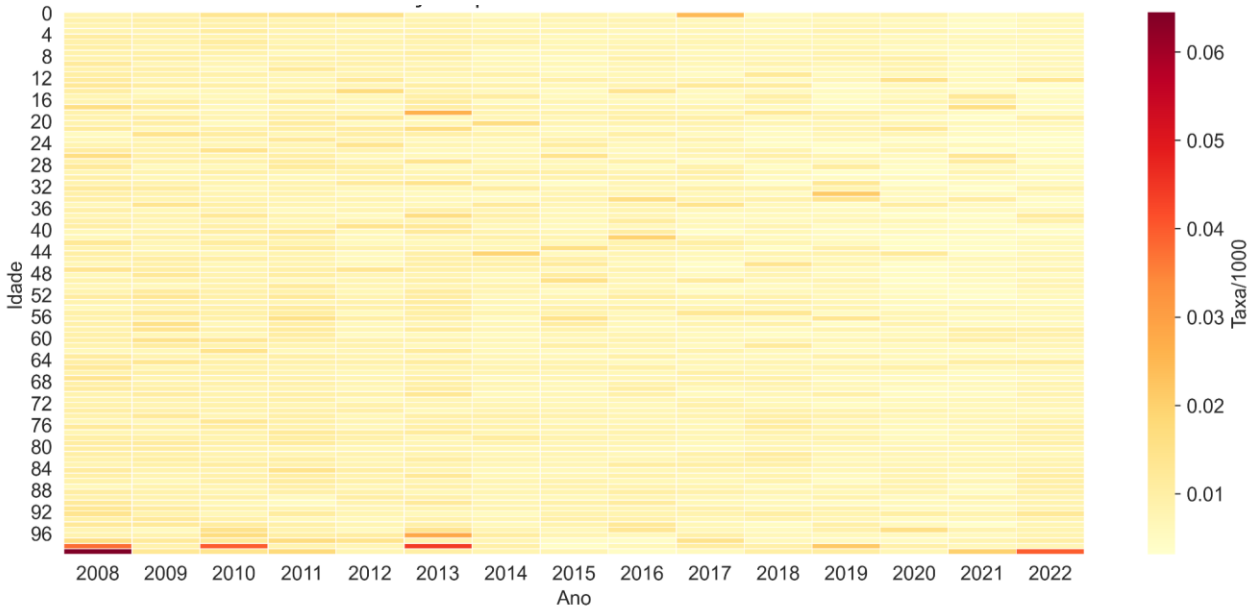
Assim, a principal contribuição da análise da Área 1 e da Área 2 está em demonstrar que a Geografia da Saúde permite superar explicações simplistas sobre a relação entre clima e doença. Ao integrar dados climáticos, hospitalares, etários, estatísticos e territoriais, a pesquisa mostra que o adoecimento respiratório possui uma expressão espacial concreta. As paisagens climáticas não são apenas cenários em que as doenças ocorrem; elas participam da produção das condições de exposição, risco e vulnerabilidade. Por isso, compreender as internações respiratórias em Minas Gerais exige olhar para o território, para os ritmos atmosféricos e para as diferenças internas de cada área, reconhecendo que saúde, clima e paisagem constituem dimensões inseparáveis da realidade geográfica (Santos, 1996; Monteiro, 1971; Sorre, 1984).

3.4 Paisagem e Doenças: Uma Análise das Mesorregiões Norte e Noroeste de Minas Gerais

3.5 Região (Tipo Climático Nordestino do Brasil) – Área 3

A Figura 59 apresenta o mapa de calor (*heatmap*) das taxas de internação por doenças do aparelho respiratório na Área 3, tipo climático Nordestino do Brasil, estratificadas por faixa etária e ano, cobrindo o intervalo de 2008 a 2022.

Figura 59. Taxa de internações por idade e ano – Área 3.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Esta representação visual permite identificar não apenas a intensidade do adoecimento, mas também a reconfiguração da vulnerabilidade demográfica ao longo do tempo e o impacto seletivo do choque pandêmico.

A análise do período compreendido entre 2008 e 2019 revela a manutenção de um perfil epidemiológico estrutural clássico, caracterizado por uma curva de vulnerabilidade em formato de "U". Observa-se que as maiores taxas de internação se concentram sistematicamente nas extremidades da pirâmide etária: crianças menores de 4 anos (com ênfase nos menores de 1 ano) e idosos acima de 80 anos.

Esse padrão reflete a dinâmica histórica das patologias respiratórias sob a área, onde a fragilidade imunológica desses grupos reage de forma mais acentuada às variações

estacionais de umidade e temperatura. A regularidade das cores nesse recorte temporal atesta a estabilidade do sistema de saúde regional frente às demandas sazonais rotineiras.

Entretanto, a partir de 2020, o mapa documenta uma ruptura drástica e qualitativa nesse padrão. No primeiro ano da pandemia, verifica-se um fenômeno de diminuição nas faixas etárias pediátricas (0 a 4 anos), em que as cores intensas dão lugar a tons mais claros. Esse recuo das internações infantis é um reflexo direto das NPIs, como o fechamento de escolas e o isolamento social, que interromperam a circulação de outros vírus respiratórios comuns (como o VSR) na região.

Em contrapartida, os anos de 2021 e 2022 marcam o deslocamento e a intensificação da carga de morbidade para a população adulta e idosa. Observa-se uma mancha de calor sem precedentes que se estende dos adultos jovens aos longevos, atingindo seu ápice de intensidade em 2021. Esse adensamento cromático materializa o impacto das ondas sucessivas de COVID-19, que subverteram a identidade demográfica do paciente respiratório na Área 3.

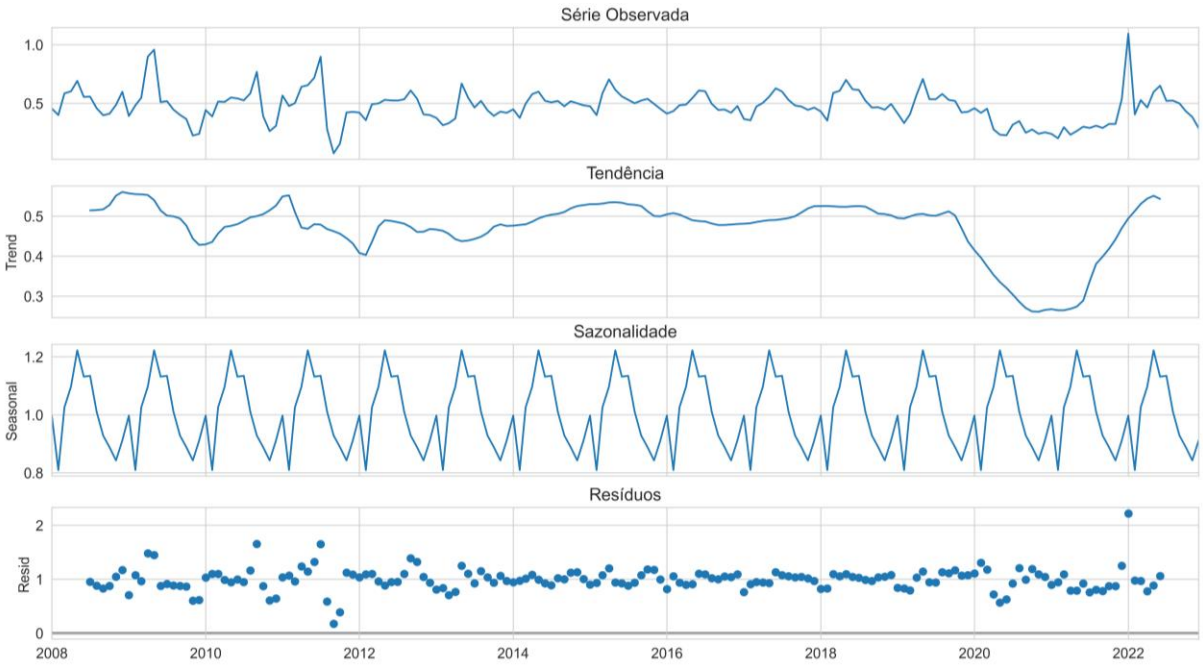
Conclui-se que o mapa de calor da Área 3 fornece a evidência visual da transição de um regime de adoecimento ambientalmente regulado (focado na infância e na senescência) para um regime de crise biológica aguda. A pandemia não apenas elevou as taxas absolutas, mas reconfigurou a topologia do risco, transformando adultos que anteriormente apresentavam baixas taxas de hospitalização no novo epicentro da demanda por leitos respiratórios na região.

Seguindo a lógica metodológica, aplicou o modelo de STL também à Área 3 (Figura 60). A análise do painel referente à série original, em justaposição ao seu componente de tendência, evidencia uma trajetória de relativa estabilidade, com leve viés de declínio contínuo, ao longo de todo o período pré-pandêmico (2008 a 2019). Complementarmente, o isolamento do componente sazonal revela uma estrutura cíclica anual rigorosamente delineada e repetitiva. Essa regularidade atesta, de forma visual e estatística, que as oscilações climáticas sazonais inerentes a essa região exercem um papel determinante e constante na deflagração dos picos de internações por afecções do aparelho respiratório em condições de normalidade sanitária.

Contudo, a observação do terço final da série temporal escancara a ocorrência de uma ruptura estrutural severa deflagrada pelo advento da pandemia de COVID-19. A partir do ano de 2020, o componente de tendência sofre uma inflexão abrupta e profunda, reflexo das medidas de distanciamento social e sanitárias restritivas, sendo imediatamente sucedida por uma rápida e expressiva elevação compensatória (efeito rebote) que se estende até 2022. A

magnitude desse choque exógeno manifesta-se de maneira categórica no componente residual: enquanto a primeira década exibia ruídos aleatórios restritos e de variância essencialmente homocedástica, a inserção do período pandêmico instaurou um quadro de acentuada heterocedasticidade, marcado pela emergência de outliers de alta amplitude positiva e negativa. Essa distorção corrobora a premissa de que a dinâmica epidemiológica a partir de 2020 foge à previsibilidade ditada pelas variáveis atmosféricas, ratificando a pertinência metodológica de se segmentar o estudo para evitar enviesamentos na modelagem preditiva.

Figura 60. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 3, utilizando o método STL.

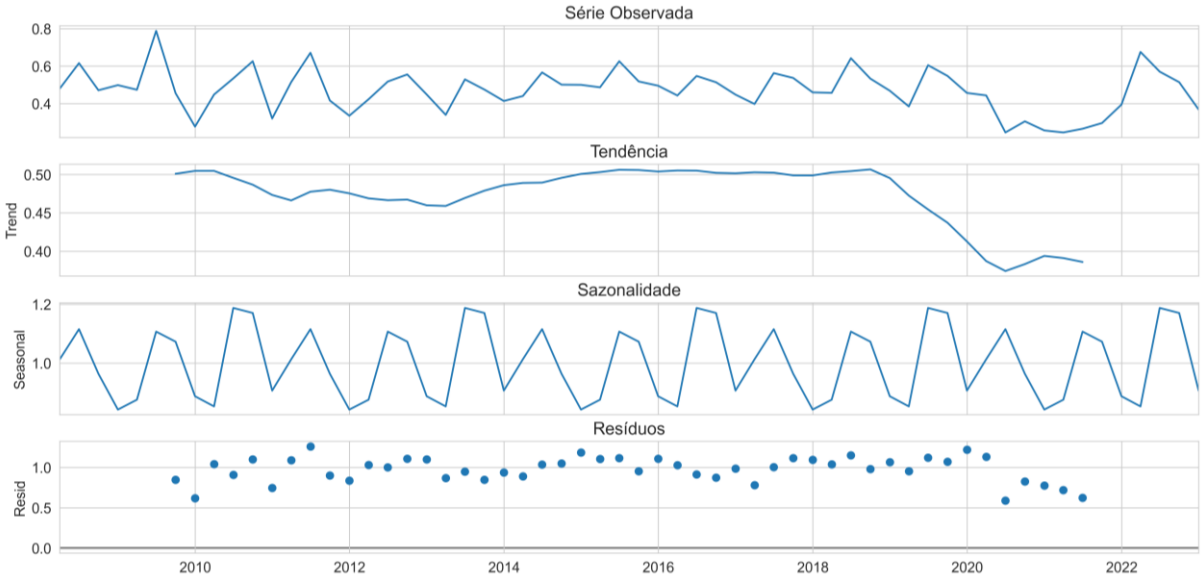


Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Sob uma ótica de agrupamento a cada três meses, a Figura 61 expõe o desmembramento da série temporal relativa às hospitalizações por enfermidades respiratórias na Área 3. A utilização dessa escala temporal mais dilatada atua suavizando ruídos pontuais diários ou mensais, o que permite destacar as diretrizes macro epidemiológicas do agravo com maior clareza. Ao examinar a faceta da linha de base ao longo dos anos que antecederam o coronavírus, nota-se um percurso histórico altamente planificado e coeso, demarcando a manutenção contínua dos níveis de internamento sem guinadas direcionais substanciais. Em paralelo, a parcela periódica extraída pelo algoritmo reafirma a marcante dependência meteorológica da localidade. Os topos e vales desenhados no gráfico ocorrem com uma

simetria matemática rigorosa, comprovando visualmente que a sucessão climática dita o compasso das admissões hospitalares de maneira altamente previsível durante as épocas de tranquilidade profilática.

Figura 61. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 3 – Período Com Pandemia.



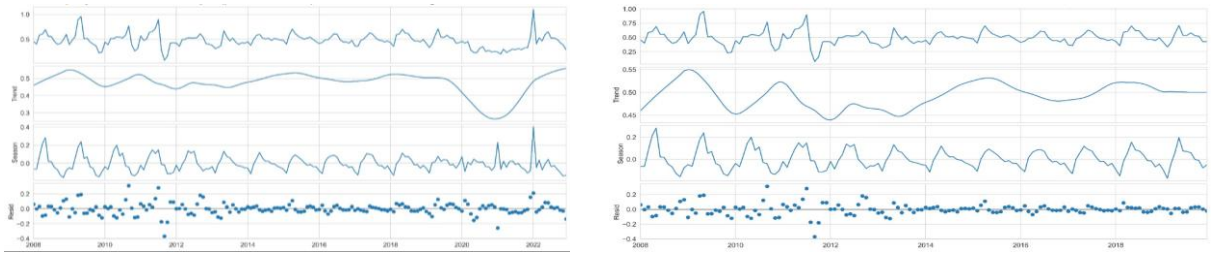
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Por outro ângulo, a integração do lapso correspondente aos anos de 2020 a 2022 no painel expõe a severa fratura imposta pela emergência do SARS-CoV-2 nas métricas consolidadas. A curva de acompanhamento primário sofre um declínio sem precedentes logo na fase inicial da eclosão da doença, o que traduz as consequências imediatas do recolhimento populacional e da suspensão de fluxos ambulatoriais rotineiros, desencadeando um movimento de retomada tardio no fim da amostra. Essa desorganização sistêmica é perfeitamente captada pela fração dos desvios não explicados no painel inferior.

Se outrora os erros estatísticos flutuavam de forma contida e com estabilidade constante, a chegada do evento pandêmico deflagrou uma quebra aguda nesse panorama, originando pontos isolados de grande discrepância que escapam ao controle das variáveis atmosféricas usuais. Consequentemente, o cenário gráfico atesta a obrigatoriedade científica de isolar as janelas de amostragem, garantindo que as modelagens acerca da vulnerabilidade ambiental sejam calculadas estritamente sobre matrizes de dados não contaminadas pelo choque da crise global de saúde.

Para uma análise comparativa rigorosa do comportamento da morbidade respiratória na Área 3, apresentam-se as decomposições estruturais pelo método STL, contrastando o cenário de normalidade sanitária com o período impactado pela crise global de saúde (Figura 62). A observação do período pré-pandemico revela um padrão de comportamento cíclico altamente estável entre 2008 e 2019, caracterizado por componentes de tendência e sazonalidade que operam em perfeita harmonia, confirmando a previsibilidade histórica das internações sob influência das variações climáticas locais. Nesse recorte, os resíduos mantêm-se em uma estreita faixa de variância, indicando que o modelo capturou com sucesso a dinâmica fundamental do fenômeno, isenta de choques exógenos significativos.

Figura 62. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 3 – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

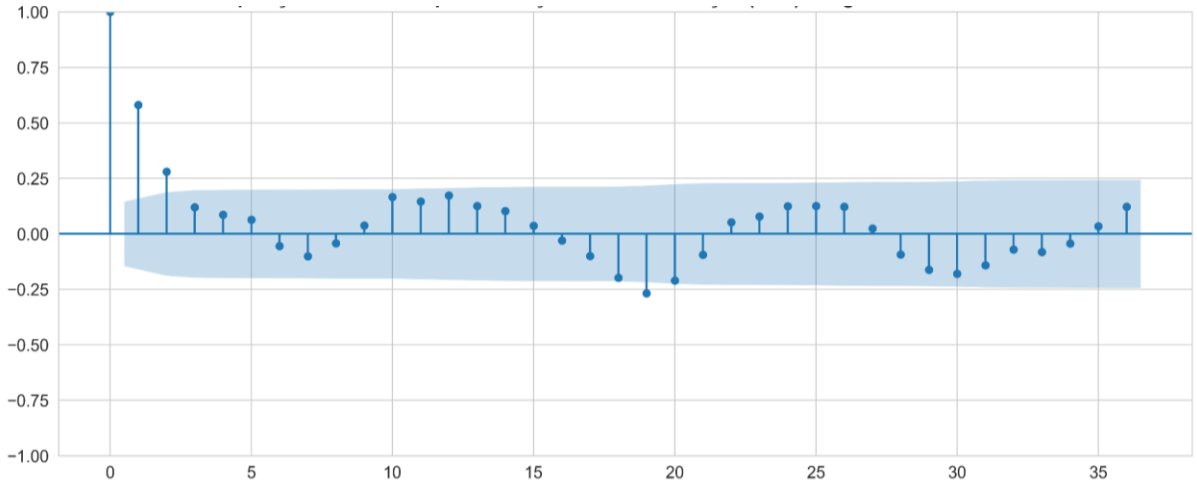
Em contrapartida, ao analisar o período pandêmico, observa-se uma ruptura estrutural severa instaurada a partir de 2020. O componente de tendência exibe uma inflexão atípica, caracterizada por um declínio profundo que reflete o impacto direto das medidas de restrição de mobilidade e a desestruturação dos fluxos hospitalares rotineiros, seguida por uma rápida oscilação compensatória nos anos subsequentes. A descaracterização do padrão de sazonalidade e a emergência de heterocedasticidade acentuada nos resíduos, evidenciada pela dispersão de outliers de grande magnitude, confirmam que a pandemia introduziu um ruído exógeno que invalida a continuidade da série histórica original para fins de modelagem preditiva. Portanto, a comparação direta entre as duas figuras ratifica a necessidade metodológica imperativa de segmentação temporal para garantir a validade das inferências estatísticas acerca da influência do clima sobre a saúde respiratória nesta região.

As Figuras 63 e 64 apresentam, respectivamente, os correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) e da Função de Autocorrelação Parcial (PACF) aplicados à série temporal bruta de internações na Área 3. Do ponto de vista do rigor econométrico e espacial, esta etapa diagnóstica é fundamental, pois revela o "DNA temporal" dos dados antes da

aplicação de qualquer filtro ou modelo preditivo, mapeando a inércia estrutural do adoecimento na região.

A análise da Função de Autocorrelação (ACF) revela evidências de dependência temporal de curto prazo e de sazonalidade na série de internações da Área 3 (Figura 63). Observam-se autocorrelações positivas e estatisticamente significativas nos primeiros lags, especialmente nos lags 1 e 2, indicando persistência temporal das internações entre meses consecutivos. A partir das defasagens subsequentes, verifica-se redução gradual da magnitude das correlações, embora alguns picos positivos e negativos permaneçam presentes ao longo da estrutura temporal. Destacam-se ainda correlações em torno dos múltiplos de 12 meses, sugerindo a existência de um componente sazonal anual. Epidemiologicamente, esse comportamento indica que o processo de adoecimento apresenta continuidade temporal e padrões recorrentes associados tanto à sazonalidade climática quanto às mudanças estruturais observadas durante o período pandêmico.

Figura 63. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 3.



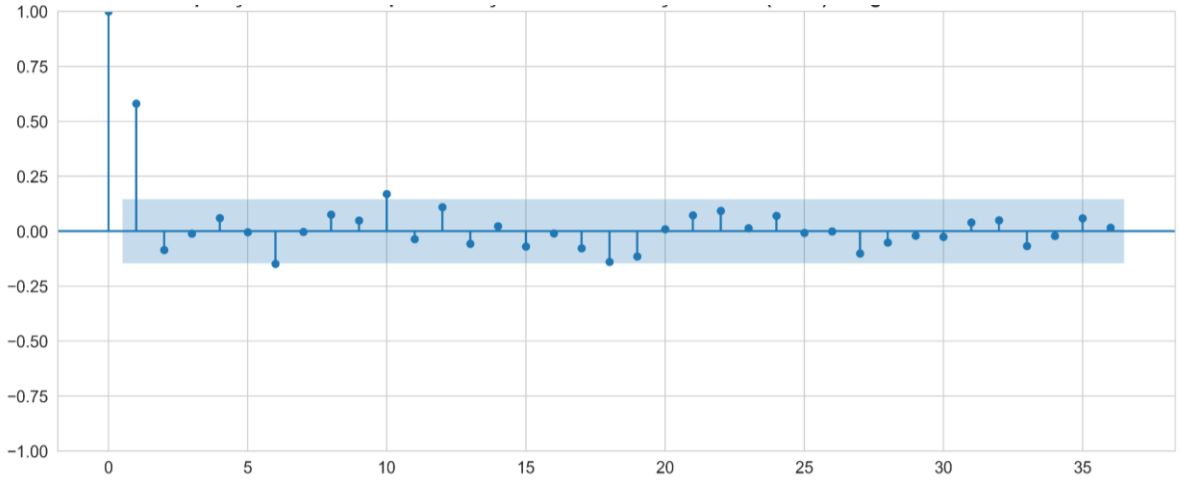
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A Figura 64 apresenta o correlograma da Função de Autocorrelação Parcial (PACF) da série temporal de internações por doenças respiratórias na Região Nordeste. A PACF permite identificar a contribuição direta de cada defasagem temporal após a remoção dos efeitos das defasagens intermediárias, constituindo uma ferramenta fundamental para a caracterização da estrutura autorregressiva da série.

Observa-se um coeficiente de autocorrelação parcial elevado e estatisticamente significativo na primeira defasagem (lag 1), indicando que as internações registradas em

determinado período apresentam forte dependência direta em relação ao período imediatamente anterior. Após essa primeira defasagem, verifica-se uma redução abrupta da magnitude das correlações parciais, sendo que a maior parte dos coeficientes subsequentes permanece dentro dos limites de confiança estatística. Esse comportamento sugere que a persistência temporal observada na série é predominantemente explicada por efeitos de curto prazo, concentrados principalmente na influência exercida pelo período imediatamente precedente.

Figura 64. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 3.



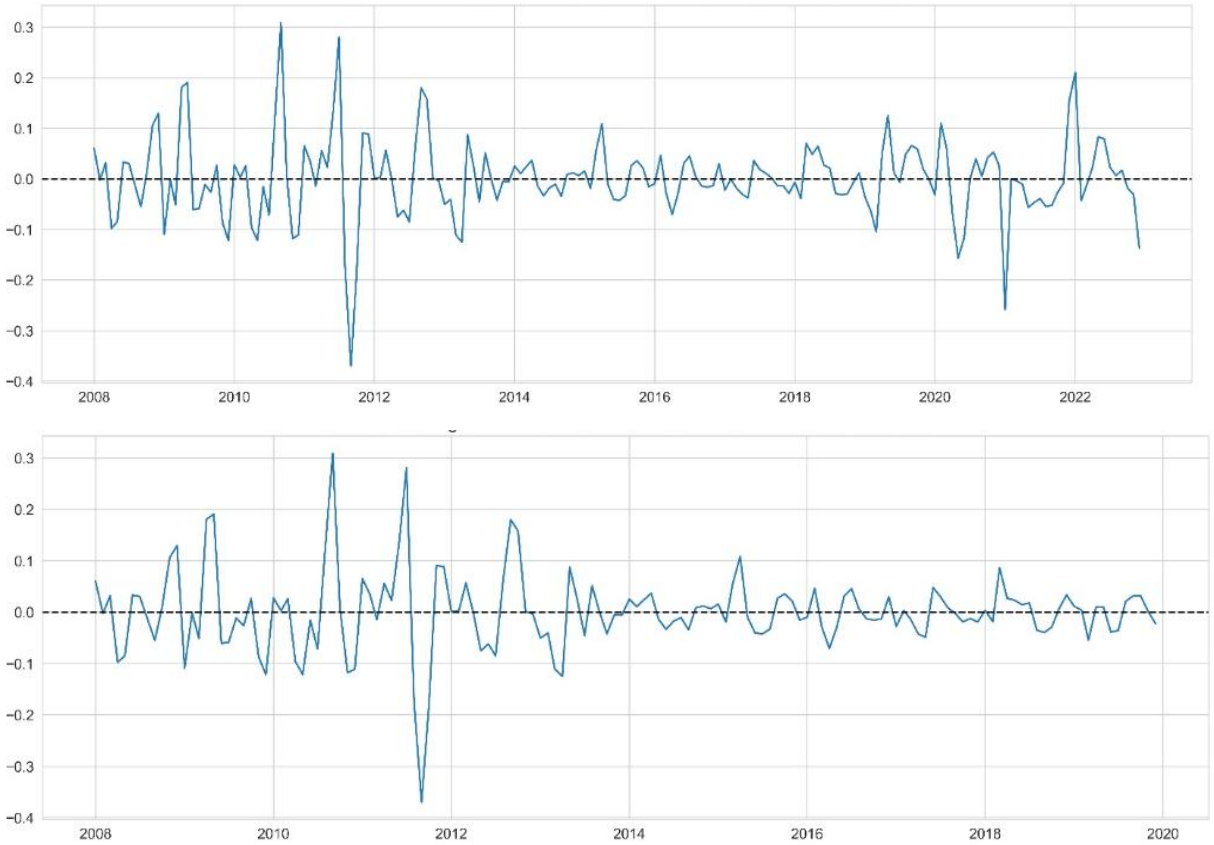
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Embora alguns lags apresentem oscilações positivas e negativas ao longo da estrutura temporal, apenas poucos coeficientes aproximam-se dos limites de significância, não configurando um padrão consistente de dependência temporal de longo alcance. Dessa forma, a influência das observações mais distantes tende a ser reduzida após o controle da dependência temporal inicial. Sob a perspectiva epidemiológica, esse resultado indica que aumentos ou reduções nas taxas de internação tendem a repercutir principalmente no período subsequente, enquanto os efeitos de períodos mais remotos tornam-se progressivamente menos relevantes.

A predominância de um único pico significativo na primeira defasagem constitui evidência favorável à presença de um componente autorregressivo de baixa ordem, compatível com processos AR (1). Tal comportamento é frequentemente observado em séries epidemiológicas caracterizadas por persistência temporal moderada, nas quais a dinâmica recente exerce papel preponderante na determinação dos níveis futuros da variável analisada.

A Figura 65 apresenta a série de resíduos obtida após a decomposição STL das internações por doenças respiratórias na Área 3 durante o período que inclui a pandemia de COVID-19. Os resíduos correspondem à parcela não explicada pelos componentes sistemáticos de tendência e sazonalidade, constituindo um importante instrumento para a avaliação da qualidade do ajuste da decomposição temporal.

Figura 65. Resíduos da Área 3 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Observa-se que os resíduos se encontram distribuídos predominantemente em torno da linha de referência igual a zero, sem evidência visual de tendência persistente ou de padrões sazonais recorrentes. Esse comportamento sugere que a decomposição STL foi capaz de capturar adequadamente os principais componentes estruturais da série temporal, concentrando nos resíduos apenas variações irregulares e flutuações de curto prazo não explicadas pelo modelo.

Ao longo do período analisado, verifica-se a ocorrência de oscilações positivas e negativas de magnitudes variadas, refletindo eventos episódicos e perturbações transitórias na dinâmica das internações respiratórias. Destacam-se alguns picos isolados de maior

intensidade, especialmente entre os anos de 2010 e 2012, bem como durante os anos mais recentes da série, indicando momentos em que fatores extraordinários produziram desvios relevantes em relação ao comportamento esperado. Entretanto, tais episódios apresentam caráter pontual e não configuram um padrão sistemático de dependência temporal.

A ausência de agrupamentos prolongados de resíduos positivos ou negativos sugere que a maior parte da variabilidade associada à tendência de longo prazo e à sazonalidade anual foi efetivamente removida pela decomposição. Do ponto de vista epidemiológico, esse resultado indica que os ciclos sazonais das doenças respiratórias e as mudanças graduais observadas ao longo do período foram adequadamente representados pelos componentes estruturais do modelo, restando nos resíduos apenas oscilações associadas a fatores conjunturais, surtos localizados, alterações assistenciais ou eventos excepcionais que não seguem comportamento regular ao longo do tempo.

Embora sejam observados alguns valores extremos, especialmente em períodos de elevada instabilidade epidemiológica, a distribuição geral dos resíduos em torno de zero sugere que a decomposição STL forneceu uma representação consistente da dinâmica temporal das internações na área. Dessa forma, os resultados reforçam a adequação do método para a identificação dos componentes estruturais da série e fornecem evidências de que a maior parte da informação temporal relevante foi capturada pelos componentes de tendência e sazonalidade.

O gráfico dos resíduos do modelo STL para a Área 1, considerando o período sem pandemia (Figura 65), indica que a decomposição conseguiu capturar parte importante da estrutura sistemática da série, especialmente os componentes de tendência e sazonalidade. Os resíduos oscilam predominantemente em torno da linha zero, o que sugere ausência de viés médio evidente após a decomposição. No entanto, observa-se que entre 2008 e aproximadamente 2013 há maior amplitude das flutuações residuais, com picos positivos e negativos mais acentuados, incluindo valores próximos de 0,30 e inferiores a -0,35. Esse comportamento indica que, nesse intervalo inicial, ainda permaneceram variações não explicadas pelo modelo, possivelmente associadas a eventos atípicos, instabilidades locais ou mudanças abruptas na taxa de internações.

A partir de 2014, os resíduos tornam-se visualmente mais concentrados ao redor de zero, com menor dispersão e menor ocorrência de valores extremos. Esse padrão sugere maior estabilidade da série no período final analisado e melhor capacidade do modelo STL em representar os componentes estruturais da série nesse intervalo. Ainda assim, de acordo com o log de execução, o teste de Ljung-Box aplicado aos resíduos no período pré-pandêmico

apresentou p-valor muito baixo, indicando presença de autocorrelação residual. Portanto, embora o gráfico mostre resíduos aparentemente centrados e com redução da variabilidade ao longo do tempo, os resíduos não podem ser considerados completamente aleatórios. Assim, o modelo STL foi útil para evidenciar a sazonalidade e a tendência da série, mas parte da dependência temporal permaneceu nos resíduos, justificando o uso complementar de modelos temporais mais estruturados, como SARIMAX, para captar a autocorrelação remanescente.

A Figura 66 apresenta, de forma integrada, a avaliação gráfica do desempenho do modelo SARIMAX para a Área 3, considerando dois cenários analíticos distintos: o período sem pandemia, representado pela validação em 2018–2019, e o período com pandemia, representado pela validação em 2021–2022 e pela projeção posterior da série. A comparação entre os painéis permite observar com clareza que o desempenho do modelo foi substancialmente condicionado pela estabilidade temporal da série. No período sem pandemia, o modelo treinado com dados históricos até 2018 foi capaz de reproduzir de maneira satisfatória o comportamento observado em 2019, acompanhando a trajetória geral da série real e preservando o padrão sazonal previamente identificado. Embora as previsões tenham apresentado suavização em relação aos valores observados, especialmente nos meses de maior elevação, a curva prevista manteve proximidade com a curva real e permaneceu dentro da faixa de incerteza estimada pelo modelo. Esse resultado indica que, em condições de estabilidade epidemiológica, o SARIMAX conseguiu capturar adequadamente a estrutura temporal da taxa de internações na Área 3.

No painel de comparação entre valores reais e previstos para 2018–2019, observa-se que o modelo acompanhou de forma consistente as oscilações mensais da série, reproduzindo tanto os períodos de aumento quanto os momentos de redução das taxas. As maiores discrepâncias ocorreram nos meses de pico, especialmente em maio de 2018 e maio de 2019, quando os valores observados superaram os previstos. Esse comportamento sugere que o modelo apresentou tendência a suavizar eventos de maior intensidade, estimando adequadamente a direção da variação, mas com menor capacidade de reproduzir integralmente a magnitude dos picos. Apesar disso, as diferenças permaneceram relativamente moderadas, e o ajuste geral foi satisfatório. Essa interpretação é coerente com os indicadores de desempenho registrados no log de execução para o período sem pandemia, no qual foram obtidos MAE de aproximadamente 0,045, RMSE de 0,055 e sMAPE de 8,76%, demonstrando boa acurácia preditiva.

Figura 66. Previsão da Área 3 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Em contraste, os painéis referentes ao período com pandemia evidenciam perda importante da capacidade preditiva do modelo. Na comparação entre os valores reais e previstos para 2021–2022, verifica-se que a curva prevista preserva uma trajetória mais suavizada e próxima dos padrões históricos, enquanto a série observada apresenta alterações abruptas e picos de maior magnitude. O evento mais evidente ocorre em janeiro de 2022, quando a taxa observada ultrapassa 1,0 internação por mil habitantes, ao passo que a previsão permanece em torno de 0,32. Esse desvio expressivo representa uma subestimação acentuada do modelo e demonstra que a dinâmica observada durante a pandemia não foi adequadamente representada pelos padrões temporais anteriores. Além desse pico, a partir de 2022 observa-se que os valores reais permanecem, em vários meses, acima dos valores previstos, indicando uma tendência de subestimação persistente no período pandêmico.

O gráfico de previsão para o período com pandemia reforça essa interpretação. Após a série histórica observada, a projeção do SARIMAX apresenta valores previstos relativamente baixos e suavizados, acompanhados por intervalo de confiança amplo. A amplitude desse intervalo indica aumento da incerteza associada às previsões, compatível com a maior instabilidade da série após 2020. Entretanto, mesmo com essa ampliação da incerteza, a previsão central não consegue reproduzir a intensidade dos eventos extremos observados no período pandêmico, principalmente o pico de 2022. Esse resultado sugere a ocorrência de uma quebra estrutural na série temporal da Área 3, na qual os padrões sazonais e de tendência previamente aprendidos pelo modelo deixaram de ser suficientes para explicar a dinâmica das

internações.

De modo geral, a análise conjunta da Figura 66 evidencia que o modelo SARIMAX apresentou desempenho adequado no período sem pandemia, quando a série manteve comportamento mais regular e compatível com sua estrutura histórica. Nesse contexto, o modelo foi capaz de representar a sazonalidade, acompanhar a tendência geral e produzir previsões com baixos erros. Por outro lado, no período com pandemia, houve deterioração expressiva do desempenho preditivo, refletida pela subestimação de picos, pelo aumento das discrepâncias entre valores observados e previstos e pela elevação das métricas de erro registradas no log, com MAE de aproximadamente 0,152, RMSE de 0,213 e MAPE de 35,22%. Assim, os resultados indicam que a pandemia alterou substancialmente a dinâmica temporal das internações na Área 3, reduzindo a capacidade de extrapolação do modelo ajustado com base em padrões históricos e reforçando a necessidade de considerar eventos de ruptura em análises preditivas de séries epidemiológicas.

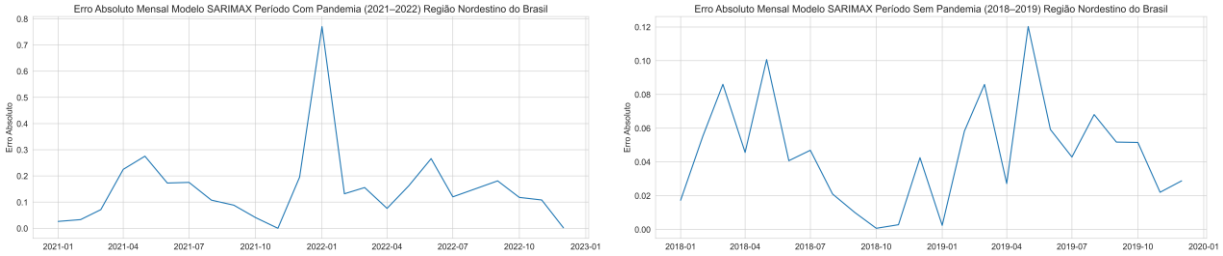
A Figura 67 apresenta a comparação do erro absoluto mensal do modelo SARIMAX para a Área 3 em dois contextos distintos: o período sem pandemia, correspondente à validação entre 2018 e 2019, e o período com pandemia, correspondente à validação entre 2021 e 2022. A análise conjunta dos painéis evidencia uma diferença expressiva no comportamento dos erros, indicando que a capacidade preditiva do modelo foi substancialmente maior no cenário pré-pandêmico e consideravelmente reduzida após a introdução das alterações associadas à pandemia.

No período sem pandemia, os erros absolutos permaneceram em patamares baixos ao longo de praticamente todo o horizonte de validação. A maior parte dos valores ficou abaixo de 0,08 internações por mil habitantes, com poucos episódios acima desse limite. Os maiores desvios ocorreram em maio de 2018, com erro próximo de 0,10, e em maio de 2019, quando o erro atingiu aproximadamente 0,12. Esses meses coincidem com períodos de maior elevação da série observada, sugerindo que o modelo apresentou maior dificuldade em reproduzir integralmente a magnitude dos picos sazonais. Ainda assim, os erros permaneceram relativamente moderados e não indicaram perda sistemática de desempenho. Em vários meses, especialmente entre o final de 2018 e o início de 2019, os erros foram muito próximos de zero, evidenciando elevada aderência entre os valores observados e previstos. Esse padrão é compatível com os resultados do log de execução, no qual o modelo aplicado ao período sem pandemia apresentou MAE de aproximadamente 0,045, RMSE de 0,055 e sMAPE de 8,76%, demonstrando boa acurácia preditiva.

Em contraste, o período com pandemia apresentou erros absolutos substancialmente

mais elevados e mais instáveis. Embora alguns meses de 2021 tenham apresentado erros reduzidos, observa-se aumento progressivo das discrepâncias ao longo do ano, especialmente entre abril e julho de 2021, quando os erros ultrapassaram 0,15 e chegaram a aproximadamente 0,27. O ponto mais crítico ocorreu em janeiro de 2022, quando o erro absoluto alcançou valor próximo de 0,77 internações por mil habitantes, muito superior a qualquer erro observado no período pré-pandêmico. Esse pico representa uma falha importante da previsão em captar a elevação abrupta da taxa observada naquele mês, reforçando a existência de um comportamento excepcional da série durante o período pandêmico. Após esse episódio, os erros diminuíram, mas permaneceram frequentemente acima dos valores observados no cenário sem pandemia, com novos aumentos em meados de 2022, especialmente entre maio e setembro.

Figura 67. Erro absoluto da Área 3 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

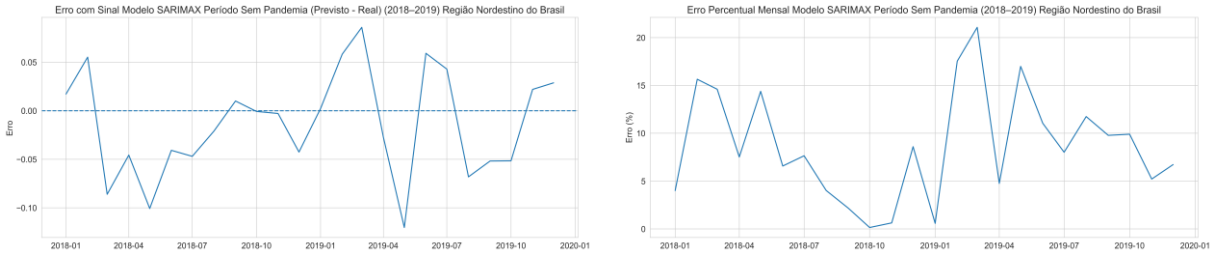
A comparação direta entre os dois painéis demonstra que, no período pré-pandêmico, os erros foram baixos, relativamente homogêneos e concentrados em torno de pequenas discrepâncias mensais. Já no período pandêmico, os erros tornaram-se mais heterogêneos, com maior amplitude e ocorrência de desvios extremos. Essa mudança indica que o modelo SARIMAX, ajustado a partir de padrões históricos, foi adequado para representar a dinâmica temporal da Área 3 em condições de estabilidade, mas perdeu capacidade de previsão diante das alterações estruturais observadas após 2020. Esse resultado também é consistente com as métricas de desempenho registradas no log para o período com pandemia, em que o MAE aumentou para aproximadamente 0,152, o RMSE para 0,213 e o MAPE para 35,22%, valores muito superiores aos obtidos na validação pré-pandêmica.

Dessa forma, a Figura 67 reforça que a pandemia atuou como um fator de ruptura na série temporal da Área 3. Enquanto o modelo apresentou boa precisão para prever o comportamento das internações no período sem pandemia, com erros reduzidos e pontuais,

sua performance foi comprometida no período pandêmico, principalmente pela incapacidade de antecipar picos abruptos e mudanças intensas no padrão da série. Assim, os resultados indicam que modelos baseados exclusivamente na estrutura histórica da série podem ser insuficientes para períodos marcados por eventos extraordinários, sendo necessário considerar quebras estruturais, variáveis externas ou estratégias específicas de modelagem quando há mudanças epidemiológicas relevantes.

Já a Figura 68 apresenta a análise complementar dos erros do modelo SARIMAX para a Área 3 no período sem pandemia, considerando a validação entre 2018 e 2019. Foram avaliados o erro com sinal, calculado pela diferença entre o valor previsto e o valor observado, e o erro percentual mensal. Em conjunto, esses dois painéis permitem interpretar não apenas a intensidade dos desvios, mas também sua direção, indicando se o modelo apresentou tendência de superestimação ou subestimação das taxas mensais de internação.

Figura 68. Erro com sinal e erro percentual da Área 3 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

No gráfico de erro com sinal, observa-se que os desvios oscilaram em torno da linha zero ao longo do período analisado, sem predomínio contínuo de valores positivos ou negativos. Esse comportamento indica que o modelo não apresentou viés sistemático persistente, alternando meses em que superestimou as taxas observadas com meses em que as subestimou. No início de 2018, os erros foram positivos, sugerindo leve superestimação nos dois primeiros meses; entretanto, entre março e julho de 2018, os erros tornaram-se predominantemente negativos, indicando subestimação das taxas reais, especialmente em maio, quando o desvio se aproximou de -0,10. Esse resultado mostra que o modelo teve maior dificuldade em captar integralmente a elevação observada nesse período, embora a magnitude do erro tenha permanecido moderada.

Ao longo de 2019, o padrão de alternância entre superestimação e subestimação

também se manteve. No início do ano, o modelo apresentou erros positivos, com maior superestimação entre fevereiro e março. Em seguida, houve inversão do sinal, com subestimação em abril e, principalmente, em maio de 2019, quando foi observado o maior erro negativo do período, próximo de -0,12. Esse ponto coincide com um dos meses de maior discrepância já identificado nos gráficos de valores reais versus previstos e de erro absoluto, sugerindo que o modelo suavizou a intensidade do pico sazonal observado. Após esse episódio, ocorreram novos momentos de superestimação, especialmente entre junho e julho, seguidos por subestimações moderadas entre agosto e outubro. Ao final de 2019, os erros voltaram a ser positivos, indicando leve superestimação nos últimos meses da validação.

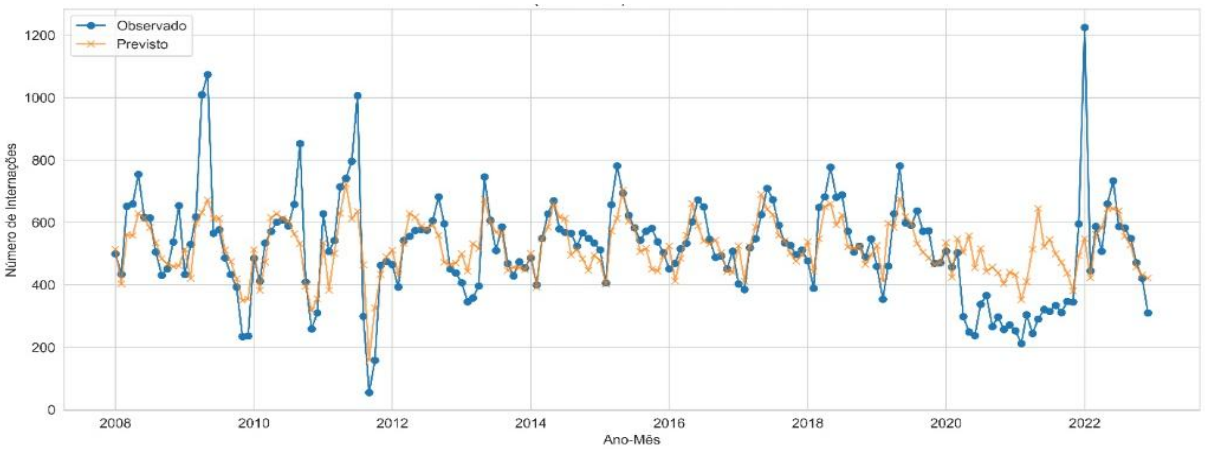
O gráfico de erro percentual mensal confirma a boa capacidade preditiva do modelo no período sem pandemia. A maior parte dos erros percentuais permaneceu abaixo de 15%, com vários meses apresentando valores inferiores a 10% e alguns pontos praticamente nulos, como no final de 2018 e no início de 2019. Os maiores erros percentuais ocorreram em fevereiro e março de 2018, maio de 2018, fevereiro e março de 2019 e maio de 2019, alcançando valores entre aproximadamente 15% e 21%. Embora esses picos indiquem dificuldade pontual do modelo em estimar determinados meses de maior variação relativa, eles não configuram um padrão persistente de inadequação, mas sim desvios localizados em momentos de maior oscilação da série.

De forma geral, a análise conjunta da Figura 68 reforça que o modelo SARIMAX apresentou desempenho satisfatório para a Área 3 no período sem pandemia. A alternância entre erros positivos e negativos indica ausência de tendência sistemática de superestimação ou subestimação, enquanto os erros percentuais, em sua maioria moderados, demonstram boa aderência entre os valores previstos e observados. Esses resultados são coerentes com as métricas globais registradas no log de execução para a validação pré-pandêmica, nas quais foram observados MAE de aproximadamente 0,045, RMSE de 0,055 e sMAPE de 8,76%. Assim, em um contexto de estabilidade temporal, o modelo foi capaz de representar adequadamente a dinâmica mensal das internações na Área 3, apresentando apenas limitações pontuais na reprodução da magnitude de alguns picos sazonais.

A Figura 69 nos apresenta a comparação entre os valores observados e previstos para o número de internações da Área 3 no período com pandemia. De modo geral, observa-se que o modelo conseguiu acompanhar parte da dinâmica histórica da série, especialmente entre 2008 e 2019, período em que as curvas de valores observados e previstos apresentam trajetórias relativamente próximas, com reprodução satisfatória das oscilações sazonais. Entretanto, a partir de 2020, ocorre uma alteração evidente no comportamento da série

observada, marcada por redução expressiva do número de internações durante parte do período pandêmico e posterior ocorrência de um pico abrupto em 2022. Nesse intervalo, a curva prevista apresenta comportamento mais suavizado e não acompanha adequadamente a magnitude das mudanças observadas.

Figura 69. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 3.



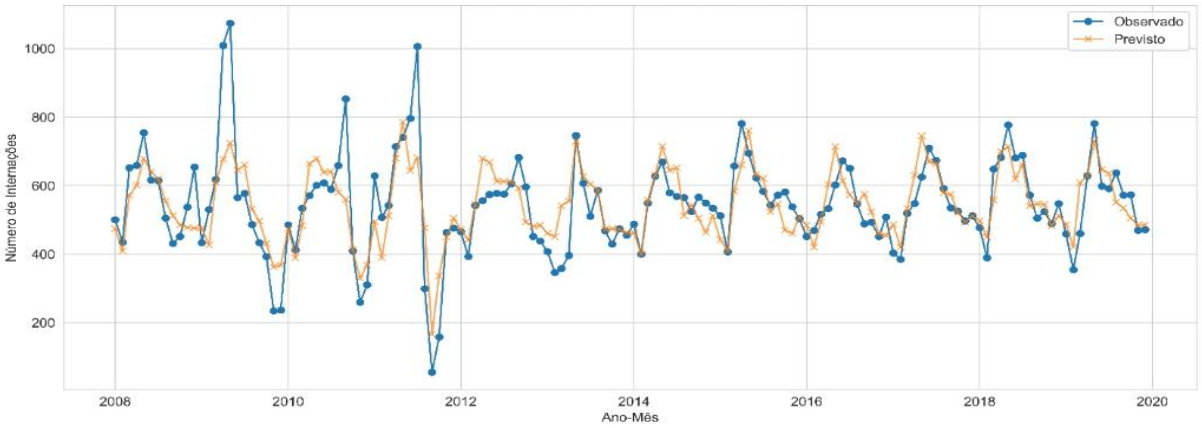
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

O modelo tende a superestimar os valores durante a fase inicial da pandemia, quando as internações observadas caem para patamares mais baixos, e posteriormente subestima de forma acentuada o pico registrado em 2022 (Guimarães, 2008). Esse comportamento indica que o padrão histórico utilizado pelo SARIMAX não foi suficiente para representar a ruptura provocada pela pandemia, sugerindo perda de estabilidade temporal da série e aumento da incerteza preditiva. Assim, embora o modelo tenha captado a estrutura sazonal geral da série, sua capacidade de previsão foi comprometida no período pandêmico, principalmente diante de eventos extremos e mudanças abruptas no padrão das internações.

A Figura 70, por sua vez, apresenta a comparação entre os valores observados e previstos para a Área 3 no período sem pandemia. Diferentemente do observado na Figura 69, nota-se maior aderência entre as curvas ao longo da série, com o modelo acompanhando de forma mais consistente os ciclos de aumento e redução das internações. Embora ainda existam discrepâncias pontuais, principalmente em meses com picos mais intensos ou quedas abruptas, a previsão reproduz de maneira satisfatória o padrão geral da série, mantendo-se próxima dos valores observados na maior parte do período analisado. Esse resultado indica que, em um contexto sem a interferência da pandemia, a estrutura temporal da série foi mais estável e, portanto, mais adequada ao ajuste do modelo SARIMAX. A boa correspondência

visual entre os valores observados e previstos está de acordo com os resultados do log de execução, no qual o modelo apresentou melhor desempenho no período pré-pandêmico, com erros substancialmente menores em comparação ao período com pandemia.

Figura 70. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 3.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

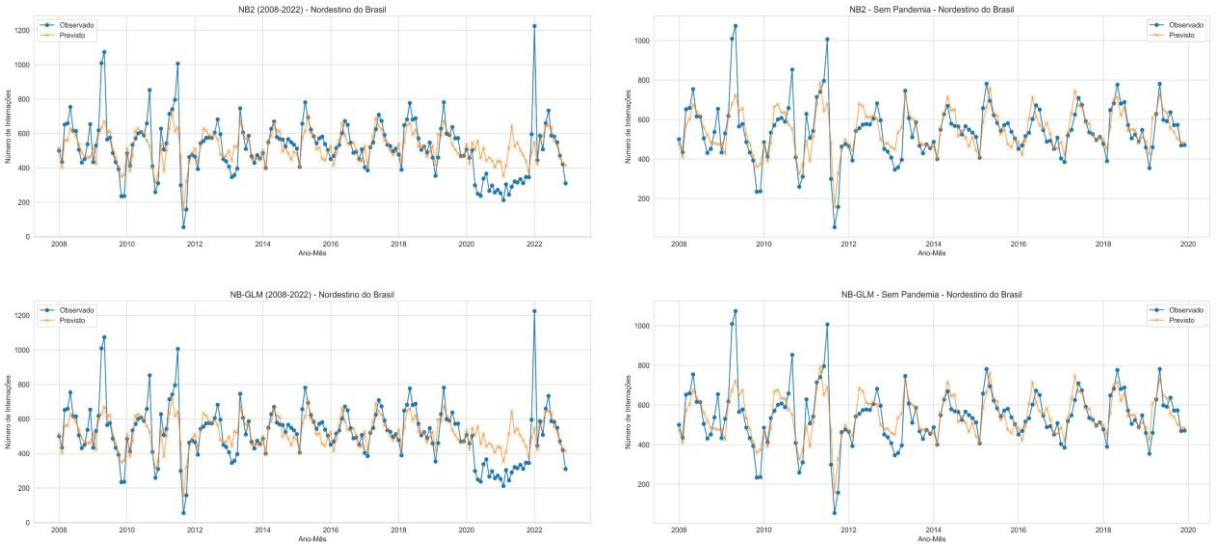
A análise em sequência das Figuras 69 e 70 evidencia, portanto, a diferença de desempenho do modelo entre os dois cenários. No período sem pandemia, o SARIMAX foi capaz de representar adequadamente a dinâmica mensal das internações da Área 3, captando a sazonalidade e as oscilações recorrentes da série. No período com pandemia, entretanto, a presença de uma ruptura estrutural alterou o comportamento esperado das internações, levando a maiores discrepâncias entre os valores previstos e observados. Esse contraste reforça que modelos baseados em padrões históricos apresentam bom desempenho quando a série mantém estabilidade temporal, mas podem perder capacidade preditiva diante de eventos excepcionais, como a pandemia de COVID-19, que modificam a dinâmica epidemiológica e assistencial previamente observada.

Seguindo a análise, a Figura 71 apresenta a comparação entre os valores observados e previstos pelo modelo Binomial Negativo para a Área 3, considerando duas especificações NB2, com parâmetro de dispersão estimado, e NB-GLM, com estrutura de Binomial Negativa ajustada via modelo linear generalizado em dois recortes temporais: período sem pandemia e série completa de 2008 a 2022. A análise conjunta dos quatro painéis permite avaliar tanto a adequação dos modelos de contagem à variabilidade dos dados quanto o impacto da inclusão do período pandêmico sobre a capacidade de ajuste.

Nos painéis referentes ao período sem pandemia, observa-se elevada proximidade entre as curvas observada e prevista, tanto para o modelo NB2 quanto para o NB-GLM. Em

ambos os casos, os modelos conseguem reproduzir satisfatoriamente o padrão geral da série, acompanhando as oscilações sazonais e a variação mensal do número de internações na Área 3. A aderência é particularmente evidente entre 2012 e 2019, intervalo em que as previsões permanecem próximas dos valores observados e acompanham os ciclos de aumento e redução das internações. Ainda assim, em alguns momentos de maior instabilidade, especialmente entre 2009 e 2011, os modelos apresentam dificuldade em reproduzir integralmente a magnitude dos picos e quedas abruptas. Nesses casos, as previsões tendem a suavizar os valores extremos, subestimando picos elevados, como aqueles superiores a 1.000 internações, e superestimando alguns vales muito acentuados, como a queda observada em 2011. Esse comportamento indica que os modelos captam bem a tendência média e a sazonalidade da série, mas possuem menor capacidade de representar eventos extremos de curta duração.

Figura 71. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 3.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A semelhança visual entre os ajustes do NB2 e do NB-GLM no período sem pandemia indica que ambas as formulações produziram previsões muito próximas para a Área 3. Esse resultado é coerente com o log de execução, no qual os modelos Binomiais Negativos apresentaram desempenho muito superior ao modelo Poisson, evidenciando a presença de sobredispersão nos dados de internações. No recorte sem pandemia, o AIC do modelo Poisson foi substancialmente mais elevado, enquanto os modelos Binomiais Negativos apresentaram valores muito menores, com vantagem numérica para o NB2. Contudo, essa vantagem deve

ser interpretada com cautela, uma vez que o log indicou ausência de convergência completa no ajuste NB2. Assim, embora o NB2 tenha apresentado menor AIC, o NB-GLM oferece uma alternativa mais estável do ponto de vista computacional, mantendo padrão gráfico de ajuste praticamente equivalente.

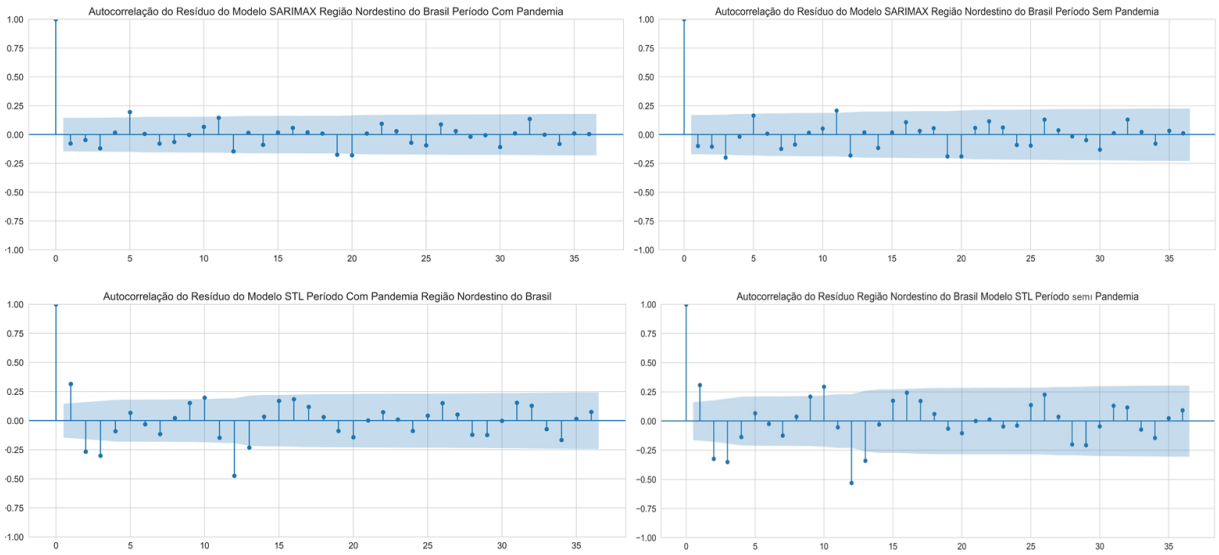
Nos painéis referentes à série completa de 2008 a 2022, a inclusão do período pandêmico altera de forma evidente a relação entre os valores observados e previstos. Até aproximadamente 2019, os modelos continuam reproduzindo de maneira satisfatória a dinâmica geral das internações, com previsões próximas aos valores observados em grande parte dos meses. Entretanto, a partir de 2020, observa-se um descolamento importante entre as curvas. Durante a fase inicial da pandemia, os valores observados caem para patamares inferiores aos esperados historicamente, enquanto os valores previstos permanecem em níveis mais elevados, indicando superestimação do número de internações. Posteriormente, em 2022, ocorre um pico abrupto no número observado de internações, ultrapassando 1.200 registros, enquanto as previsões permanecem muito abaixo desse valor, evidenciando subestimação acentuada do evento extremo. Esse padrão confirma que a pandemia introduziu uma ruptura importante na série temporal, reduzindo a capacidade dos modelos baseados nos padrões históricos de representar adequadamente a dinâmica observada nesse período.

A comparação entre os modelos NB2 e NB-GLM na série completa mostra comportamento gráfico bastante semelhante. Ambos acompanham o padrão médio da série e reproduzem parte da sazonalidade, mas falham de forma semelhante nos períodos de ruptura, especialmente na queda observada em 2020 e no pico de 2022. De acordo com o log de execução, no período com pandemia o NB2 apresentou menor AIC em comparação ao NB-GLM, sugerindo melhor ajuste relativo em termos de critério de informação. No entanto, novamente deve-se considerar que o NB2 não convergiu completamente, o que limita a segurança interpretativa dos seus parâmetros. Além disso, apesar do melhor AIC em relação ao Poisson, os gráficos mostram que nenhum dos modelos Binomiais Negativos foi capaz de capturar plenamente as alterações abruptas associadas ao período pandêmico.

De modo geral, a Figura 71 demonstra que os modelos Binomiais Negativos foram adequados para modelar o número de internações da Área 3, sobretudo em razão da sobredispersão dos dados e da superioridade em relação ao modelo Poisson indicada no log de execução. No período sem pandemia, tanto o NB2 quanto o NB-GLM apresentaram boa aderência aos valores observados, reproduzindo a dinâmica sazonal e a variação média mensal das internações, embora com suavização dos extremos. No entanto, ao incluir o período pandêmico, os modelos passaram a apresentar discrepâncias mais expressivas, especialmente

diante da queda de internações em 2020 e do pico acentuado em 2022. Esses resultados reforçam que a pandemia alterou substancialmente o padrão de ocorrência das internações na Área 3, produzindo uma quebra estrutural que não foi completamente absorvida pelos modelos de contagem ajustados com base nas relações históricas entre mês, temperatura, pluviosidade e número de internações.

Figura 72. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 3.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A Figura 72 apresenta os correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e da decomposição STL para a Área 3, correspondente ao Tipo Climático Nordestino do Brasil, considerando os períodos com e sem pandemia. A análise dos resíduos permite verificar se o comportamento temporal das internações foi suficientemente representado pelos modelos ou se permanecem padrões recorrentes que indiquem a influência de outros processos atuando sobre a série.

Na Área 3, observa-se que a maior parte das autocorrelações permanece dentro dos limites de confiança, especialmente nos resultados obtidos pelo modelo SARIMAX. Isso indica que a sazonalidade característica das internações respiratórias, fortemente condicionada pela alternância entre os períodos seco e chuvoso, foi adequadamente incorporada à modelagem. Em outras palavras, os ciclos anuais associados ao ritmo climático regional foram, em grande medida, representados pelo modelo, restando apenas variações pontuais que não seguem um padrão temporal persistente.

Entretanto, os resíduos provenientes da decomposição STL ainda apresentam algumas autocorrelações em determinadas defasagens, sugerindo que parte da dinâmica das internações não pode ser explicada apenas pelos componentes de tendência e sazonalidade.

Esse resultado evidencia que, embora o clima exerça influência importante sobre o comportamento das doenças respiratórias, a organização espacial da saúde é condicionada por múltiplos fatores que variam ao longo do tempo e do território. Aspectos como densidade populacional, condições de moradia, circulação de agentes infecciosos, acesso aos serviços de saúde e características socioeconômicas também contribuem para a ocorrência das internações e podem produzir oscilações que extrapolam os padrões climáticos observados.

A comparação entre os períodos com e sem pandemia reforça essa interpretação. Mesmo com a ruptura provocada pela COVID-19, a estrutura temporal das internações permaneceu relativamente organizada, indicando que os condicionantes climáticos continuaram atuando sobre a dinâmica das doenças respiratórias. Contudo, a pandemia introduziu novos elementos na produção do espaço da saúde, alterando padrões de mobilidade, demanda hospitalar, circulação viral e comportamento da população, fatores que passaram a interferir simultaneamente na evolução das internações. Assim, as diferenças observadas entre os períodos não refletem apenas mudanças meteorológicas, mas também transformações sociais e epidemiológicas impostas pela emergência sanitária.

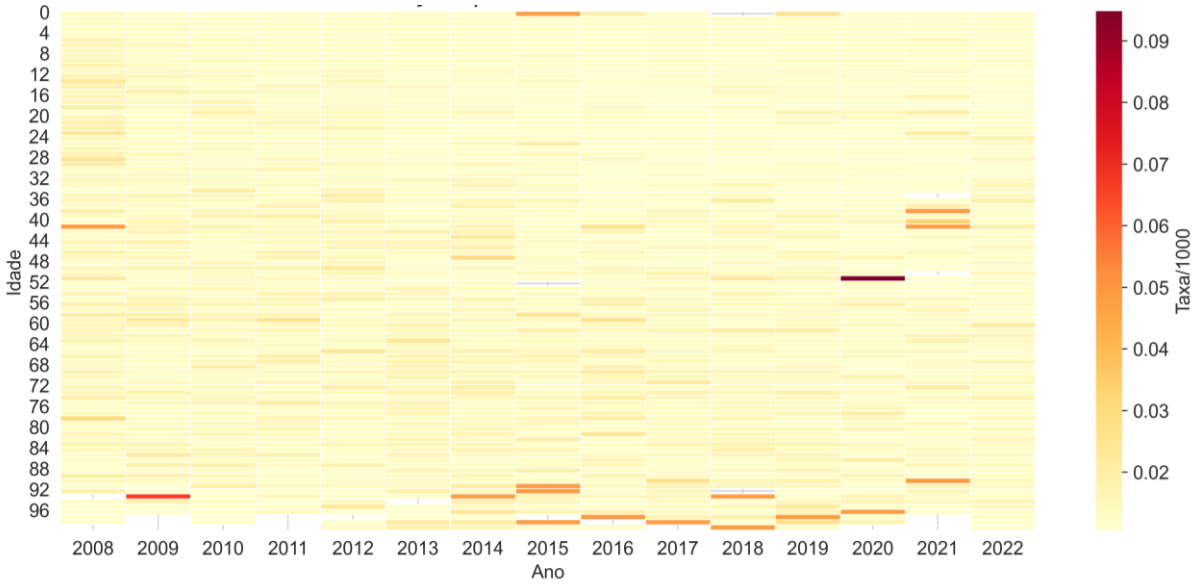
Sob essa perspectiva, os correlogramas reforçam que a distribuição temporal das internações na Área 3 resulta da interação entre os elementos naturais e as condições socioespaciais do território. O clima permanece como um importante condicionante da sazonalidade das doenças respiratórias, mas sua influência ocorre de forma articulada com outros determinantes ambientais, demográficos e sociais. Dessa forma, os resultados evidenciam que a compreensão da dinâmica das internações exige uma abordagem integrada, na qual os fatores climáticos são interpretados como parte de um sistema geográfico mais amplo, e não como causa isolada do adoecimento da população.

3.6 Região (Tipo Climático Central do Brasil) – Área 4

A Área 4, que abrange municípios da mesorregião Noroeste de Minas, é a menos populosa do estudo, com pouco mais de 400 mil habitantes (IBGE, 2020). O principal município dessa área é Unaí, cuja população supera 85 mil habitantes. Predomina nessa região o tipo climático Central do Brasil, nos subdomínios semiúmido e semisseco, caracterizado por períodos secos de duração igual ou superior a cinco meses (Novais; Machado, 2023).

A Figura 73 apresenta a distribuição da taxa de internações por idade e ano para a Área 4, Tipo Climático Central do Brasil, permitindo identificar a variação da ocorrência de internações segundo faixas etárias ao longo do período de 2008 a 2022. De modo geral, observa-se que a maior parte da matriz é composta por tonalidades claras, indicando predomínio de taxas relativamente baixas de internação na maior parte das idades e dos anos avaliados. Esse padrão é coerente com os resultados gerais do log de execução, nos quais a Área 4 apresentou menor mediana das taxas em comparação às demais áreas analisadas, sugerindo menor intensidade relativa das internações nesse tipo climático.

Figura 73. Taxa de internações por idade e ano – Área 4.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Apesar do predomínio de baixos valores, a figura evidencia a presença de alguns focos pontuais de maior intensidade, representados por tonalidades alaranjadas e avermelhadas. Esses episódios aparecem de forma localizada em determinadas combinações

de idade e ano, especialmente em idades mais avançadas e em alguns anos específicos, como 2009, 2014, 2016, 2018, 2020 e 2021. Observa-se também um destaque expressivo em torno da faixa etária próxima aos 50 anos em 2020, indicando um episódio isolado de taxa mais elevada. Esses aumentos pontuais sugerem que, embora a Área 4 apresente baixa intensidade média de internações, existem variações localizadas que podem estar associadas a oscilações populacionais, eventos epidemiológicos específicos ou instabilidade nas taxas em grupos etários com menor população exposta.

A distribuição por idade não revela um gradiente contínuo e uniforme de aumento das taxas ao longo do envelhecimento. Em vez disso, o padrão observado é fragmentado, com valores elevados surgindo de forma esparsa em diferentes idades e anos. Esse comportamento sugere que a dinâmica das internações na Área 4 não foi determinada exclusivamente pela idade, mas por uma combinação de fatores temporais, demográficos e possivelmente climáticos ou assistenciais. Ainda assim, as maiores intensidades tendem a aparecer com maior frequência em faixas etárias adultas e idosas, o que pode indicar maior vulnerabilidade desses grupos a episódios de internação, mesmo que o padrão geral da área permaneça de baixa magnitude.

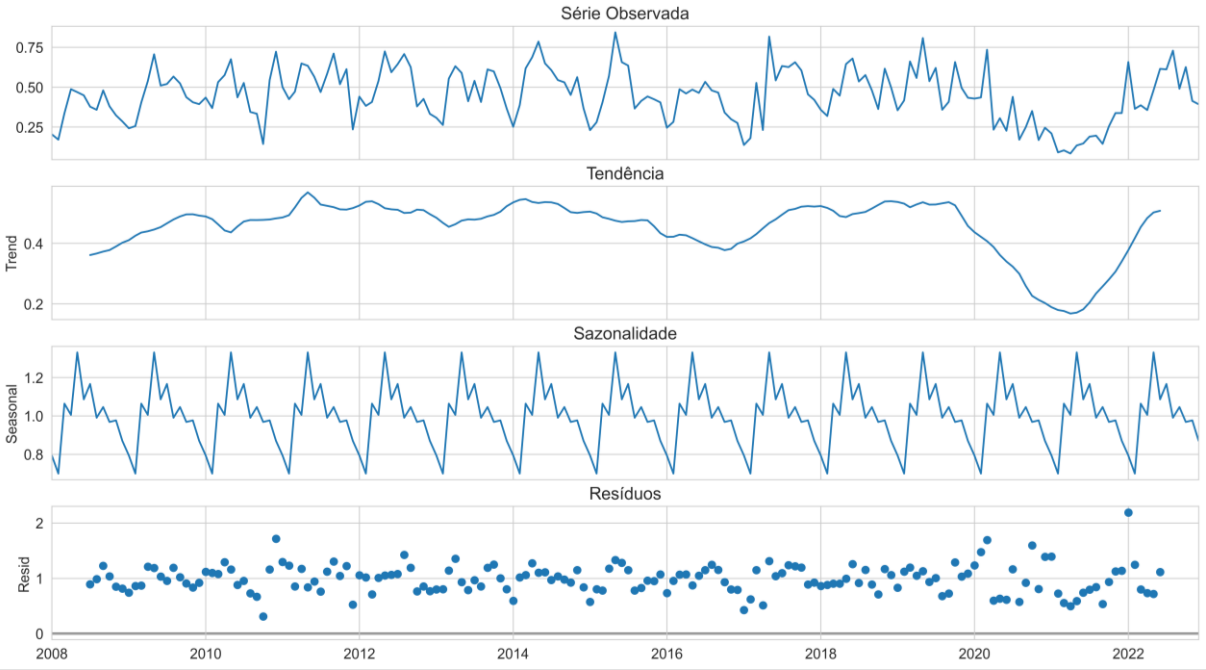
De forma geral, a Figura 73 indica que a Área 4 apresentou um perfil de internações caracterizado por baixas taxas na maior parte do período analisado, com ocorrência de picos localizados e sem persistência temporal evidente em uma única faixa etária. Esse resultado reforça a interpretação de que o Tipo Climático Central do Brasil possui menor carga relativa de internações quando comparado a outras áreas, mas ainda apresenta episódios específicos de maior intensidade que merecem atenção analítica. Assim, a figura contribui para demonstrar que a variabilidade das internações nessa área ocorre de maneira pontual e heterogênea, destacando a importância de avaliar conjuntamente idade, ano e contexto regional na interpretação dos padrões epidemiológicos.

A Figura 74 apresenta a decomposição da série temporal da taxa de internações da Área 4, no período com pandemia, considerando os componentes observados, tendência, sazonalidade e resíduos. No painel da série observada, verifica-se que as taxas oscilaram ao longo de todo o período analisado, com variações mensais recorrentes e alguns picos pontuais. Até aproximadamente 2019, a série manteve comportamento relativamente estável, com flutuações em torno de um padrão médio. A partir de 2020, entretanto, observa-se uma redução mais acentuada das taxas, seguida de recuperação progressiva em direção ao final da série. Esse comportamento sugere que o período pandêmico introduziu uma alteração importante na dinâmica das internações da Área 4, modificando temporariamente o padrão

previamente observado.

O componente de tendência evidencia essa mudança de forma mais clara. Entre 2008 e 2015, observa-se tendência de crescimento moderado, com oscilações suaves e manutenção de níveis relativamente elevados. Após esse período, ocorre uma redução gradual até aproximadamente 2016, seguida de nova elevação entre 2017 e 2019. A partir de 2020, há uma queda expressiva da tendência, atingindo seu ponto mais baixo em torno de 2021. Esse declínio é compatível com o impacto do período pandêmico sobre o comportamento das internações, possivelmente relacionado a mudanças na procura por serviços de saúde, reorganização da rede assistencial e alterações na circulação de doenças respiratórias. No final da série, a tendência volta a crescer, indicando uma retomada parcial das taxas após o período de maior queda.

Figura 74. Decomposição estrutural da série temporal de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 4, utilizando o método STL.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

O componente sazonal apresenta padrão bem definido e recorrente ao longo de todo o período, com oscilações periódicas de amplitude relativamente constante. Esse resultado indica que, mesmo com a interferência da pandemia, a série da Área 4 manteve uma estrutura sazonal importante, sugerindo que determinados meses do ano concentraram sistematicamente maiores ou menores taxas de internação. Essa sazonalidade persistente

reforça a adequação do uso de métodos de decomposição temporal e de modelos que incorporam estrutura sazonal, como o SARIMAX. No entanto, a presença de sazonalidade não elimina a influência de eventos excepcionais, como observado na queda da tendência durante a pandemia.

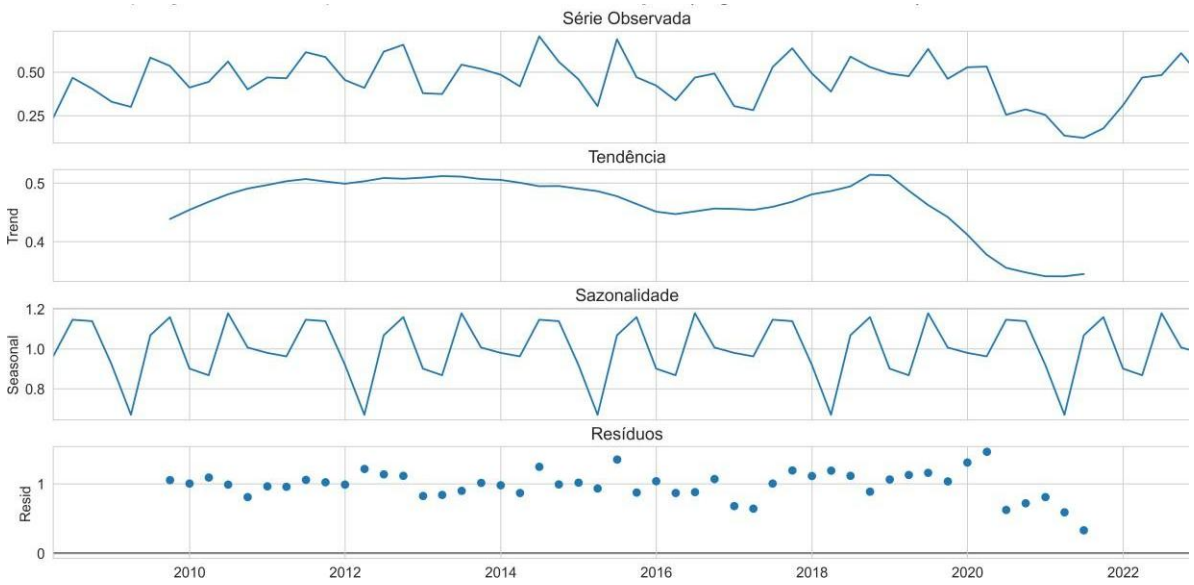
Os resíduos, por sua vez, concentram-se majoritariamente em torno de valores baixos e relativamente estáveis, indicando que a decomposição STL conseguiu capturar parte relevante da estrutura sistemática da série. Ainda assim, há alguns pontos residuais mais elevados, especialmente próximos ao período pandêmico e ao final da série, sugerindo a permanência de variações não explicadas pelos componentes de tendência e sazonalidade. De modo geral, a Figura 74 mostra que a taxa de internações da Área 4 apresenta sazonalidade consistente, tendência variável ao longo do tempo e alteração importante durante o período pandêmico. Assim, a decomposição evidencia que a pandemia não eliminou o padrão sazonal da série, mas modificou substancialmente sua tendência, reforçando a necessidade de considerar esse período como uma fase de possível ruptura estrutural na análise temporal das internações.

A decomposição STL aplicada à série temporal trimestral da taxa de internações para a Área 4 no período sem pandemia (Figura 75) permite distinguir de forma clara os componentes que explicam a dinâmica observada. A série evidencia oscilações ao longo de todo o intervalo analisado, com variações recorrentes entre os trimestres e valores geralmente situados entre aproximadamente 0,25 e 0,65 internações por mil habitantes. Até 2019, o comportamento da série é relativamente estável, embora marcado por flutuações sazonais e alguns picos pontuais. A partir de 2020, entretanto, observa-se uma redução expressiva da taxa de internações, com queda mais acentuada entre 2020 e 2021, seguida de recuperação progressiva em 2022. Esse padrão sugere que o período pandêmico modificou temporariamente a dinâmica das internações na Área 4, provocando uma ruptura no comportamento anteriormente observado.

O componente de tendência mostra essa alteração de maneira mais evidente. Entre o início da série e aproximadamente 2012, há crescimento gradual da tendência, seguido por relativa estabilidade até meados de 2014. Posteriormente, observa-se uma redução moderada entre 2015 e 2016, com nova elevação entre 2017 e 2019, período em que a tendência volta a atingir valores mais altos. No entanto, após 2020, ocorre queda pronunciada, atingindo os menores níveis da série por volta de 2021. Esse declínio indica uma mudança estrutural no nível médio das internações durante o período pandêmico, compatível com alterações na procura por serviços hospitalares, reorganização da assistência em saúde e possíveis

mudanças na circulação de agravos respiratórios. Ao final do período, a tendência apresenta leve retomada, acompanhando a recuperação parcial observada na série original.

Figura 75. Decomposição da série temporal trimestral da taxa de internações por doenças do aparelho respiratório na Área 4 – Período Com Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

O componente sazonal apresenta padrão regular e bem definido, com ciclos trimestrais repetitivos ao longo de todo o período. A persistência desse comportamento indica que a taxa de internações da Área 4 manteve uma estrutura sazonal relevante mesmo diante das alterações associadas à pandemia. A amplitude sazonal permanece relativamente semelhante ao longo da série, o que sugere que os efeitos periódicos continuaram atuando sobre as internações, ainda que o nível geral da série tenha sido modificado no período pandêmico. Esse resultado reforça a adequação do uso de métodos capazes de separar tendência e sazonalidade, como a decomposição STL, bem como de modelos sazonais, como o SARIMAX, nas etapas posteriores da análise temporal.

Os resíduos concentram-se majoritariamente em torno de valores próximos ao padrão esperado, indicando que a decomposição conseguiu representar parte importante da estrutura sistemática da série. Entretanto, há desvios residuais mais evidentes em alguns pontos, especialmente no período próximo à pandemia e durante a fase de queda das internações, sugerindo que nem toda a variação observada foi explicada pelos componentes de tendência e sazonalidade. Assim, a Figura 75 demonstra que a Área 4 apresenta uma dinâmica temporal marcada por sazonalidade trimestral persistente, tendência variável ao longo do tempo e

queda acentuada durante o período pandêmico. Esses achados indicam que a pandemia não eliminou o padrão sazonal da série, mas alterou de forma importante seu nível médio, reforçando a necessidade de interpretar o período pós-2020 como uma fase de possível ruptura estrutural na análise das internações.

A Figura 76 apresenta a decomposição STL da taxa de internações por 1.000 habitantes da Área 4. A utilização da taxa padronizada por 1.000 habitantes permite comparar a dinâmica temporal das internações levando em conta a população exposta, evitando interpretações baseadas apenas em números absolutos. Em ambos os painéis, observa-se a presença de oscilações mensais recorrentes, indicando que a série apresenta um padrão temporal organizado. No entanto, no período com pandemia, torna-se evidente uma alteração mais acentuada a partir de 2020, com redução expressiva da taxa e posterior recuperação no trecho final da série. Já no período sem pandemia, a trajetória apresenta comportamento mais regular, sem a ruptura abrupta observada após 2020.

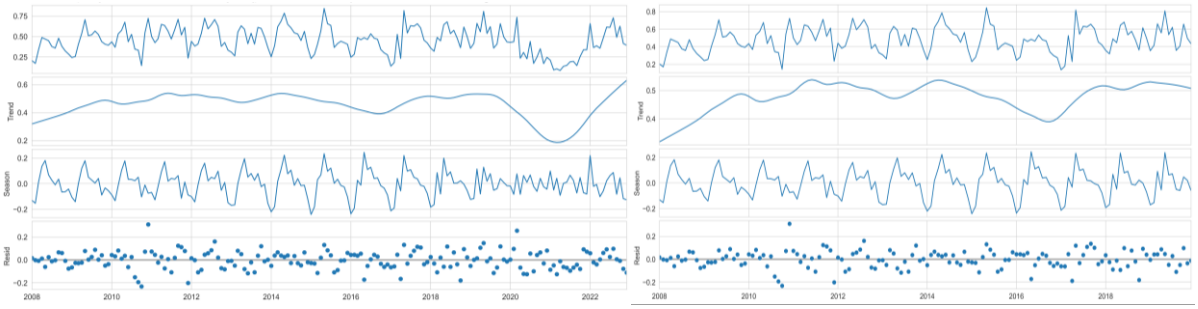
O componente de tendência evidencia com clareza essa diferença. No painel sem pandemia, a tendência mostra crescimento gradual entre os anos iniciais da série e o início da década de 2010, seguido de relativa estabilização, pequena redução em meados do período e nova elevação nos anos finais analisados. Trata-se, portanto, de uma trajetória relativamente suave, compatível com um comportamento estrutural mais estável. Em contrapartida, no painel com pandemia, embora a tendência também apresente elevação inicial, estabilização intermediária e recuperação antes de 2020, observa-se depois uma queda muito mais pronunciada entre 2020 e 2021, com recuperação posterior em 2022. Esse padrão sugere que a pandemia provocou alteração substancial no nível médio da série temporal da Área 4, caracterizando uma descontinuidade em relação à dinâmica previamente observada.

O componente de sazonalidade mantém comportamento bastante regular nos dois gráficos, com oscilações periódicas de amplitude relativamente constante ao longo do tempo. Esse resultado indica que a sazonalidade é uma característica persistente da dinâmica das internações da Área 4, independentemente da inclusão ou não do período pandêmico. Em outras palavras, a pandemia parece ter afetado mais intensamente o nível e a tendência da série do que a sua estrutura sazonal básica. Essa interpretação é coerente com o log de execução, no qual a sazonalidade foi apontada como componente importante da série, reforçando a adequação do uso da decomposição STL para descrever os movimentos sistemáticos da taxa de internações e justificar o emprego de modelos sazonais nas etapas subsequentes da análise.

Quanto aos resíduos, observa-se, nos dois painéis, concentração dos valores em

torno de zero, sugerindo que a decomposição capturou parcela relevante da estrutura temporal da série. Ainda assim, no período com pandemia, os resíduos aparentam maior irregularidade em alguns trechos, especialmente próximos aos anos de maior instabilidade, o que indica a permanência de flutuações não totalmente explicadas pela combinação entre tendência e sazonalidade. No período sem pandemia, por sua vez, os resíduos parecem mais homogêneos, compatíveis com uma série de comportamento mais estável. Assim, a Figura 76 demonstra que a Área 4 apresenta sazonalidade mensal persistente nos dois cenários, mas evidencia que a inclusão do período pandêmico altera de forma marcante a tendência e o nível da série, reforçando a interpretação de que os anos pós-2020 introduziram uma possível ruptura estrutural na dinâmica das internações dessa área climática.

Figura 76. Decomposição da taxa de internações por 1000 habitantes na Área 4 – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

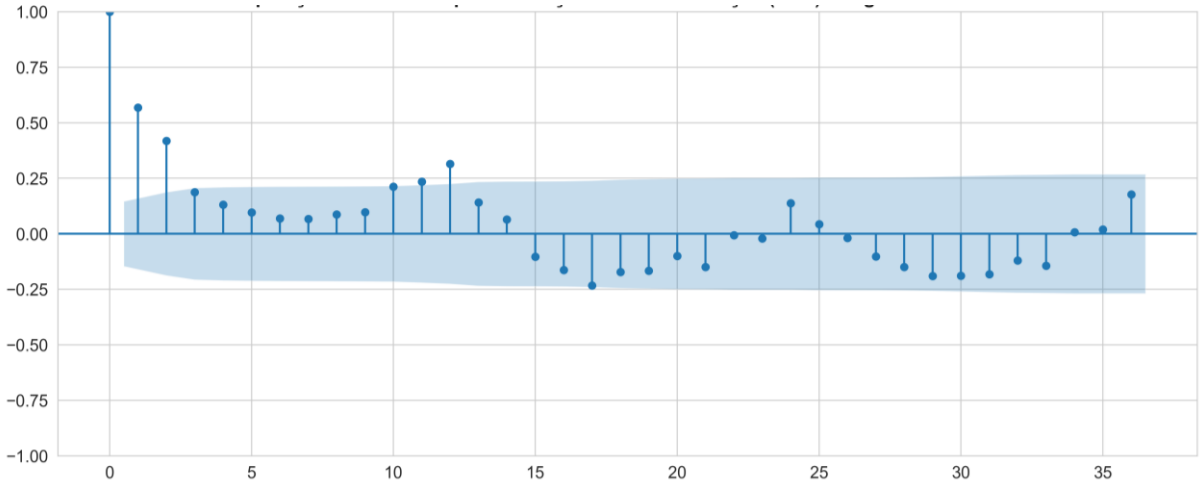
Em relação a Figura 77**,** sobre a função de autocorrelação da série temporal de internações da Área 4, avaliamos a dependência temporal entre os valores observados em diferentes defasagens. O correlograma mostra autocorrelação elevada no primeiro lag, com valor positivo acima do intervalo de confiança, indicando que os valores da série em um período estão fortemente associados aos valores imediatamente anteriores. Esse resultado evidencia que a série não se comporta como ruído aleatório, mas apresenta persistência temporal, ou seja, meses ou trimestres com taxas mais elevadas tendem a ser seguidos por períodos também relativamente elevados, enquanto períodos de menor taxa tendem a manter continuidade no curto prazo.

Além da autocorrelação inicial, observa-se que os primeiros lags apresentam valores positivos decrescentes, principalmente entre as defasagens 1 e 3, sugerindo perda gradual da dependência à medida que aumenta o intervalo temporal entre as observações.

Esse comportamento é típico de séries temporais com estrutura de memória curta, nas quais a influência dos valores passados é mais forte nas defasagens imediatamente próximas. A partir dos lags intermediários, os coeficientes passam a oscilar em torno de zero, com alguns valores positivos e negativos, a maioria dentro da faixa de confiança, indicando redução da dependência temporal direta. Ainda assim, a presença de alguns lags próximos ou ligeiramente fora do intervalo esperado sugere que parte da estrutura temporal pode permanecer ativa em defasagens específicas.

O correlograma também indica a presença de oscilações compatíveis com comportamento sazonal. Alguns lags mais distantes apresentam autocorrelações positivas ou negativas em magnitude moderada, o que pode estar relacionado à repetição periódica do padrão de internações ao longo do tempo. Essa interpretação é coerente com as decomposições anteriores da Área 4, nas quais foi observada sazonalidade persistente na taxa de internações por 1.000 habitantes. Assim, a Figura 77 reforça que a série possui tanto dependência de curto prazo quanto indícios de estrutura sazonal, justificando o uso de métodos capazes de incorporar componentes temporais e sazonais, como a decomposição STL e os modelos SARIMAX.

Figura 77. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação (ACF) – Área 4.



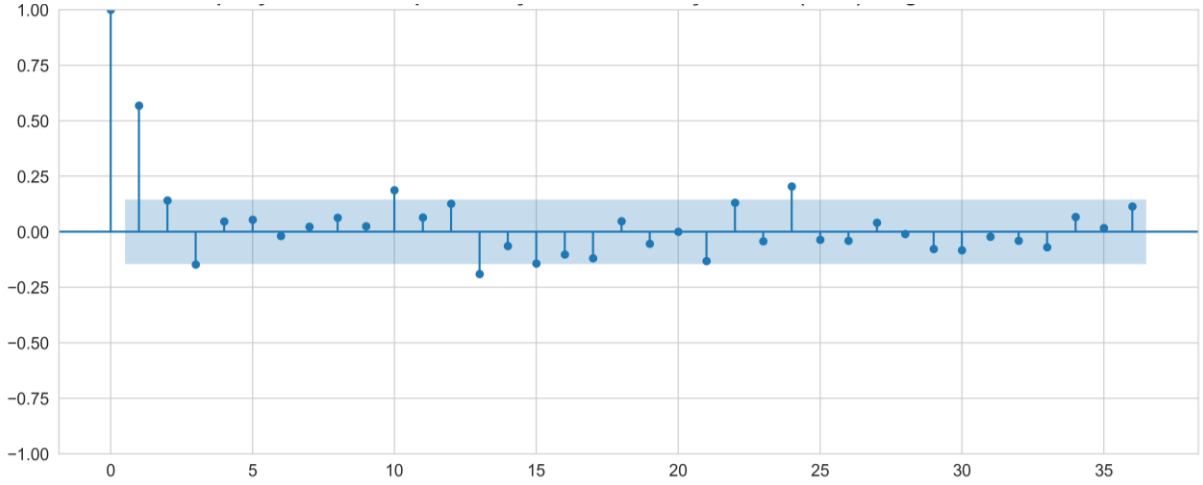
Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

De modo geral, a Figura 77 demonstra que a série temporal da Área 4 apresenta autocorrelação relevante, sobretudo nas primeiras defasagens, indicando que os valores da taxa de internações por 1.000 habitantes dependem parcialmente do comportamento observado em períodos anteriores. Esse resultado confirma que a modelagem da série não

deve ser conduzida como se as observações fossem independentes entre si. Pelo contrário, a presença de autocorrelação evidencia a necessidade de modelos temporais que considerem a dependência serial e a sazonalidade. Dessa forma, o correlograma contribui para fundamentar metodologicamente a escolha das abordagens de decomposição e previsão utilizadas na análise da Área 4.

Seguindo, a Figura 78 apresenta a função de autocorrelação parcial da série temporal da Área 4, complementando a interpretação da função de autocorrelação apresentada anteriormente. Enquanto a ACF indica a dependência total entre a série e suas defasagens, a PACF permite avaliar a relação direta entre a taxa de internações por 1.000 habitantes e cada defasagem específica, descontando o efeito das defasagens intermediárias. Dessa forma, o gráfico contribui para identificar quais atrasos temporais exercem influência mais direta sobre o comportamento da série.

Figura 78. Decomposição da série temporal – Função de Autocorrelação Parcial (PACF) – Área 4.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Observa-se que o primeiro lag apresenta autocorrelação parcial positiva elevada e claramente acima do intervalo de confiança, indicando forte dependência direta entre a taxa de internações de um período e a taxa observada no período imediatamente anterior. Esse resultado confirma a presença de memória temporal de curto prazo na série da Área 4. Em outras palavras, valores mais altos ou mais baixos em um determinado período tendem a influenciar diretamente o período subsequente, o que reforça que as observações não são independentes ao longo do tempo. Esse comportamento é compatível com séries

epidemiológicas, nas quais a dinâmica das internações pode apresentar persistência entre períodos consecutivos.

Após o primeiro lag, a maioria das autocorrelações parciais permanece dentro dos limites de confiança, indicando que a influência direta das defasagens mais distantes é menor quando o efeito das defasagens anteriores é controlado. Ainda assim, alguns lags isolados, como aqueles próximos às defasagens 12, 16 e 24, aproximam-se ou ultrapassam discretamente os limites esperados, sugerindo a permanência de sinais sazonais ou dependências pontuais na estrutura da série. Esses achados estão de acordo com as análises de decomposição STL, nas quais foi identificada sazonalidade persistente na taxa de internações por 1.000 habitantes da Área 4.

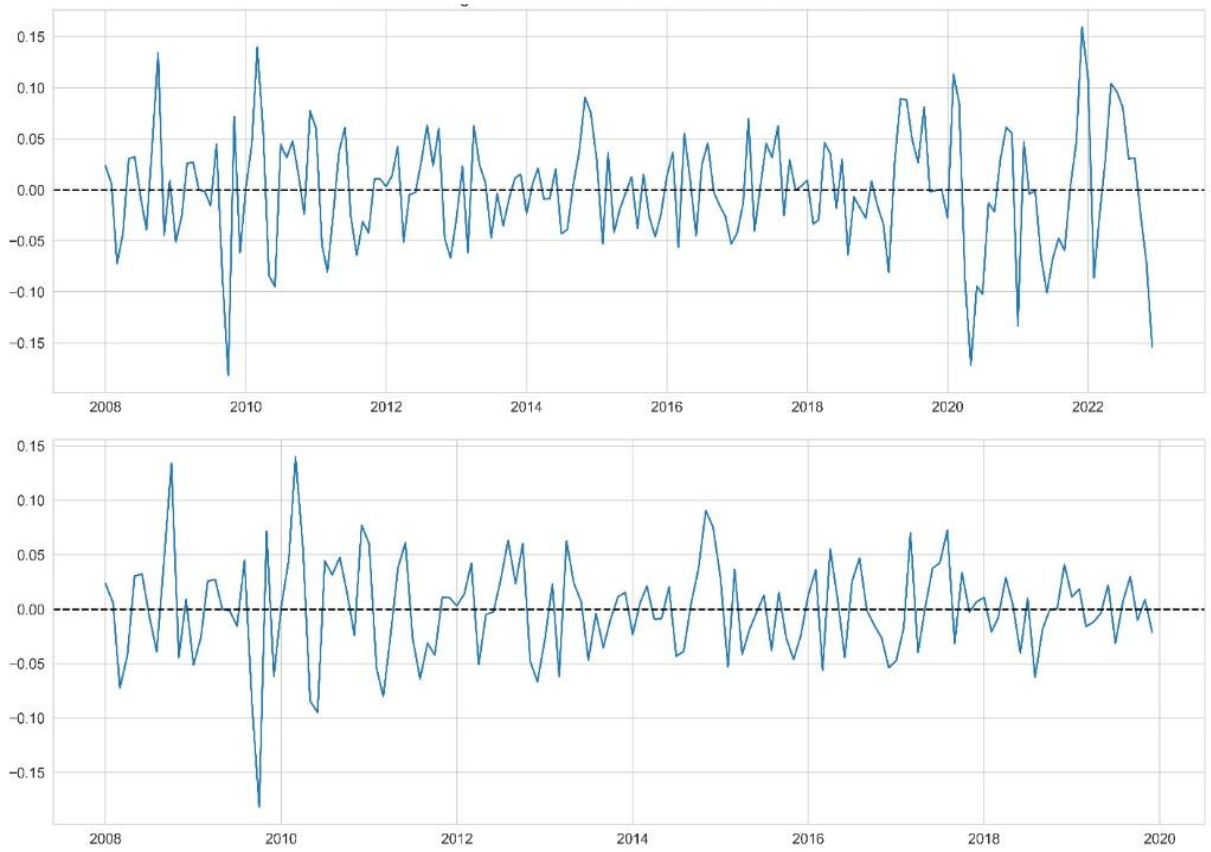
De modo geral, a Figura 78 reforça que a série temporal da Área 4 possui dependência temporal relevante, sobretudo de curto prazo, representada pela forte autocorrelação parcial no primeiro lag. A partir das defasagens seguintes, a dependência direta torna-se mais fraca e menos sistemática, embora ainda existam indícios pontuais de estrutura sazonal. Esse padrão justifica a utilização de modelos temporais com componentes autorregressivos e sazonais, como o SARIMAX, uma vez que a dinâmica das internações por 1.000 habitantes não pode ser adequadamente representada por métodos que assumam independência entre observações sucessivas.

A Figura 79 apresenta os resíduos da decomposição STL para a Área 1, comparando o comportamento no período sem pandemia e no período com pandemia. No primeiro gráfico, referente ao período sem pandemia, observa-se que os resíduos oscilam predominantemente em torno da linha zero, sem tendência visual clara de aumento ou redução ao longo do tempo. Esse comportamento indica que a decomposição STL conseguiu captar parte importante da estrutura sistemática da série, especialmente os componentes de tendência e sazonalidade. Ainda assim, há alguns desvios pontuais mais acentuados, principalmente entre 2009 e 2010, quando aparecem resíduos positivos e negativos de maior magnitude. Esses episódios sugerem a ocorrência de variações específicas que não foram totalmente explicadas pelo modelo, mas que se apresentam de forma localizada, sem comprometer de maneira evidente a estabilidade geral dos resíduos no período pré-pandêmico.

Ao observar o segundo gráfico, referente ao período com pandemia, nota-se que os resíduos também permanecem distribuídos em torno da linha zero na maior parte da série. No entanto, diferentemente do período sem pandemia, há maior irregularidade a partir de 2020, com oscilações mais intensas e maior frequência de valores extremos. Esse comportamento indica que a inclusão dos anos pandêmicos aumentou a variabilidade não explicada pela

decomposição STL. Em especial, os resíduos negativos mais expressivos próximos de 2020 e os resíduos positivos observados em torno de 2022 sugerem que a pandemia introduziu alterações abruptas no padrão da série, dificultando a separação completa entre tendência, sazonalidade e componente aleatório.

Figura 79. Resíduos da Área 4 - Modelo STL – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A passagem do primeiro para o segundo gráfico evidencia, portanto, uma mudança importante no comportamento residual da Área 1. No período sem pandemia, os resíduos apresentam padrão mais homogêneo e relativamente controlado, com oscilações pontuais em torno de zero. Já no período com pandemia, os resíduos tornam-se mais dispersos em alguns trechos, principalmente após 2020, indicando que parte da dinâmica observada nesse intervalo não foi plenamente absorvida pelos componentes do modelo STL. Essa diferença sugere que, embora a decomposição tenha sido útil para representar a estrutura temporal geral da série, sua capacidade explicativa foi reduzida diante das perturbações associadas ao período pandêmico.

De modo geral, a Figura 79 mostra que o modelo STL apresentou desempenho

adequado para descrever a série da Área 1 em condições de maior estabilidade temporal, como observado no período sem pandemia. Entretanto, quando os anos pandêmicos são incorporados, os resíduos passam a revelar maior instabilidade, sugerindo a presença de eventos ou mudanças estruturais não captadas integralmente pela decomposição. Assim, a análise dos resíduos reforça a interpretação de que a pandemia modificou o comportamento temporal das internações, aumentando a variabilidade residual e indicando a necessidade de cautela na interpretação dos modelos ajustados para o período completo.

A Figura 80 apresenta o desempenho do modelo SARIMAX na previsão da taxa de internações da Área 4, comparando os resultados obtidos nos períodos com e sem pandemia. No painel referente ao período com pandemia, observa-se a série histórica entre 2008 e 2022, seguida da projeção para o período posterior. A série observada apresenta elevada variabilidade ao longo do tempo, com oscilações frequentes e alguns picos expressivos antes de 2020. A partir de 2020, nota-se uma queda importante nas taxas, seguida de recuperação em 2022. A previsão gerada pelo modelo para o período posterior apresenta comportamento mais suavizado, concentrando-se em torno de valores intermediários, enquanto o intervalo de confiança se mostra bastante amplo. Esse alargamento da faixa de incerteza indica maior dificuldade do modelo em projetar a dinâmica futura da série após a instabilidade introduzida pelo período pandêmico.

Na sequência, o painel do modelo treinado até 2018, referente ao período sem pandemia, permite avaliar o desempenho preditivo em um contexto de maior estabilidade temporal. Nesse caso, a previsão para 2019 acompanha de forma razoável a trajetória observada, embora também apresente suavização em relação aos valores reais. O modelo consegue reproduzir parte dos movimentos de elevação e redução da série, mas apresenta limitações para captar integralmente oscilações mais abruptas. Ainda assim, os valores reais de 2019 permanecem, de modo geral, dentro do intervalo de confiança estimado, o que sugere que o modelo conseguiu representar a incerteza associada à previsão de maneira adequada. Esse comportamento indica que, no período sem pandemia, o SARIMAX apresentou desempenho mais coerente com a estrutura histórica da série da Área 4.

Os gráficos de comparação direta entre valores reais e previstos reforçam essa diferença entre os dois cenários. No período sem pandemia, correspondente a 2018–2019, as curvas observada e prevista apresentam aproximação razoável em diversos meses, especialmente nos momentos em que a série segue movimentos mais graduais. O modelo reproduz a direção geral das oscilações, embora subestime alguns picos, como em maio de 2019, e superestime ou subestime pontualmente determinados meses. Esse padrão mostra que

o SARIMAX foi capaz de captar a estrutura temporal principal da série, mas com tendência a suavizar variações mais intensas. Portanto, para o período sem pandemia, o modelo demonstrou capacidade preditiva aceitável, ainda que não perfeita, sobretudo por se tratar de uma série com elevada variabilidade mensal.

Figura 80. Previsão da Área 4 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Por outro lado, no período com pandemia, referente a 2021–2022, a discrepância entre os valores reais e previstos torna-se mais evidente. Em 2021, o modelo tende a superestimar as taxas observadas em vários meses, especialmente no primeiro semestre, quando os valores reais permaneceram baixos. A partir de 2022, ocorre mudança no sentido do erro, com o modelo passando a subestimar diversos valores observados, principalmente durante os meses de maior elevação da série. Essa alternância indica que a pandemia modificou a dinâmica temporal da Área 4, produzindo um padrão que não foi plenamente captado pelo modelo treinado com base na estrutura histórica. Assim, a Figura 80 demonstra que o SARIMAX apresentou melhor desempenho no período sem pandemia, enquanto no período pandêmico sua capacidade preditiva foi reduzida, sobretudo pela ocorrência de quedas e retomadas abruptas na taxa de internações por 1.000 habitantes.

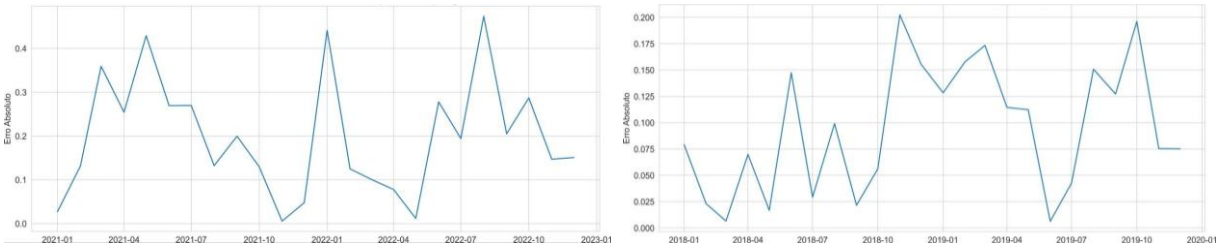
A Figura 81 nos mostra o erro absoluto mensal do modelo SARIMAX para a Área 4, comparando o desempenho no período com pandemia e no período sem pandemia. Essa análise complementa os gráficos anteriores de valores reais e previstos, pois permite observar de forma direta a magnitude das diferenças entre as taxas observadas e estimadas pelo

modelo. Como o erro absoluto não considera o sinal do desvio, ele mostra apenas o tamanho da discrepância em cada mês, facilitando a identificação dos momentos em que o modelo apresentou maior ou menor precisão.

No período com pandemia, correspondente a 2021–2022, os erros absolutos apresentaram maior amplitude e comportamento mais irregular ao longo do tempo. Em alguns meses, especialmente no início de 2021 e em meados de 2022, os erros foram relativamente baixos, indicando boa aproximação entre os valores observados e previstos. No entanto, ocorreram picos expressivos de erro, principalmente em maio de 2021, janeiro de 2022 e agosto de 2022, quando os desvios se aproximaram ou ultrapassaram valores elevados. Esse padrão mostra que o modelo teve dificuldade em acompanhar as mudanças abruptas da série durante o período pandêmico, alternando momentos de boa previsão com meses de forte discrepância. Tal comportamento é compatível com a instabilidade observada nos gráficos anteriores, nos quais a pandemia provocou queda acentuada das taxas em 2020–2021 e posterior recuperação em 2022.

No período sem pandemia, referente à validação de 2018–2019, os erros absolutos também apresentaram oscilações mensais, mas com magnitude geral menor quando comparados ao período pandêmico. A maior parte dos erros permaneceu abaixo de 0,15, embora tenham ocorrido aumentos pontuais, especialmente no final de 2018 e em alguns meses de 2019. O maior erro aparece próximo ao fim de 2018, indicando que o modelo teve dificuldade em reproduzir uma variação mais intensa da série nesse momento. Ainda assim, os desvios permaneceram mais controlados do que aqueles observados no período com pandemia, sugerindo maior estabilidade da relação entre valores reais e previstos no cenário pré-pandêmico.

Figura 81. Erro absoluto da Área 4 - Modelo SARIMAX – Período Com e Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A comparação entre os dois painéis evidencia que o SARIMAX apresentou desempenho mais estável para a Área 4 no período sem pandemia, enquanto o período com pandemia foi marcado por erros mais elevados e menos regulares. Essa diferença reforça a interpretação de que a pandemia alterou a dinâmica temporal da taxa de internações por 1.000 habitantes, reduzindo a capacidade do modelo de prever adequadamente os valores mensais com base apenas nos padrões históricos da série. Assim, a Figura 81 confirma que o modelo foi mais eficiente em condições de estabilidade temporal, mas apresentou limitações diante de eventos de ruptura, quedas abruptas e retomadas intensas observadas após 2020.

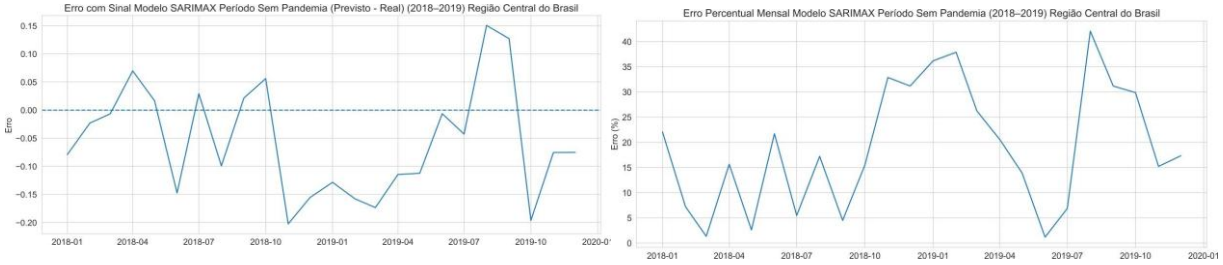
A Figura 82 aprofunda a avaliação do modelo SARIMAX para a área, no período sem pandemia, considerando dois indicadores complementares: o erro com sinal e o erro percentual mensal. O primeiro painel mostra a diferença entre o valor previsto e o valor observado, permitindo identificar a direção do erro, enquanto o segundo expressa a magnitude relativa desse desvio em termos percentuais. Em conjunto, esses gráficos ajudam a compreender não apenas o quanto o modelo errou, mas também se houve tendência de superestimação ou subestimação da taxa de internações por 1.000 habitantes ao longo da validação de 2018–2019.

No gráfico de erro com sinal, observa-se alternância entre valores positivos e negativos, indicando que o modelo não manteve uma tendência única de erro durante todo o período. Em alguns meses, as previsões ficaram acima dos valores observados, caracterizando superestimação; em outros, ficaram abaixo, indicando subestimação. Durante parte de 2018, os erros oscilaram de forma relativamente equilibrada, com alguns desvios positivos entre abril e maio e desvios negativos em junho e agosto. A partir do final de 2018 e durante boa parte de 2019, nota-se predomínio de erros negativos, especialmente entre novembro de 2018 e maio de 2019, sugerindo que o modelo subestimou a taxa observada nesse intervalo. Em contrapartida, entre agosto e setembro de 2019, aparecem erros positivos mais elevados, indicando superestimação pontual.

O erro percentual mensal reforça essa leitura ao demonstrar que a acurácia do modelo variou consideravelmente ao longo do período. Em alguns meses, os erros relativos foram baixos, próximos ou inferiores a 10%, como em março de 2018, maio de 2018, julho de 2018, setembro de 2018, junho de 2019 e julho de 2019. Esses momentos indicam boa aproximação entre os valores observados e previstos. Entretanto, também ocorreram episódios de erro percentual elevado, sobretudo entre o final de 2018 e o início de 2019, além de agosto a outubro de 2019. O maior erro percentual aparece em agosto de 2019, ultrapassando 40%, o que evidencia dificuldade do modelo em representar adequadamente uma variação específica

da série naquele mês.

Figura 82. Erro com sinal e erro percentual da Área 4 - Modelo SARIMAX – Período Sem Pandemia.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

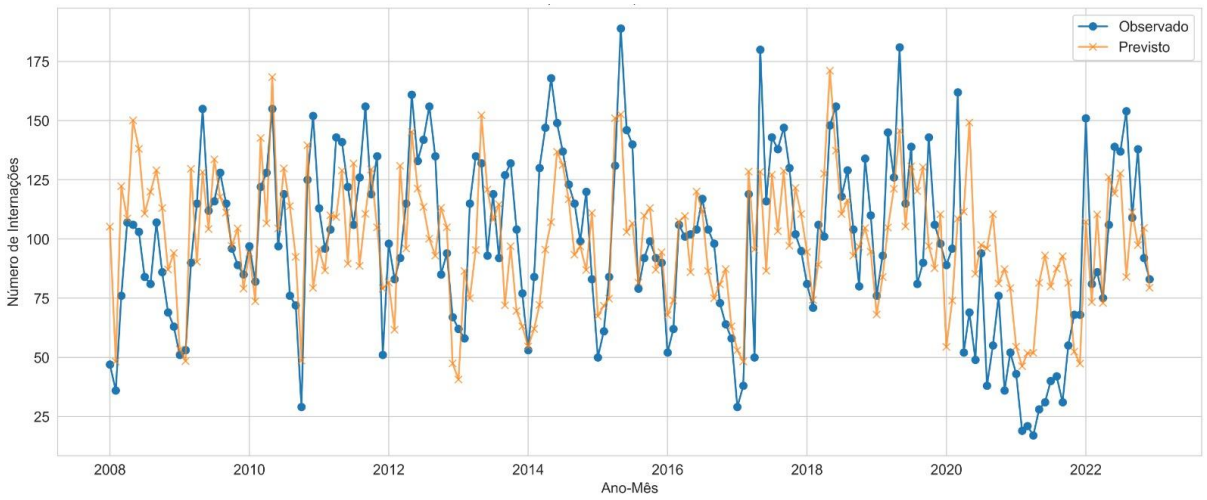
De forma geral, a Figura 82 mostra que, mesmo no período sem pandemia, o desempenho do SARIMAX para a Área 4 apresentou oscilações relevantes. O modelo foi capaz de produzir previsões próximas aos valores observados em diversos meses, mas demonstrou limitações em momentos de maior variação da série, alternando períodos de subestimação e superestimação. Essa combinação de erros indica que a estrutura temporal captada pelo modelo foi útil para representar o comportamento geral do indicador analisado, mas não eliminou completamente as discrepâncias mensais. Assim, a avaliação dos erros com sinal e dos erros percentuais mostra que o SARIMAX teve desempenho aceitável no cenário pré-pandêmico, embora com perdas pontuais de precisão em meses específicos.

A Figura 83 apresenta o ajuste do modelo de Regressão de Poisson para a Área 4, considerando o período com pandemia, entre 2008 e 2022. Diferentemente das figuras anteriores baseadas em taxa padronizada, este gráfico representa o número absoluto de internações, comparando os valores observados com os valores previstos pelo modelo. De forma geral, observa-se que o modelo acompanha parcialmente a variação temporal da série, reproduzindo alguns movimentos de aumento e redução ao longo dos anos. Entretanto, a aderência entre as curvas não é uniforme, especialmente em períodos de maior oscilação, nos quais os valores observados apresentam picos ou quedas mais intensas do que aquelas estimadas pelo modelo.

Ao longo do período pré-pandêmico, entre 2008 e 2019, o modelo consegue representar parte do comportamento médio das internações, mas apresenta dificuldade para captar a magnitude de eventos extremos. Em diversos momentos, os valores previstos ficam próximos dos observados, indicando que o modelo identifica parte da dinâmica geral da série.

Contudo, há meses em que a curva observada se distancia consideravelmente da curva prevista, principalmente quando ocorrem elevações abruptas ou reduções acentuadas no número de internações. Esse comportamento sugere que a estrutura do modelo Poisson é limitada para representar a variabilidade real dos dados, sobretudo quando há dispersão elevada e alternância rápida entre valores baixos e altos.

Figura 83. Modelo de Regressão de Poisson – Período Com Pandemia – Área 4.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

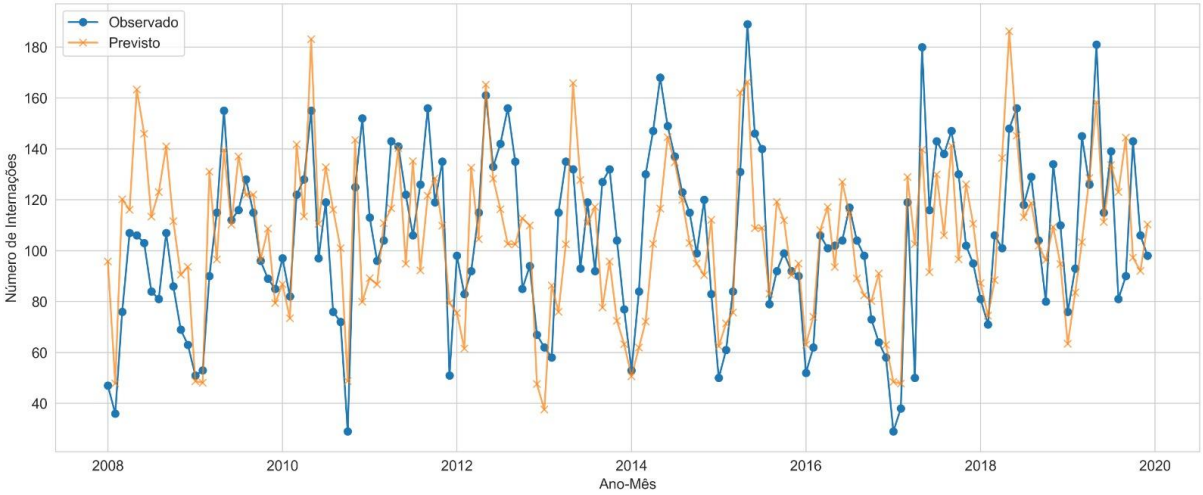
A partir de 2020, a discrepância entre observado e previsto torna-se mais evidente. Durante o período pandêmico, a série observada apresenta queda expressiva no número de internações, alcançando valores bastante reduzidos entre 2020 e 2021. O modelo, por sua vez, tende a suavizar essa redução e, em vários momentos, estima valores acima dos observados. Posteriormente, em 2022, ocorre uma retomada das internações, com aumento dos valores reais, enquanto as previsões continuam seguindo uma trajetória mais regular. Esse contraste indica que o modelo não captou plenamente a ruptura provocada pela pandemia, apresentando limitações para representar tanto a queda abrupta quanto a recuperação posterior da série.

Considerando o log de execução, essa limitação é coerente com os resultados estatísticos obtidos para os modelos de contagem. O modelo Poisson apresentou sinais de sobredispersão, com valores elevados de deviance e qui-quadrado de Pearson, indicando que a variabilidade dos dados foi maior do que a esperada sob a distribuição Poisson. Além disso, os critérios de informação mostraram desempenho inferior do Poisson em comparação aos modelos Binomiais Negativos. Assim, embora a Figura 83 mostre que o modelo Poisson consegue acompanhar parcialmente o padrão médio do número de internações da Área 4, sua capacidade de ajuste é limitada diante da elevada variabilidade da série, dos picos pontuais e

das mudanças estruturais associadas ao período pandêmico.

A Figura 84 apresenta o ajuste do modelo de Regressão de Poisson para a Área 4 no período sem pandemia, comparando os valores observados e previstos do número de internações ao longo da série histórica. Diferentemente das análises baseadas na taxa padronizada, este gráfico trabalha com números absolutos de internações, permitindo avaliar a capacidade do modelo em reproduzir a variação mensal dos registros observados. De modo geral, nota-se que a curva prevista acompanha parte das oscilações da série real, especialmente em alguns intervalos nos quais os aumentos e reduções ocorrem de forma mais gradual. No entanto, a proximidade entre as duas curvas não é constante, revelando limitações do modelo para representar toda a variabilidade dos dados.

Figura 84. Modelo de Regressão de Poisson – Período Sem Pandemia – Área 4.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

Ao longo do período analisado, os valores observados apresentam forte oscilação mensal, com alternância frequente entre picos e quedas. O modelo de Poisson, embora consiga captar parte do nível médio da série, tende a suavizar algumas dessas variações e, em determinados momentos, estima valores acima ou abaixo do observado com diferença expressiva. Essa dificuldade é mais evidente em meses com quedas abruptas ou elevações intensas, nos quais a curva prevista não acompanha integralmente a magnitude do comportamento real. Assim, mesmo sem a interferência do período pandêmico, a série já apresenta variabilidade relevante, o que impõe desafios ao ajuste por Poisson.

A comparação visual também sugere que o modelo apresenta episódios alternados de superestimação e subestimação. Em alguns trechos, como no início da série e em

determinados meses entre 2012 e 2018, os valores previstos ultrapassam os observados. Em outros momentos, especialmente quando ocorrem picos mais pronunciados na série real, o modelo não alcança a mesma intensidade dos registros observados. Esse padrão indica que o Poisson consegue representar parcialmente a estrutura média das internações, mas não descreve adequadamente a dispersão presente nos dados.

Esse resultado está de acordo com o log de execução, no qual o modelo Poisson apresentou desempenho inferior aos modelos Binomiais Negativos. A presença de sobredispersão, indicada por valores elevados de deviance e qui-quadrado de Pearson, mostra que a variabilidade das internações foi maior do que a esperada sob a distribuição Poisson. Dessa forma, embora a Figura 84 demonstre que o modelo de Poisson possui alguma capacidade de acompanhar o comportamento geral da série no período sem pandemia, sua adequação é limitada para os dados da Área 4. A análise reforça, portanto, a necessidade de modelos mais flexíveis para dados de contagem, como a Binomial Negativa, especialmente quando há grande variabilidade mensal e ocorrência de valores extremos.

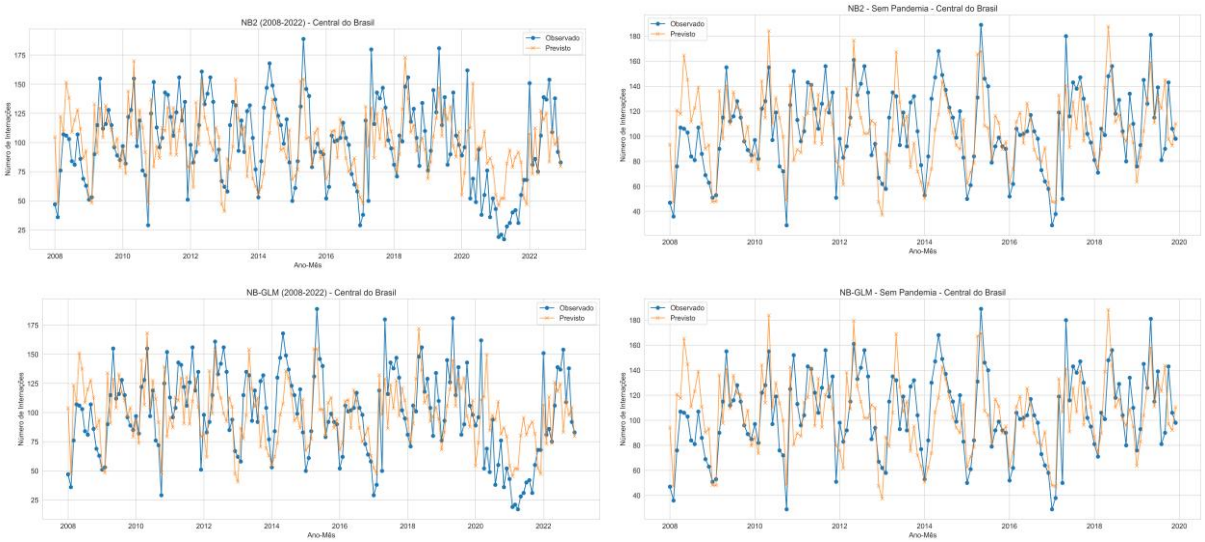
A Figura 85 apresenta o ajuste dos modelos Binomiais Negativos, nas parametrizações NB2 e NB-GLM, para a Área 4, considerando tanto o período completo, de 2008 a 2022, quanto o recorte sem pandemia. Os gráficos comparam os valores observados e previstos do número de internações, permitindo avaliar a capacidade dessas modelagens em representar a variabilidade mensal dos registros. De modo geral, observa-se que as duas abordagens acompanham parte importante do comportamento da série, reproduzindo oscilações frequentes e aproximando-se dos valores observados em diversos pontos. Ainda assim, a correspondência entre as curvas não é perfeita, principalmente nos meses em que ocorrem picos ou quedas mais acentuadas.

Nos painéis referentes ao período sem pandemia, tanto o NB2 quanto o NB-GLM apresentam comportamento semelhante, com previsões próximas à série observada em vários intervalos. A principal contribuição desses modelos está na maior flexibilidade para lidar com a dispersão dos dados, característica importante em séries de contagem hospitalar. Mesmo assim, nota-se que os modelos tendem a suavizar alguns extremos, subestimando determinados picos e superestimando algumas quedas. Esse comportamento indica que, embora os modelos Binomiais Negativos representem melhor a variabilidade geral do que o modelo Poisson, ainda há limitações para captar mudanças abruptas no número mensal de internações.

Quando se observa o período completo, incluindo os anos pandêmicos, a dificuldade de ajuste torna-se mais evidente. A partir de 2020, os valores observados apresentam queda

expressiva, seguida de recuperação posterior, enquanto as previsões mantêm trajetória mais regular. Esse descolamento indica que os modelos não captaram plenamente a ruptura ocorrida durante a pandemia. Em especial, no período de redução acentuada das internações, as previsões ficam acima dos valores observados em vários meses, sugerindo superestimação. Já nos momentos de retomada, os modelos acompanham parcialmente a elevação, mas ainda com dificuldade para reproduzir a intensidade das oscilações reais.

Figura 85. Modelagens da Distribuição Binomial Negativa nas Parametrizações NB-GLM e NB2 – Área 4.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

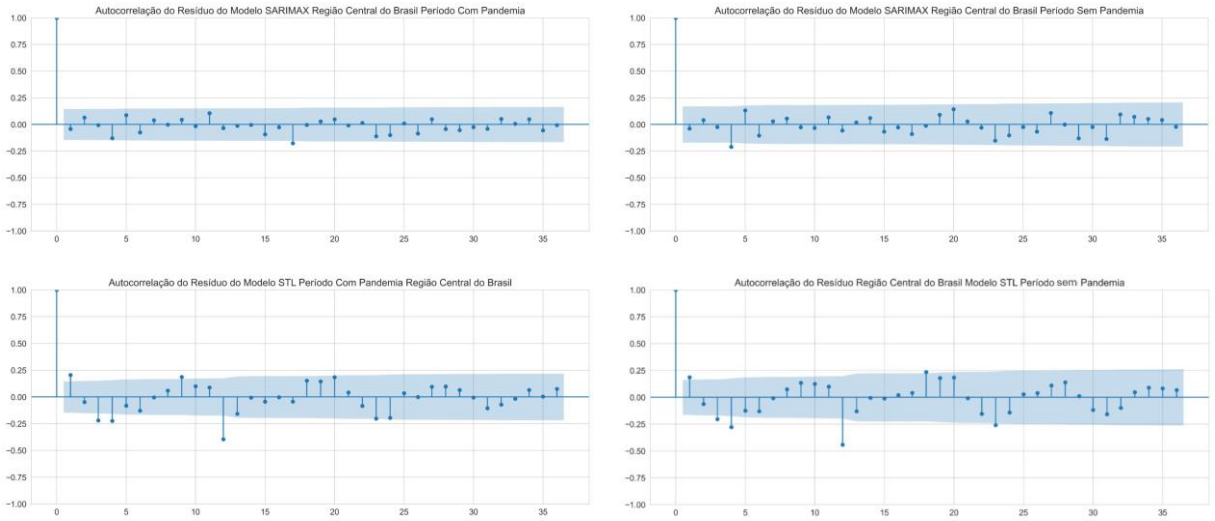
A comparação entre NB2 e NB-GLM mostra que as duas parametrizações produziram ajustes visualmente muito próximos para a Área 4. De acordo com o log de execução, os modelos Binomiais Negativos apresentaram desempenho superior ao Poisson, com menores valores de AIC, reforçando a presença de sobredispersão nos dados. No entanto, a interpretação do NB2 deve ser feita com cautela, pois o ajuste apresentou aviso de não convergência. Assim, embora o NB2 tenha indicado melhor desempenho pelo critério de informação, o NB-GLM representa uma alternativa mais estável do ponto de vista computacional. Em conjunto, a Figura 85 confirma que a Binomial Negativa é mais adequada que o Poisson para modelar o número de internações da Área 4, mas também demonstra que a pandemia introduziu uma alteração estrutural que não foi completamente absorvida pelos modelos de contagem.

A Figura 86 apresenta os correlogramas da função de autocorrelação aplicados aos resíduos dos modelos SARIMAX e STL para a Área 4, considerando os períodos com e sem

pandemia. Essa análise permite verificar se, após o ajuste dos modelos, ainda permanecem padrões temporais nos resíduos. Em termos simples, quando as barras permanecem dentro da faixa de confiança, entende-se que o modelo conseguiu reduzir boa parte da dependência temporal da série. Quando algumas defasagens ultrapassam esse limite, há indícios de que parte da estrutura temporal não foi completamente explicada.

Nos dois painéis referentes ao modelo SARIMAX, observa-se que a maior parte das autocorrelações residuais permanece próxima de zero e dentro dos limites de confiança. Esse comportamento indica que o modelo conseguiu controlar de forma satisfatória a dependência temporal presente na série, tanto no período com pandemia quanto no período sem pandemia. Há pequenas oscilações em algumas defasagens, mas, de modo geral, elas não sugerem forte persistência serial nos resíduos. Assim, os correlogramas indicam que o SARIMAX apresentou bom desempenho na remoção dos padrões temporais mais relevantes, deixando resíduos com comportamento mais próximo do aleatório.

Figura 86. Correlogramas da Função de Autocorrelação (ACF) aplicados aos resíduos das modelagens SARIMAX e STL – Área 4.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.

A leitura dos correlogramas do modelo STL mostra um comportamento um pouco diferente. No período com pandemia, a maioria das defasagens também permanece dentro da faixa de confiança, mas aparecem oscilações mais marcadas em alguns pontos, especialmente em torno das defasagens intermediárias. No período sem pandemia, esse padrão torna-se mais evidente, com destaque para uma autocorrelação negativa mais intensa próxima da defasagem

12. Esse resultado sugere que, embora a decomposição STL tenha conseguido separar tendência, sazonalidade e componente residual, ainda restaram traços de dependência temporal em determinados intervalos da série.

A comparação entre os modelos permite observar que o SARIMAX apresentou resíduos mais bem comportados do ponto de vista da autocorrelação, enquanto o STL deixou sinais residuais mais perceptíveis em algumas defasagens. Essa diferença é esperada, pois o SARIMAX é formulado especificamente para modelar a dependência temporal e sazonal da série, ao passo que o STL atua principalmente como uma técnica de decomposição. Dessa forma, a Figura 86 reforça que o SARIMAX foi mais eficiente para reduzir a autocorrelação dos resíduos na Área 4, enquanto o STL foi útil para descrever a estrutura geral da série, mas não eliminou completamente todos os padrões temporais remanescentes.

A análise da Área 3 e da Área 4 permite compreender como as internações por doenças do aparelho respiratório se expressam em paisagens climáticas marcadas por maior influência de períodos secos, irregularidade pluviométrica e forte diferenciação sazonal. Sob a perspectiva da Geografia da Saúde, essas áreas não devem ser interpretadas apenas como recortes estatísticos, mas como paisagens climáticas específicas, nas quais a relação entre temperatura, pluviosidade, população e adoecimento respiratório se organiza de maneira própria. Essa leitura dialoga com a compreensão de que o espaço geográfico resulta da articulação entre sistemas naturais e sociais, e que os processos de saúde e doença se manifestam de forma diferenciada conforme as características de cada território (Santos, 1996; Sorre, 1984).

A Área 3 apresentou mediana de internações superior à Área 4, indicando maior intensidade central dos registros no conjunto analisado. Além disso, concentrou número expressivo de observações, o que demonstra sua relevância no comportamento geral das internações respiratórias. Essa área está associada a uma paisagem climática marcada por maior irregularidade das chuvas e por condições de maior secura em determinados períodos do ano, características que favorecem uma leitura geográfica baseada nos ritmos ambientais e na vulnerabilidade populacional. De acordo com a classificação climática utilizada na pesquisa, essa área está relacionada a domínios mais secos, nos quais a sazonalidade da chuva e os contrastes entre períodos secos e chuvosos assumem papel importante na organização da paisagem (Novais; Machado, 2023).

Na Área 4, embora a mediana e o número total de observações tenham sido menores, os resultados não indicam ausência de importância epidemiológica. Ao contrário, a área apresentou padrões próprios de variação temporal, sazonalidade e resposta aos modelos

estatísticos. Essa constatação reforça que a análise geográfica não deve se limitar à quantidade absoluta de internações, mas considerar também a organização espacial e temporal do fenômeno. A Área 4 representa uma paisagem climática de transição, com períodos secos bem definidos, nos quais a redução da umidade e a variação sazonal podem contribuir para alterações nas condições de exposição da população. Essa interpretação aproxima-se da climatologia geográfica, especialmente da perspectiva rítmica, ao considerar que os tipos de tempo e sua sucessão influenciam a vida cotidiana e podem interferir na saúde humana (Monteiro, 1971).

Os resultados dos modelos temporais reforçaram que, tanto na Área 3 quanto na Área 4, as internações respiratórias apresentam sinais de sazonalidade, especialmente no período anterior à pandemia. A decomposição das séries indicou que o componente sazonal teve papel relevante, enquanto os modelos SARIMAX apresentaram melhor desempenho em períodos de maior estabilidade temporal. Essa diferença entre os cenários com e sem pandemia demonstra que a sazonalidade climática contribui para a organização temporal das internações, mas pode ser modificada por eventos sanitários excepcionais. Assim, a pandemia representou uma ruptura na dinâmica esperada, interferindo na circulação de doenças respiratórias, no comportamento da população, no acesso aos serviços de saúde e na regularidade histórica das séries.

A comparação entre os modelos de contagem também indicou a complexidade dos dados. A presença de sobredispersão mostrou que as internações variaram mais do que o esperado por um modelo simples de Poisson, justificando o uso de modelos Binomiais Negativos como alternativa mais adequada. Esse resultado tem implicação geográfica importante: a variabilidade das internações não decorre apenas de uma tendência estatística, mas expressa a heterogeneidade das paisagens, dos municípios, dos grupos etários, dos diagnósticos e dos contextos sociais. Portanto, a dinâmica respiratória da Área 3 e da Área 4 deve ser compreendida como resultado de múltiplas determinações, e não apenas como resposta direta à temperatura ou à pluviosidade.

A análise por idade e por principais códigos de doenças respiratórias também contribuiu para essa interpretação. As internações não atingiram a população de forma homogênea, indicando maior vulnerabilidade de determinados grupos etários às variações ambientais e aos agravos respiratórios. Além disso, a presença expressiva de códigos associados às pneumonias, especialmente o J18.9, referente à pneumonia não especificada, sugere uma relação ambiental plausível com a sazonalidade, ainda que indireta. Como essa categoria não identifica o agente etiológico, sua associação com o clima deve ser interpretada

com cautela, considerando que pneumonias infecciosas podem sofrer influência de condições meteorológicas, como temperatura, umidade e precipitação, mas sem estabelecer causalidade direta (DATASUS, 2008; Azevedo *et al.*, 2017; Silva Júnior *et al.*, 2011).

Dessa forma, conclui-se que a Área 3 e a Área 4 apresentam evidências de que as internações por doenças respiratórias acompanham parcialmente a sazonalidade climática, sobretudo em períodos sem grandes rupturas sanitárias. Na Área 3, esse acompanhamento aparece associado a uma paisagem climática de maior irregularidade pluviométrica e maior expressividade dos contrastes sazonais. Na Área 4, mesmo com menor volume relativo de internações, a sazonalidade também se manifesta, demonstrando que áreas com menor carga hospitalar pode apresentar padrões ambientais e epidemiológicos relevantes. Em ambas, a paisagem climática atua como elemento fundamental para compreender o adoecimento, mas sempre em interação com vulnerabilidades sociais, perfil etário, organização territorial, tipo de doença e contexto histórico.

Assim, a principal contribuição da análise da Área 3 e da Área 4 está em mostrar que a relação entre clima e doenças respiratórias precisa ser interpretada de forma territorializada. As paisagens climáticas não são apenas cenários em que as internações ocorrem; elas participam da produção das condições de exposição, risco e vulnerabilidade. A Geografia da Saúde permite justamente compreender essa articulação entre natureza e sociedade, demonstrando que os agravos respiratórios possuem expressão espacial concreta e variam conforme os ritmos climáticos, as condições locais e as desigualdades territoriais (Santos, 1996; Monteiro, 1971; Sorre, 1984).

Conclusão Geral

A presente pesquisa permitiu compreender que as internações por doenças do aparelho respiratório em Minas Gerais apresentam uma relação importante com a sazonalidade climática, mas essa relação não ocorre de forma simples, direta ou homogênea entre as áreas analisadas. Os resultados indicam que os ritmos climáticos, especialmente aqueles associados à variação da temperatura e da pluviosidade ao longo do ano, participam da organização temporal das internações, sobretudo no período anterior à pandemia de COVID-19.

Entretanto, a dinâmica observada não pode ser explicada apenas por variáveis meteorológicas isoladas, pois o adoecimento respiratório resulta da interação entre clima, território, população, idade, grupos diagnósticos, acesso aos serviços de saúde e eventos históricos. Nesse sentido, a pesquisa confirma a relevância da Geografia da Saúde, pois demonstra que as doenças respiratórias não se distribuem em um espaço abstrato, mas em paisagens concretas, formadas pela articulação entre natureza e sociedade (Sorre, 1984; Santos, 1996).

A leitura geográfica dos resultados foi fundamental para evitar uma interpretação reducionista da relação entre clima e doença. A temperatura e a pluviosidade não foram tratadas apenas como variáveis numéricas, mas como elementos constitutivos de paisagens climáticas distintas. Cada área analisada expressa uma combinação própria de ritmos atmosféricos, formas de ocupação, distribuição populacional, vulnerabilidades etárias e condições de atendimento em saúde. Assim, a paisagem foi compreendida como uma categoria integradora, capaz de reunir elementos naturais e sociais em uma mesma interpretação. Essa perspectiva dialoga com a concepção de que o espaço geográfico é produzido historicamente pela interação entre sistemas naturais, técnicos e sociais, e que a paisagem manifesta, em sua materialidade, as marcas dessas relações (Santos, 1996; Ab’Saber, 2003).

A divisão do estudo em quatro áreas climáticas mostrou-se metodologicamente importante, pois permitiu observar que o território mineiro não apresenta comportamento homogêneo quanto às internações respiratórias. A classificação climática adotada possibilitou compreender Minas Gerais a partir de diferentes paisagens climáticas, cada uma marcada por ritmos próprios de temperatura, pluviosidade e sazonalidade. Essa diferenciação é central para a Geografia, pois impede que o estado seja interpretado como um bloco único e evidencia que a saúde também responde às singularidades territoriais. Ao considerar a diversidade climática

do território mineiro, a pesquisa demonstrou que as internações respiratórias precisam ser analisadas de modo regionalizado, respeitando as especificidades ambientais e populacionais de cada área (Novais; Machado, 2023).

Os resultados estatísticos confirmaram que existem diferenças significativas entre as quatro áreas. O teste de Kruskal-Wallis apresentou estatística H = 1992,622 e p-valor igual a 0,00000, indicando que as distribuições das internações não são equivalentes entre os grupos analisados. Contudo, o Eta² aproximado de 0,0054 mostrou que o tamanho do efeito foi pequeno. Esse resultado possui uma interpretação importante: as diferenças entre as áreas são estatisticamente consistentes, mas não explicam, sozinhas, toda a variação observada. Do ponto de vista geográfico, isso significa que a divisão em paisagens climáticas é relevante para compreender a organização espacial das internações, mas o fenômeno também é influenciado por diferenciações internas, como municípios, faixas etárias, meses, anos, tipos de doenças e condições locais de vulnerabilidade.

As estatísticas descritivas reforçaram essa heterogeneidade. A Área 1 e a Área 2 apresentaram medianas mais elevadas, ambas em torno de 56, enquanto a Área 3 apresentou mediana intermediária, aproximadamente 46, e a Área 4 registrou a menor mediana, em torno de 29. Esses valores indicam que as áreas possuem diferentes intensidades centrais de internação, mas a interpretação não pode se limitar à mediana. A Área 2, por exemplo, concentrou o maior número de observações, com 199.727 registros, indicando maior carga assistencial e maior peso no conjunto dos dados. A Área 3 também apresentou volume expressivo, com 93.385 observações, seguida pela Área 1, com 56.336, e pela Área 4, com 17.845. Essa diferença mostra que o número absoluto de internações expressa a pressão sobre os serviços de saúde, enquanto as taxas por 1.000 habitantes permitem avaliar a intensidade proporcional do fenômeno em populações diferentes.

A Área 1 apresentou um comportamento marcado por elevada intensidade mediana e por uma dinâmica respiratória que deve ser interpretada dentro de uma paisagem climática de maior diversidade fisiográfica e ambiental. As variações de relevo, umidade e ocupação territorial compõem um contexto no qual os ritmos atmosféricos podem influenciar a exposição da população a agravos respiratórios. Os resultados indicam que essa área possui padrões temporais relevantes, com oscilações que dialogam com a sazonalidade climática, embora sem configurar uma relação automática entre clima e internação. Essa leitura reforça a ideia de que o adoecimento respiratório se materializa em paisagens específicas, nas quais condições naturais e formas sociais de uso do território se combinam na produção de riscos diferenciados (Sorre, 1984; Santos, 1996).

A Área 2 destacou-se pela maior carga absoluta de internações, demonstrando maior pressão assistencial sobre o sistema hospitalar. Essa área apresentou mediana elevada e o maior número de observações, o que sugere uma paisagem de maior complexidade territorial, populacional e assistencial. Entretanto, a maior quantidade de registros não deve ser interpretada automaticamente como maior risco proporcional. A distinção entre número absoluto e taxa por 1.000 habitantes foi essencial para evitar esse equívoco. Em termos geográficos, esse resultado mostra que áreas mais populosas ou com maior concentração de serviços podem apresentar grande volume de internações, mas a avaliação da intensidade do adoecimento exige considerar a relação entre população e território. Essa diferenciação entre carga hospitalar e intensidade proporcional é fundamental para a análise espacial da saúde.

A Área 3 apresentou comportamento intermediário, mas com forte relevância para a interpretação da sazonalidade. Sua paisagem climática é marcada por maior irregularidade pluviométrica, períodos secos mais pronunciados e contrastes sazonais expressivos. Essas condições podem alterar a exposição da população, especialmente em meses de menor umidade, quando há maior possibilidade de irritação das vias respiratórias, aumento de partículas em suspensão e maior vulnerabilidade de grupos sensíveis. A análise dessa área reforça que a sazonalidade climática não atua da mesma maneira em todos os territórios. Ao contrário, ela se expressa conforme os ritmos ambientais próprios de cada paisagem, aproximando-se da perspectiva da climatologia geográfica, que valoriza a sucessão dos tipos de tempo e seus efeitos concretos na vida social (Monteiro, 1971; Novais; Machado, 2023).

A Área 4 apresentou menor mediana e menor número de observações, mas isso não reduz sua importância analítica. Pelo contrário, os resultados demonstram que áreas com menor carga hospitalar podem apresentar padrões temporais e sazonais relevantes. A Área 4 representa uma paisagem climática de transição, com períodos secos bem definidos e menor volume populacional relativo. Esse contexto reforça que a análise geográfica da saúde não deve se restringir à identificação dos maiores números de internação, mas deve considerar como os registros se organizam no tempo e no espaço. Assim, a Área 4 evidencia que a menor magnitude absoluta não significa ausência de dinâmica epidemiológica, mas sim uma forma específica de manifestação do adoecimento respiratório em uma paisagem climática própria.

A decomposição das séries temporais contribuiu de maneira decisiva para responder à pergunta de pesquisa. No período completo, a força da sazonalidade foi estimada em aproximadamente 0,3985, enquanto a força da tendência foi de 0,3511 e a força residual de 0,3423. Já no período sem pandemia, a força da sazonalidade aumentou para aproximadamente 0,5698, enquanto a tendência foi menor, em torno de 0,1480. Esse contraste

indica que, antes da pandemia, as internações respiratórias apresentavam um comportamento sazonal mais forte e mais organizado. Com a inclusão do período pandêmico, a regularidade da série foi alterada, reduzindo a clareza dos padrões sazonais. Esse resultado sustenta a interpretação de que as doenças respiratórias acompanham parcialmente a sazonalidade climática, especialmente em contextos de maior estabilidade social e sanitária.

A presença de sazonalidade nas séries também aproxima os resultados da perspectiva rítmica da climatologia geográfica. Monteiro (1971) defende que o clima deve ser compreendido a partir da sucessão dos tipos de tempo e dos ritmos atmosféricos, e não apenas por médias estatísticas. Essa abordagem é particularmente importante neste estudo, pois as internações respiratórias não respondem apenas a valores médios de temperatura ou pluviosidade, mas à forma como os estados atmosféricos se sucedem ao longo do tempo.

Meses secos, transições sazonais, períodos de maior umidade, quedas térmicas e instabilidades atmosféricas compõem ritmos ambientais que podem influenciar o cotidiano da população e a ocorrência de agravos respiratórios. Dessa forma, a análise estatística ganha densidade geográfica ao ser interpretada como expressão dos ritmos das paisagens climáticas. Os modelos SARIMAX reforçaram a importância da estrutura temporal das internações. De modo geral, os modelos apresentaram melhor desempenho no período sem pandemia, quando os padrões sazonais estavam mais preservados e a série apresentava maior regularidade. No período com pandemia, os erros de previsão foram mais elevados, indicando maior instabilidade. Em um dos cenários avaliados, o período com pandemia apresentou MAE em torno de 0,1978, RMSE de 0,2374, MAPE de aproximadamente 90,55% e sMAPE de 59,31%. Já no período sem pandemia, os erros foram menores, com MAE de aproximadamente 0,0945, RMSE de 0,1120 e sMAPE de 20,58%. Essa diferença demonstra que a pandemia alterou a previsibilidade da série e interferiu na regularidade histórica das internações.

A pandemia de COVID-19 deve ser compreendida, portanto, como uma ruptura na paisagem da saúde. Antes dela, os ritmos sazonais estavam mais claros e os modelos conseguiram representar melhor o comportamento das internações. Durante e após sua ocorrência, a série passou a refletir não apenas os ritmos climáticos, mas também mudanças no acesso aos serviços de saúde, reorganização hospitalar, isolamento social, uso de máscaras, circulação diferenciada de vírus respiratórios e alterações nos critérios de internação. Esse resultado mostra que a saúde é produzida na interação entre processos naturais e sociais. A paisagem, nesse sentido, não é estática, pois se transforma diante de eventos sanitários, políticos e ambientais que reorganizam as condições de risco e vulnerabilidade (Sorre, 1984;

Santos, 1996).

Os modelos SARIMAX com variáveis exógenas também trouxeram um resultado importante. Em alguns ajustes, temperatura e pluviosidade não apresentaram significância estatística direta quando inseridas na estrutura temporal do modelo. Esse achado não invalida a importância do clima, mas indica que sua influência não é linear nem isolada. A sazonalidade climática aparece de maneira mais robusta na organização temporal das séries do que na ação direta de uma única variável meteorológica. Isso reforça a necessidade de uma leitura geográfica e integrada: o clima não atua como causa única, mas como componente de uma paisagem mais ampla, na qual fatores ambientais, sociais e assistenciais se articulam na produção do adoecimento.

Os modelos de contagem evidenciaram outro aspecto relevante: a presença de sobredispersão nos dados. A comparação entre Poisson, NB-GLM e NB2 mostrou que as internações variaram mais do que o esperado por um modelo simples de Poisson. No período com pandemia, o AIC do Poisson foi muito superior ao dos modelos Binomiais Negativos, indicando pior ajuste. No período sem pandemia, o mesmo padrão se repetiu. Além disso, o parâmetro alpha dos modelos NB2 foi estatisticamente significativo, reforçando a existência de variabilidade elevada nas internações. Tecnicamente, esse resultado justifica o uso de modelos mais flexíveis; geograficamente, ele revela que o fenômeno é heterogêneo, pois as internações variam conforme área, município, mês, idade, diagnóstico e contexto histórico.

A sobredispersão, portanto, não deve ser vista apenas como um problema estatístico. Ela expressa a complexidade espacial e social do adoecimento respiratório. Se os dados fossem homogêneos, regulares e pouco influenciados pelo território, um modelo simples poderia ser suficiente. No entanto, a necessidade de modelos Binomiais Negativos indica que os registros hospitalares carregam grande variabilidade. Essa variabilidade é compatível com uma leitura geográfica: diferentes paisagens climáticas produzem diferentes condições de exposição, e essas condições são atravessadas por desigualdades populacionais, acesso desigual aos serviços, composição etária, circulação de agentes infecciosos e diferenças municipais. A estatística, nesse caso, reforça a leitura territorial do fenômeno.

As análises de correlação também contribuíram para uma interpretação cuidadosa. A temperatura e a pluviosidade apresentaram correlação positiva entre si, indicando que períodos mais quentes tenderam a coincidir com maiores volumes de chuva. Já as relações entre clima e internações foram mais variáveis entre as áreas, com associações negativas em alguns contextos e mais fracas em outros. Esse resultado sugere que as internações podem se intensificar em períodos de menor temperatura ou menor pluviosidade em determinadas

paisagens, mas não seguem uma regra única para todo o território. A associação entre clima e doenças respiratórias, portanto, existe como possibilidade ambiental e sazonal, mas não pode ser tratada como causalidade direta e universal (Azevedo *et al.*, 2017; Silva Júnior *et al.*, 2011).

A regressão linear confirmou essa limitação explicativa. Os baixos valores de R^2 indicaram que as variáveis analisadas explicaram apenas pequena parte da variação das internações. Esse resultado é coerente com a complexidade do processo saúde-doença, pois os registros hospitalares dependem de múltiplas dimensões que ultrapassam a relação direta entre clima e adoecimento. Defasagens temporais entre exposição climática e hospitalização, circulação de vírus e bactérias, condições socioeconômicas, qualidade do ar, acesso à atenção básica, estrutura hospitalar e comportamento da população são fatores que podem interferir na série. Assim, a baixa capacidade explicativa de modelos lineares simples não enfraquece a pesquisa; ao contrário, reforça a necessidade de uma abordagem geográfica integrada.

A análise por idade acrescentou uma dimensão fundamental à compreensão dos resultados. As internações respiratórias não atingiram a população de maneira uniforme, pois determinados grupos etários apresentaram maior participação nos registros. A sazonalidade climática, portanto, não atua sobre uma população abstrata, mas sobre corpos situados em diferentes fases da vida e em distintas condições de vulnerabilidade. Crianças, idosos e indivíduos com maior fragilidade respiratória tendem a ser mais sensíveis às variações de temperatura, umidade, precipitação e circulação de agentes infecciosos. Nesse ponto, a Geografia da Saúde permite articular ambiente, corpo e território, mostrando que o risco é produzido na relação entre paisagem climática e vulnerabilidade populacional (Sorre, 1984; Silva Júnior *et al.*, 2011).

A análise dos principais códigos de doenças respiratórias também qualificou a interpretação. O predomínio do código J18.9, referente à pneumonia não especificada, indicou a importância dos agravos infecciosos no conjunto das internações. Essa categoria pode apresentar associação indireta com a sazonalidade climática, pois pneumonias infecciosas tendem a sofrer influência de condições meteorológicas como temperatura, umidade e precipitação. No entanto, por se tratar de uma categoria inespecífica, que não identifica o agente etiológico, sua relação com o clima deve ser interpretada com cautela. O resultado sustenta uma associação sazonal e ambiental plausível, mas não uma causalidade direta entre clima e pneumonia não especificada (DATASUS, 2008; Azevedo *et al.*, 2017).

A leitura conjunta dos resultados permite afirmar que as doenças respiratórias acompanham parcialmente a sazonalidade climática, especialmente em períodos de maior

estabilidade temporal. Esse acompanhamento aparece na força sazonal das decomposições, na melhor capacidade preditiva dos modelos sem pandemia, na organização mensal das taxas e na diferenciação entre áreas climáticas. Contudo, a relação não é homogênea. A Área 1 expressa uma dinâmica associada à diversidade ambiental e à complexidade de sua paisagem; a Área 2 revela maior carga assistencial e maior peso populacional; a Área 3 evidencia a importância dos períodos secos e da irregularidade pluviométrica; e a Área 4 mostra que mesmo áreas com menor volume de registros podem apresentar padrões sazonais próprios. Portanto, cada área expressa uma forma particular de articulação entre clima, território e saúde.

A principal contribuição da pesquisa está em demonstrar que a Geografia é indispensável para compreender a relação entre natureza e doença. Ao integrar dados climáticos, hospitalares, etários, estatísticos e territoriais, o estudo mostra que o adoecimento respiratório possui expressão espacial concreta. A Geografia permite interpretar os dados não apenas como números, mas como manifestações de processos que ocorrem em paisagens reais, atravessadas por ritmos atmosféricos, desigualdades territoriais e diferentes formas de vulnerabilidade. Assim, o trabalho reforça que a saúde não pode ser separada do território, pois é nele que os fatores ambientais, sociais e assistenciais se encontram e produzem diferentes padrões de risco (Santos, 1996; Monteiro, 1971; Sorre, 1984).

Por fim, conclui-se que as paisagens climáticas não são apenas cenários em que as doenças ocorrem, mas componentes ativos na produção das condições de exposição, risco e vulnerabilidade. A resposta à pergunta de pesquisa não se resume a afirmar que o clima influencia as internações respiratórias. A contribuição central está em demonstrar como essa influência se manifesta de forma diferenciada conforme a paisagem, a escala, o período histórico, a composição populacional e a organização dos serviços de saúde. É justamente nessa articulação entre natureza, sociedade, clima e saúde que a Geografia da Saúde se mostra essencial. A pesquisa, portanto, não apenas identifica padrões de internação, mas revela como diferentes paisagens climáticas participam da produção territorial do adoecimento respiratório em Minas Gerais.

Referências Bibliográficas

AB'SÁBER, A. N. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê Editorial, 2003.

ALBURQUERQUE, B. P. **As relações entre o homem e a natureza e a crise sócio-ambiental**. Monografia - Fundação Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro, RJ, 2007.

ALEIXO, N. C. R. **Pelas lentes da climatologia e da saúde pública: doenças hídricas e respiratórias na cidade de Ribeirão Preto/SP**. Tese (Doutorado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Estadual Paulista, SP, 2012.

ALMEIDA, E. K. A.; STEINKE, E. T. Casos de internação hospitalar por doenças do aparelho respiratório e sua relação com variáveis meteorológicas no Distrito Federal, entre 2003 e 2012. **Geografia**, Rio Claro, SP, v. 41, n. 1, p. 147-165, 2016.

ALMEIDA, M. C. Introdução/Mapa Inacabado da Complexidade. **Geografia: Ciência do Complexo: Ensaios Transdisciplinares**. Editora Sulina. Porto Alegre, RS, 2008.

ALMEIDA, N. C. S; OLIVEIRA, J. R. O Conceito de Paisagem no Plano de Estudo Tutorado SEEMG 2020. **Anais Encontro Nacional de Prática em Ensino de Geografia**. Universidade do Estado da Bahia, Salvador, BA, 2022. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/374133232_O_CONCEITO_DE_PAISAGEM_NO

ALONSO, W. J. *et al.* Comparative dynamics, morbidity and mortality burden of pediatric viral respiratory infections in an equatorial city. *The Pediatric Infectious Disease Journal*, v. 31, n. 1, p. e9–e14, 2015.

ALVES, T. L. B. *et al.* Influência das variações climáticas na ocorrência de doenças das vias aéreas superiores no município de Monteiro – PB. **Ciência e Natura**, Santa Maria, RS, v. 37.

ARAGÃO, M. B. A epidemiologia paisagística no Brasil. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, RJ, v. 1, n. 4, p. 106-109, 1988.

AYOADE, J. O. **Introdução à climatologia para os trópicos**. 10. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2004. 350 p.

AZEVEDO, J. V. V. *et al.* Análise das variações climáticas na ocorrência de doenças respiratórias por influenza e pneumonia na população urbana de Campina Grande-PB. Sociedade & Natureza, 2017.

BACH Jr. J. A fenomenologia da natureza de Goethe: conexões à educação ambiental. **Revista Eletrônica do Mestrado em Educação Ambiental**, Rio Grande, RS, v. 30, p. 140-158, 2013. Disponível em: https://periodicos.furg.br/remea/article/view/3462/2224. Acesso em: 8 dez. 2023.

BARCELLOS, C. **A geografia e o contexto dos problemas de saúde.** Rio de Janeiro: ABRASCO, 2008. 384 p.

BARCELLOS, C. *et al.* Mudanças climáticas e ambientais e as doenças infecciosas: cenários e incertezas para o Brasil. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 18, n. 3, p. 285- 304, 2009.

BASTOS, L. S. *et al.* COVID-19 hospital admissions: Brazil's first and second waves compared. *The Lancet Respiratory Medicine*, v. 9, n. 8, p. e82–e83, 2021.

BERTRAND, G. Paisagem e geografia física global: um esboço metodológico. **Revista IGEOG/USP**, São Paulo: USP, n. 13, 1971. Caderno de ciências da terra. IN: SCHIER, R. A. Trajetórias do conceito de paisagem na geografia. **R.Ra'e GA**, Curitiba, n. 7, p. 79-85, 2003. Editora UFPR.

BRANDALISE, E. R. **A relação do clima e a espacialização das doenças respiratórias em Chapecó-SC**. 2021. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal da Fronteira Sul, Chapecó, SC, 2021.

CAJAZEIRA, A. A. **Geografia, ambiente e saúde: correlações entre o clima e a incidência de doenças respiratórias em Maracanaú/CE**. 2012. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, 2012.

CANDIDO, D. S. *et al.* Evolution and epidemic spread of SARS-CoV-2 in Brazil. *Science*, v. 369, n. 6508, p. 1255–1260, 2020.

CASTILHO, F. J. V. **Abordagem geográfica do clima urbano e das enfermidades em São José do Rio Preto/SP**. 2006. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós- Graduação em Geografia, Universidade Estadual Paulista, 2006.

CONCEIÇÃO, R. S. *et al.* A temperatura do ar e sua relação com algumas doenças respiratórias em Vitória da Conquista – BA. **Revista Eletrônica Geoaraguaia**, Barra do Garças, MT, v. 5,

CONFALONIERI, U. E. C. Saúde na Amazônia: um modelo conceitual para a análise de paisagens e doenças. **Estudos Avançados**, *[S. l.]*, v. 19, n. 53, p. 221-236, 2005. Disponível em: https://www.revistas.usp.br/eav/article/view/10056. Acesso em: 30 nov. 2023.

COSTA, R. A. A influência do período seco no agravamento das doenças respiratórias no pontal do Triângulo Mineiro (MG). *In:* **Climatologia do Cerrado:** variabilidades, suscetibilidades e mudanças climáticas no contexto do Cerrado brasileiro. Goiânia: C&A Alfa Comunicações, p. 272, 2021.

COTA, W. Monitoring the number of COVID-19 cases and deaths in Brazil at municipal and federative units level. *SciELOPreprints*, 2020.

DREW, D. **Processos Interativos Homem – Meio Ambiente.** Bertrand Brasil. 6ªEd. Rio De Janeiro-RJ. 2005.

DUARTE, R. A. P. **Marx e a natureza em O Capital**. São Paulo: Edições Loyola, 1986.

FERNANDES, V.; LEITE, M. L. Influência de variáveis atmosféricas locais na mortalidade por doenças do aparelho respiratório em idosos em dois municípios do Paraná. *In:* XXVIII Encontro Anual de Iniciação Científica e V Encontro Anual de Iniciação Científica Júnior da Universidade Estadual de Ponta Grossa, 2019, Ponta Grossa, PR. **Anais eletrônicos**. Ponta Grossa, 2019. Disponível em: https://siseve.apps.uepg.br/pt_BR/EAIC2019/resumos. Acesso em: 27 abr. 2023.

FERNANDES, V.; LEITE, M. L. Influência de variáveis atmosféricas locais na mortalidade por doenças do aparelho respiratório em idosos em dois municípios do Paraná. In: **XXVIII Encontro Anual de Iniciação Científica e V Encontro Anual de Iniciação Científica Júnior da Universidade Estadual de Ponta Grossa**, 2019, Ponta Grossa, PR. Anais eletrônicos. Ponta Grossa, 2019. Disponível em: https://siseve.apps.uepg.br/pt_BR/EAIC2019/resumos. Acesso em: 27 abr. 2023.

FERREIRA, C. de C. M. *et al.* O estudo do microclima gerado por praças em relação aos seus arredores na cidade de Juiz de Fora-MG. *In:* X Simpósio Brasileiro de Climatologia Geográfica, 2023, Guarapuava, PR. **Anais eletrônicos**. Guarapuava, PR. Disponível e JUIZ-DE-FORA-MG.pdf. Acesso em: 12 nov. 2023.

FREITAS JÚNIOR, D. S; SALES, M. C .L; ZANELLA, M. E. O clima e as condições de saúde da população: uma análise das internações por doenças do aparelho respiratório em Fortaleza-CE. ***Revista Brasileira de Climatologia***, v. 25, p. 438-458, 2019.

FIALHO, E. S. O meio ambiente: o discurso geográfico rumo a transdisciplinaridade. **Revista Ponto de Vista**. Viçosa –MG, v. 4, p. 39-48, 2007.

FIALHO, E. S; ALVES, R. S; LOPES, D. I. Clima e Sítio na Zona da Mata Mineira: Uma Análise em Episódios de Verão. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, PR, v. 8, 2011.

GOMEZ, A. V. **A Dialética da natureza de Marx.** Os antagonismos entre Capital e

natureza. 2004. Dissertação de mestrado. Departamento de Filosofia. Pontifícia Universidade Católica. Rio de Janeiro.Disponível em: https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/4924/4924_1.PDF . Acesso em: 12.mai.2021.

GONÇALVES, M. E. S. **Homem e a natureza: a difícil harmonia**. Revista de Educação Ambiental, v. 20, n. 76, set./nov. 2021. ISSN 1678-0701. Disponível em: https://www.revistaea.org/artigo.php?idartigo=4191. Acesso em: [data de acesso].

GUIMARÃES, P. R. B. **Métodos Quantitativos Estatísticos**. 1. ed. Curitiba: IESDE Brasil S.A., 2008.

https://www.researchgate.net/publication/374133232_O_CONCEITO_DE_PAISAGEM_NO

HUPFFER, H. M; MALLMANN, F; WEYERMÜLLER, A. R. Pensamento Complexo e Meio Ambiente: um diálogo alicerçado nas contribuições de Edgar Morin e Niklas Luhmann. Rev. **Faculdade de Direito,** v. 44. 2020.

IBGE – INTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÌSTICA. **Censo Brasileiro de 2025.**

IKEFUTI, P. V. **Associação Entre Variáveis Meteorológicas, Índice Climático, Fatores Socioecnonômicos e Mortalidade por Doenças do Aparelho Circulatório (Acidente Vascular Cerebral e Embolia Pulmonar) no Município de São Paulo – SP**. Tese (Doutorado). Faculdade de Filosofia, Letras e Cíências Humanas da Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2016.

LOBO, J. R. **A paisagem e sua relação com as doenças infecciosas e parasitárias**. 2013. Seminário (Doutorado em Ciência Animal) – Escola de Veterinária e Zootecnia, Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2013. Disponível em: https://files.cercomp.ufg.br/weby/up/67/o/2013_Joyce_Seminario2corrigido.pdf. Acesso em: 31 jul. 2026.

MACIEL, A. B. C; LIMA, Z. M. C. O conceito de paisagem: diversidade de olhares. **Sociedade e Território**, Natal-RN, v. 23, nº 2, p. 159 - 177. 2011.

MARTINS, E. F; GUIMARÃES, G. M. A. As Concepções de Natureza nos Livros Didáticos de Ciências. **Revista Ensaio**. Belo Horizonte-MG, v. 4. 2002.

MAXIMIANO, L. A. Considerações sobre o conceito de paisagem. **R. RA´E GA**, Editora UFPR. Curitiba, n. 8, p. 83-91, 2004.

MAZETTO, F. A. P. Pioneiros da geografia da saúde. Séculos XVIII, XIX e XX. In: BARCELLOS, C. **A geografia e o contexto dos problemas de saúde**. Rio de Janeiro: ABRASCO, 2008. 384 p.

MAZETTO, F. A. P. Pioneiros da geografia da saúde. Séculos XVIII, XIX e XX. *In:*

MENDONÇA, F. Clima, tropicalidade e saúde: uma perspectiva a partir da intensificação do aquecimento global. **Revista Brasileira de Climatologia**, [S. l.], v. 1, n. 1, 2005.

MONTEIRO, A. **Clima Urbano do Porto: Contribuição para a definição das estratégias de planejamento e ordenamento do território**. Tese de Doutorado. Universidade do Porto – Portugal, 1993

MOREIRA, L. V. L. *et al.* Impact of influenza vaccination among Brazilian children: 2000–2014. *Vaccine*, v. 39, n. 22, p. 3043–3049, 2021.

MORENO, G. S. Indicadores Sociais, Mudanças na Paisagem e Clima: Efeitos em Doenças Emergentes e Reemergentes. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-graduação em Ciências

Morettin, P. A.; Toloi, C. M. C. **Análise de Séries Temporais.** 2ª ed. São Paulo: Blucher, 2006.

MOURA, G. S. **Relações de produção e saúde do trabalhador: uma análise das condições de trabalho e saúde no corte da cana-de-açúcar**. 2009. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Centro de Ciências Humanas, Letras e Artes, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2009.

MURARA, P. G.; AMORIM, M. C. C. T. Clima e saúde: variações atmosféricas e óbitos por doenças circulatórias. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, PR, v. 6, p. 79-92, 2010.

MURARA, P. G.; MENDONÇA, M.; BONETTI, C. O clima e as doenças circulatórias e respiratórias em Florianópolis/SC. **Hygeia - Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Uberlândia, MG, v. 9, n. 16, p. 86-102, 2013.

Na assembleia do Conass, representante da OMS alerta para o aumento das doenças respiratórias crônicas. **Conass: Conselho Nacional de Secretários de Saúde**. Brasília, DF, 25 jul. 2019. Disponível em: https://www.conass.org.br/na-assembleia-do-conass-representante- da-oms-alerta-para-o-aumento-das-doencas-respiratorias-cronicas. Acesso em: 12 nov. 2023.

NASCIMENTO, M. S. *et al.* Impact of social distancing due to COVID-19 on hospital admissions for bronchiolitis in Brazil. *The Brazilian Journal of Infectious Diseases*, v. 26, n. 1, 2022.

NOVAIS, G. T. **Caracterização Climática da Mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba e do Entorno da Serra da Canastra (MG).** Dissertação (Mestrado em Geografia) – Programa de Pós Graduação em Geografia, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, 2011.

NOVAIS, G. T.; MACHADO, L. A. Os Climas do Brasil: Segundo A Climática De Novais. Revista Brasileira de Climatologia, v. 32, n. 19, p. 1-39, 2023. DOI: https://doi.org/10.55761/abclima.v32i19.16163.

NUNES, B. B. S.; MENDES, P. C. Clima, ambiente e saúde: um resgate histórico. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, MG, v. 13, n. 42, p 258-269, 2012.

OLIVEIRA, B. G.; ANUNCIAÇÃO, V. S. Focos de calor, queimadas e problemas respiratórios na cidade de Campo Grande (MS) no período de 2014-2020. **Estrabão**, [S.l.], v. 3, p. 75-90, 2022.

OSHIMA, W.; PEDRACI, E. R.; HIERA, M. D. Clima e doenças respiratórias: estudo de caso sobre a estiagem em Londrina no inverno de 2018. In: **I Simpósio Nacional de Geografia e Gestão Territorial e XXXIV Semana de Geografia da Universidade Estadual de Londrina**, 2018, Londrina, PR. Anais eletrônicos. Londrina, 2018. Disponível em: http://anais.uel.br/portal/index.php/sinagget/article/view/417. Acesso em: 28 abr. 2023.

OSHIMA, W.; PEDRACI, E. R.; HIERA, M. D. Clima e doenças respiratórias: estudo de caso sobre a estiagem em Londrina no inverno de 2018. *In:* I Simpósio Nacional de Geografia e Gestão Territorial e XXXIV Semana de Geografia da Universidade Estadual de Londrina, 2018, Londrina, PR. **Anais eletrônicos**. Londrina, 2018. Disponível em: http://anais.uel.br/portal/index.php/sinagget/article/view/417. Acesso em: 28 abr. 2023.

PAVLOVSKY, Evgeny N. **Natural nidality of transmissible diseases, with special reference to the landscape epidemiology of zooanthroponoses**. Moscow: Peace Publishers, 1960.

PEITER, P. C. **A geografia da saúde na faixa de fronteira continental do Brasil na passagem do milênio**. 2005. Tese (Doutorado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, 2005.

PEIXOTO, A. **Clima e saúde: introdução bio-geográfica à civilização brasileira**. Rio de Janeiro: Nacional, 1938. 298 p.

PIENIZ, C. G. **Análise da relação entre internações por doenças respiratórias e variáveis meteorológicas em dois municípios da região das Missões, nos anos 2019 e 2020**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia

Ambiental e Sanitária) - Universidade Federal da Fronteira Sul, Cerro Largo, RS, 2022.

PIENIZ, C. G. **Análise da relação entre internações por doenças respiratórias e variáveis meteorológicas em dois municípios da região das Missões, nos anos 2019 e 2020.** 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Ambiental e Sanitária) - Universidade Federal da Fronteira Sul, Cerro Largo, RS, 2022.

PORTO, E. D. O.; LATUF, M. O. Relações entre o comportamento e doenças respiratórias em Barreiras/BA. **Geografia**, Londrina, PR, v. 26, n. 2, p. 164-181, 2017.

PORTO-GONÇALVES, C. W. **Os (des)caminhos do meio ambiente**. São Paulo: Contexto, 1989.

PORTO-GONÇALVES, C. W. Amazônia enquanto acumulação desigual de tempos: Uma contribuição para a ecologia política da região. **Revista Crítica de Ciências Sociais** [Online], 107 | 2015.il 2019. Disponível em: https://journals.openedition.org/rccs/6018. Acesso em: 12 nov.2023.

RAMOS, E. C. **Abordagem Naturalista na Educação Ambiental. Uma análise dos Projetos Ambientais de Educação em Curitiba**. 2006. 231 f. Dissertação de Doutorado em Ciências Humanas. Universidade Federal de Santa Catarina, 2006. Disponível em:<https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/88656/227412.pdf?sequece=1.

REASER, J. K. *et al.* Fostering landscape immunity to protect human health: A science-based rationale for shifting conservation policy paradigms. **Conservation Latters.** Wiley Online Lbrary. 2022. Disponível em: https://conbio.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/conl.12869. acesso em: 10.dez.2023.

RIBEIRO, H. *et al.* Ritmo climático e geografia da saúde. **Revista de Geografia**, Recife, PE,

SALES, D. M. **Clima e Doenças Respiratórias: Inter-Relações no Município de Belo Horizonte (MG**. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Programa de Pós Graduação do Departamento de Geografia, Universidade Federal de Minas Gerais, 2019.

SALES, D. M.; ASSIS, W. L.; FONSECA, B. M. Clima urbano e saúde: elementos climáticos e doenças respiratórias observadas no município de Belo Horizonte (MG) entre 2013 e 2014. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, PR, 2018.

SALDIVA, P. **Vida urbana e saúde humana**: os grandes desafios da engenharia, do planejamento e da medicina. São Paulo: Contexto, 2018.

SANT'ANNA NETO, J. L. **História da Climatologia no Brasil:** gênese e paradigmas do clima como fenômeno geográfico. Cadernos Geográficos / Universidade Federal de Santa Catarina, 2004

SANTOS, F. O. Geo grafia médica ou Geografia da saúde? Uma reflexão. **Caderno Prudentino de** Geografia, n.32, v. 1, p.41-51, jan/jun. 2010.

SANTOS, J. P. Espaço e doença: mudanças antrópicas e a hantavirose. **Hygeia** 12 (22): 1 - 12, Jun/2016.

SANTOS, Milton. **A natureza do espaço: técnica e tempo, razão e emoção**. São Paulo: Hucitec, 1996.

SANTOS, M. G. B. *et al.* Avaliação da relação entre variáveis climáticas e internações por doenças cardiorrespiratórias em Juiz De Fora – MG. **Revista Saúde e Meio Ambiente**, Três Lagoas, MT, v. 12, n. 1, p. 270-281, 2021.

SAUER, O. A morfologia da paisagem. IN: CORRÊA; ROZENDAHL (Orgs.). **Paisagem tempo e cultura**, Rio de Janeiro: Editora UERJ, 1998.

SCHIER, R. A. Trajetórias do conceito de paisagem na geografia. **R.Ra'E GA**, Curitiba, n.7,

SILVA JÚNIOR, J. L. R. *et al.* Efeito da sazonalidade climática nas hospitalizações por doença respiratória na cidade de Anápolis-GO entre 2002 e 2012. **Revista Educação em Saúde**, Anápolis, GO, v. 4, n. 2, p. 31-42, 2016.

SILVA, E. N.; RIBEIRO, H.; SANTANA, P. Clima e saúde em contextos urbanos: uma revisão da literatura. **Revista Bibliográfica de Geografia y Ciencias Sociales**, v. 19, n. 1092, 2014.

SILVA, G. A. *et al.* Indirect impact of COVID-19 pandemic on hospital admissions for non-COVID causes: a descriptive study in Belo Horizonte. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, v. 30, n. 4, 2021.

SILVA, J. F. **Doenças do aparelho respiratório em Caucaia/CE: repercussões do clima e das condições socioambientais na saúde pública do município.** 2020. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, 2020.

SILVA, J. F. **Doenças do aparelho respiratório em Caucaia/CE:** repercussões do clima e das condições socioambientais na saúde pública do município. 2020. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, 2020.

SILVA, N. B. *et al.* Seasonality of respiratory viruses in children under five years in the metropolitan region of Belo Horizonte, Brazil. *The Brazilian Journal of Infectious Diseases*, v. 23, n. 1, p. 8–14, 2019.

SORRE, M. A adaptação ao meio climático e biossocial - geografia psicológica. São Paulo: Ática, nº. 46, 1984.

SOUSA, T. C. M. *et al.* Doenças sensíveis ao clima no Brasil e no mundo: revisão sistemática.

SOUZA, C. G. **A influência do ritmo climático na morbidade respiratória em ambientes urbanos.** 2007. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Estadual Paulista, 2007.

SOUZA, C. G.; SANT'ANNA NETO, J. L. Ritmo climático e doenças respiratórias: interações e paradoxos. Revista Brasileira de Climatologia, v. 3, 2008. DOI: https://doi.org/10.5380/abclima.v3i0.25424

TOZONI-REIS, M. F. C. **Educação Ambiental: natureza, razão e história.** Campinas: São Paulo. Autores associados, 2004. IN. ALBURQUERQUE, B. P. As Relações Entre O Homem E A Natureza E A Crise Sócio-Ambiental. **Monografia**. Fundação Oswaldo Cruz. Rio de Janeiro-RJ, 2007.

TROMP, S. W. **Biometeorology: the impact of weather and climate on humans and their environment (animals and plants)**. Barnet: Heyden & Sons, 1980.

APÊNDICES

APÊNDICE A - LISTAS DOS MUNICÍPIOS POR ÁREA DE ESTUDO

Área 1

FID	CÓDIGO	NOME	UF	ÁREA KM²	POPULAÇÃO
0	3100708	Água Comprida	MG	492,167	2.108
1	3100807	Aguanil	MG	232,091	4.357
2	3101607	Alfenas	MG	850,446	78.970
3	3101904	Alpinópolis	MG	460,685	18.300
4	3102001	Alterosa	MG	362,01	13.915
5	3104007	Araxá	MG	1164,062	111.691
6	3104205	Arcos	MG	509,873	41.416
7	3105103	Bambuí	MG	1455,819	23.546
8	3107109	Boa Esperança	MG	860,669	39.848
9	3107406	Bom Despacho	MG	1213,546	51.737
10	3107604	Bom Jesus da Penha	MG	208,349	4.474
11	3111200	Campo Belo	MG	528,225	52.277
12	3111309	Campo do Meio	MG	275,426	11.377
13	3111408	Campo Florido	MG	1264,245	8.466
14	3111507	Campos Altos	MG	710,645	12.979
15	3111606	Campos Gerais	MG	769,504	26.105
16	3112000	Candeias	MG	720,512	14.001
17	3112406	Capetinga	MG	297,937	6.562
18	3112802	Capitólio	MG	521,802	10.380
19	3113909	Carmo da Cachoeira	MG	506,333	11.547
20	3114402	Carmo do Rio Claro	MG	1065,685	20.954
21	3115102	Cássia	MG	665,802	17.155
22	3116407	Claraval	MG	227,627	4.658
23	3116902	Comendador Gomes	MG	1041,047	2.773
24	3117108	Conceição da Aparecida	MG	352,521	10.371
25	3117306	Conceição das Alagoas	MG	1340,25	28.381
26	3118205	Conquista	MG	618,363	6.694
27	3118700	Coqueiral	MG	296,163	9.023
28	3119807	Córrego Danta	MG	657,425	2.960
29	3119955	Córrego Fundo	MG	101,112	6.133
30	3120201	Cristais	MG	628,434	12.197
31	3121209	Delfinópolis	MG	1378,423	8.393
32	3121258	Delta	MG	102,784	10.494
33	3123205	Dores do Indaiá	MG	1111,202	12.630
34	3123403	Doresópolis	MG	152,912	1.461
35	3124708	Estrela do Indaiá	MG	635,981	2.772
36	3126109	Formiga	MG	1501,915	68.248
37	3126307	Fortaleza de Minas	MG	218,792	3.477

38	3127008	Fronteira	MG	199,987	14.540
39	3127107	Frutal	MG	2426,965	58.588
40	3128105	Guapé	MG	934,345	13.772
41	3129509	Ibiá	MG	2704,132	22.229
42	3129707	Ibiraci	MG	562,095	10.948
43	3130309	Iguatama	MG	628,2	6.826
44	3130507	Ilicínea	MG	376,341	12.741
45	3133758	Itaú de Minas	MG	153,421	14.406
46	3134806	Jacuí	MG	409,229	7.495
47	3135308	Japaraíba	MG	172,141	4.506
48	3137205	Lagoa da Prata	MG	439,984	51.412
49	3138807	Luz	MG	1171,659	17.875
50	3141306	Medeiros	MG	946,437	3.900
51	3142403	Moema	MG	202,705	7.548
52	3144607	Nepomuceno	MG	582,553	25.018
53	3145000	Nova Ponte	MG	1111,011	14.598
54	3145109	Nova Resende	MG	390,152	16.387
55	3146503	Pains	MG	421,862	8.142
56	3147907	Passos	MG	1338,07	111.939
57	3148905	Pedra do Indaiá	MG	347,92	4.112
58	3149804	Perdizes	MG	2451,112	17.151
59	3150505	Pimenta	MG	414,969	8.563
60	3150703	Pirajuba	MG	337,98	5.537
61	3151503	Piumhi	MG	902,468	36.062
62	3151602	Planura	MG	317,52	11.145
63	3152808	Prata	MG	4847,544	28.342
64	3152907	Pratápolis	MG	215,516	8.406
65	3153004	Pratinha	MG	622,478	3.559
66	3156908	Sacramento	MG	3073,268	26.670
67	3157708	Santa Juliana	MG	723,784	15.734
68	3158300	Santana da Vargem	MG	172,444	6.691
69	3159704	Santa Rosa da Serra	MG	284,334	3.382
70	3160405	Santo Antônio do Monte	MG	1125,78	27.295
71	3162104	São Gotardo	MG	866,087	40.910
72	3162203	São João Batista do Glória	MG	547,908	7.652
73	3162948	São José da Barra	MG	308,319	7.793
74	3163904	São Pedro da União	MG	260,827	4.885
75	3164308	São Roque de Minas	MG	2098,867	7.129
76	3164704	São Sebastião do Paraíso	MG	814,925	71.796
77	3165107	São Tomás de Aquino	MG	277,928	6.740
78	3168101	Tapira	MG	1179,248	4.118
79	3168200	Tapiraí	MG	407,92	1.690
80	3169406	Três Pontas	MG	689,794	55.255
81	3170107	Uberaba	MG	4523,957	337.836
82	3170206	Uberlândia	MG	4115,206	713.224
83	3170602	Vargem Bonita	MG	409,888	2.158
84	3171105	Veríssimo	MG	1031,823	3.411

FID	CÓDIGO	NOME	UF	ÁREA	ÁREA KM²	POPULAÇÃO
23	3100401	Acaiaca	MG	0	101,886	3.909
21	3102209	Alvarenga	MG	296,06	278,175	3.975
24	3105707	Barra Longa	MG	0	383,628	5.666
17	3107802	Bom Jesus do Galho	MG	593,12	592,289	14.536
25	3108701	Brás Pires	MG	0	223,351	4.260
13	3109253	Bugre	MG	161,62	161,491	4.041
7	3113404	Caratinga	MG	1258,69	1,258,479	87.360
26	3116308	Cipotânea	MG	0	153,479	5.581
2	3118403	Conselheiro Pena	MG	1466,74	1,483,883	20.824
19	3120003	Córrego Novo	MG	206,45	205,385	2.875
27	3121704	Diogo de Vasconcelos	MG	0	165,091	3.549
28	3121902	Divinésia	MG	0	116,97	4.226
11	3122504	Dom Cavati	MG	59,41	59,52	4.904
16	3123858	Entre Folhas	MG	86,47	85,39	5.179
29	3128204	Guaraciaba	MG	0	348,596	9.753
15	3129301	Iapu	MG	342,75	340,994	12.030
8	3130556	Imbé de Minas	MG	192,77	196,735	6.986
9	3130903	Inhapim	MG	860,65	858,024	22.692
14	3131158	Ipaba	MG	113,77	113,246	17.136
30	3140308	Marliéria	MG	0	545,813	4.592
31	3145851	Oratórios	MG	0	89,068	4.917
32	3148301	Paula Cândido	MG	0	268,321	8.659
0	3150158	Piedade de Caratinga	MG	109,22	109,345	8.529
33	3150208	Piedade de Ponte Nova	MG	0	83,733	3.976
18	3150539	Pingo-d'Água	MG	66,85	66,57	4.706
20	3151909	Pocrane	MG	690,06	691,066	8.350
34	3152105	Ponte Nova	MG	0	470,643	57.776
35	3152303	Porto Firme	MG	0	284,777	10.569
36	3153103	Presidente Bernardes	MG	0	236,798	4.850
4	3154002	Raul Soares	MG	765,89	763,364	23.423
37	3154903	Rio Casca	MG	0	384,381	12.789
38	3155009	Rio Doce	MG	0	112,094	2.484
39	3155207	Rio Espera	MG	0	238,602	5.429
40	3157401	Santa Cruz do Escalvado	MG	0	258,726	4.673
22	3159357	Santa Rita de Minas	MG	68,76	68,153	6.773
6	3160959	São Domingos das Dores	MG	60,9	60,865	5.626
12	3162609	São João do Oriente	MG	120,82	120,122	7.070
41	3163409	São José do Goiabal	MG	0	189,578	5.396

FID	CÓDIGO	NOME	UF	ÁREA	ÁREA KM²	POPULAÇÃO
42	3164001	São Pedro dos Ferros	MG	0	402,739	7.166
5	3164472	São Sebastião do Anta	MG	80,08	80,618	6.194
43	3165701	Senador Firmino	MG	0	166,495	7.716
44	3166006	Senhora de Oliveira	MG	0	170,749	5.483
3	3168408	Tarumirim	MG	731,19	731,753	14.709
45	3168507	Teixeiras	MG	0	166,735	12.255
10	3170057	Ubaporanga	MG	191,39	189,045	13.017
46	3170503	Urucânia	MG	0	138,792	10.600
1	3170578	Vargem Alegre	MG	115,97	116,664	5.780
47	3171303	Viçosa	MG	0	299,418	76.430

Área 3

FID	CÓDIGO	NOME	UF	AREA_KM2	POPULAÇÃO
0	3108206	Bonfinópolis de Minas	MG	1850,487	5,528
1	3109451	Cabeceira Grande	MG	1033,055	6,627
2	3122470	Dom Bosco	MG	817,383	3,697
3	3137536	Lagoa Grande	MG	1236,301	8,969
4	3144375	Natalândia	MG	468,66	3,52
5	3147006	Paracatu	MG	8231,029	94,023
6	3170404	Unaí	MG	8445,432	86,619
7	3171006	Vazante	MG	1913,396	19,975

Área 4

FID	CODIGO	NOME	UF	AREA KM²	POPULAÇÃO
0	3108255	Bonito de Minas	MG	3,936,455	10.204
3	3108503	Botumirim	MG	1568,884	5.790
4	3108602	Brasília de Minas	MG	1399,484	32.025
5	3112703	Capitão Enéas	MG	971,576	14.108
6	3115474	Catuti	MG	287,812	4.739
7	3116506	Claro dos Poções	MG	720,424	7.166
1	3117836	Cônego Marinho	MG	1,610,47	7.237
8	3118809	Coração de Jesus	MG	2225,216	25.377
9	3120300	Cristália	MG	840,702	5.121
10	3124302	Espinosa	MG	1868,97	30.443
11	3126703	Francisco Sá	MG	2747,295	23.476
12	3127339	Gameleiras	MG	1733,203	4.793
13	3127354	Glaucilândia	MG	145,861	2.928
14	3127800	Grão Mogol	MG	3885,294	13.901
15	3128253	Guaraciama	MG	390,263	5.051
16	3129657	Ibiracatu	MG	353,257	5.081
17	3132008	Itacambira	MG	1788,445	4.252
18	3132107	Itacarambi	MG	1225,273	17.208
19	3135050	Jaíba	MG	2635,467	37.660
20	3135100	Janaúba	MG	2181,319	70.699
21	3135209	Januária	MG	6661,588	65.150
22	3135357	Japonvar	MG	375,181	8.127
23	3135605	Jequitaí	MG	1268,443	6.484
24	3136801	Juramento	MG	431,63	3.768
25	3136959	Juvenília	MG	1064,692	5.789
26	3138658	Lontra	MG	258,925	8.790
27	3139250	Mamonas	MG	284,365	5.997
28	3139300	Manga	MG	1950,184	18.886
29	3140852	Matias Cardoso	MG	1940,598	8.895
30	3141009	Mato Verde	MG	472,245	12.038
31	3142007	Mirabela	MG	723,278	13.651
2	3142254	Miravânia	MG	602,128	3.985
32	3142700	Montalvânia	MG	1503,755	14.060
33	3142908	Monte Azul	MG	1001,296	20.328
34	3143302	Montes Claros	MG	3589,811	414.240
35	3145059	Nova Porteirinha	MG	120,943	6.706
36	3146552	Pai Pedro	MG	839,805	5.551
37	3147956	Patis	MG	444,196	4.837

FID	CÓDIGO	NOME	UF	ÁREA KM²	POPULAÇÃO
38	3149150	Pedras de Maria da Cruz	MG	1525,648	10.433
39	3152204	Porteirinha	MG	1749,683	37.438
40	3154507	Riacho dos Machados	MG	1315,54	8.756
41	3160454	Santo Antônio do Retiro	MG	796,29	6.629
42	3162252	São João da Lagoa	MG	998,015	4.822
43	3162401	São João da Ponte	MG	1851,102	23.930
44	3162450	São João das Missões	MG	678,274	13.024
45	3162658	São João do Pacuí	MG	415,922	3.972
46	3166956	Serranópolis de Minas	MG	551,954	4.399
47	3170909	Varzelândia	MG	814,994	18.840
48	3171030	Verdelândia	MG	1570,582	7.672

APÊNDICE B – Doenças do Capítulo CID-10: Doenças do Aparelho Respiratório (J00 – J99)

Quadro 1 - CID-10 (J00 a J06): Infecções agudas das vias aéreas superiores.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J00	Infecção aguda	Nasofaringite aguda	Resfriado comum	Inflamação viral da mucosa nasal e faringe, geralmente autolimitada
J01.0	Infecção aguda	Sinusite maxilar aguda	Sinusite aguda do seio maxilar	Infecção súbita do seio maxilar, geralmente bacteriana
J01.1	Infecção aguda	Sinusite frontal aguda	Sinusite da testa	Inflamação aguda do seio frontal
J01.2	Infecção aguda	Sinusite etmoidal aguda	Sinusite etmoidal	Infecção aguda das células etmoidais
J01.3	Infecção aguda	Sinusite esfenoidal aguda	Sinusite do seio esfenoidal	Inflamação súbita do seio esfenoidal
J01.4	Infecção aguda	Sinusite aguda de seios múltiplos	Sinusite aguda combinada	Acometimento simultâneo de mais de um seio paranasal
J01.9	Infecção aguda	Sinusite aguda não especificada	Sinusite aguda	Diagnóstico inespecífico de sinusite
J02.0	Infecção aguda	Faringite estreptocócica	Amigdalite estreptocócica	Infecção bacteriana da faringe por estreptococos
J02.8	Infecção aguda	Outras faringites agudas especificadas	Faringite viral	Inflamação da faringe por agentes diversos
J02.9	Infecção aguda	Faringite aguda não especificada	Dor de garganta	Inflamação inespecífica da faringe

Quadro 1 - CID-10 (J00 a J06): Infecções agudas das vias aéreas superiores (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J03.0	Infecção aguda	Amigdalite estreptocócica	Amigdalite bacteriana	Infecção das amígdalas por estreptococos
J03.9	Infecção aguda	Amigdalite aguda não especificada	Amigdalite	Inflamação inespecífica das amígdalas
J04.0	Infecção aguda	Laringite aguda	Rouquidão	Inflamação súbita da laringe
J04.1	Infecção aguda	Traqueíte aguda	Traqueíte	Inflamação súbita da traqueia
J04.2	Infecção aguda	Laringotraqueíte aguda	Crupe viral	Inflamação combinada da laringe e traqueia
J04.9	Infecção aguda	Laringite e traqueíte agudas não especificadas	Laringite/traqueíte	Diagnóstico inespecífico
J05.0	Infecção aguda	Laringite obstrutiva aguda	Crupe	Obstrução respiratória aguda em crianças
J05.1	Infecção aguda	Epiglotite aguda	Epiglotite	Inflamação grave da epiglote, risco de obstrução
J06.0	Infecção aguda	Laringofaringite aguda	Inflamação da garganta	Infecção combinada da laringe e faringe
J06.8	Infecção aguda	Outras infecções agudas especificadas das vias aéreas superiores	Infecção respiratória alta	Infecções múltiplas especificadas
J06.9	Infecção aguda	Infecção aguda não especificada das vias aéreas superiores	Resfriado inespecífico	Diagnóstico clínico sem especificação

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 2 – CID-10 (J09 a J18): Influenza e Pneumonias.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J09	Infecção viral	Influenza devida a vírus aviário identificado	Gripe aviária	Infecção por vírus influenza aviário, geralmente transmitida de aves para humanos
J10.0	Infecção viral	Influenza devida a vírus influenza identificado com pneumonia	Gripe com pneumonia	Influenza complicada por pneumonia
J10.1	Infecção viral	Influenza devida a vírus influenza identificado com outras manifestações respiratórias	Gripe respiratória	Influenza com complicações respiratórias sem pneumonia
J10.8	Infecção viral	Influenza devida a vírus influenza identificado com outras manifestações	Gripe complicada	Influenza com complicações não respiratórias
J10.9	Infecção viral	Influenza devida a vírus influenza identificado não especificada	Gripe	Diagnóstico confirmado de influenza sem especificação clínica
J11.0	Infecção viral	Influenza não identificada com pneumonia	Gripe com pneumonia	Influenza sem confirmação laboratorial, complicada por pneumonia
J11.1	Infecção viral	Influenza não identificada com outras manifestações respiratórias	Gripe respiratória	Influenza clínica com complicações respiratórias
J11.8	Infecção viral	Influenza não identificada com outras manifestações	Gripe complicada	Influenza clínica com complicações diversas

Quadro 2 - CID-10 (J09 a J18): Influenza e Pneumonias (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J11.9	Infecção viral	Influenza não identificada não especificada	Gripe inespecífica	Diagnóstico clínico de influenza sem especificação
J12.0	Infecção viral	Pneumonia devida ao adenovírus	Pneumonia viral	Infecção pulmonar causada por adenovírus
J12.1	Infecção viral	Pneumonia devida ao vírus respiratório sincicial	Pneumonia por VSR	Infecção pulmonar em crianças por vírus sincicial respiratório
J12.2	Infecção viral	Pneumonia devida ao parainfluenza	Pneumonia viral	Infecção pulmonar por vírus parainfluenza
J12.8	Infecção viral	Outras pneumonias virais especificadas	Pneumonia viral	Pneumonias causadas por outros vírus
J12.9	Infecção viral	Pneumonia viral não especificada	Pneumonia viral	Diagnóstico inespecífico de pneumonia viral
J13	Infecção bacteriana	Pneumonia devida ao Streptococcus pneumoniae	Pneumonia pneumocócica	Infecção pulmonar causada por pneumococo
J14	Infecção bacteriana	Pneumonia devida ao Haemophilus influenzae	Pneumonia por H. influenzae	Infecção pulmonar bacteriana
J15.0	Infecção bacteriana	Pneumonia devida ao Klebsiella pneumoniae	Pneumonia por Klebsiella	Infecção pulmonar grave por Klebsiella
J15.1	Infecção bacteriana	Pneumonia devida ao Pseudomonas	Pneumonia por Pseudomonas	Infecção pulmonar hospitalar
J15.2	Infecção bacteriana	Pneumonia devida ao Staphylococcus	Pneumonia estafilocócica	Infecção pulmonar por Staphylococcus aureus

Quadro 2 - CID-10 (J09 a J18): Influenza e Pneumonias (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J15.3	Infecção bacteriana	Pneumonia devida ao Streptococcus do grupo B	Pneumonia estreptocócica	Infecção pulmonar neonatal
J15.4	Infecção bacteriana	Pneumonia devida a outros estreptococos	Pneumonia estreptocócica	Infecção pulmonar por outros estreptococos
J15.5	Infecção bacteriana	Pneumonia devida a Escherichia coli	Pneumonia por E. coli	Infecção pulmonar bacteriana
J15.6	Infecção bacteriana	Pneumonia devida a outros bacilos Gram-negativos	Pneumonia bacteriana	Infecção pulmonar hospitalar
J15.7	Infecção bacteriana	Pneumonia devida a Mycoplasma pneumoniae	Pneumonia por Mycoplasma	Infecção pulmonar atípica
J15.8	Infecção bacteriana	Outras pneumonias bacterianas especificadas	Pneumonia bacteriana	Infecção pulmonar por outras bactérias
J15.9	Infecção bacteriana	Pneumonia bacteriana não especificada	Pneumonia bacteriana	Diagnóstico inespecífico
J16.0	Infecção	Pneumonia devida a Clamídia	Pneumonia por Chlamydia	Infecção pulmonar atípica
J16.8	Infecção	Outras pneumonias especificadas	Pneumonia	Pneumonias por agentes diversos
J17.0	Infecção	Pneumonia em doenças bacterianas classificadas em outra parte	Pneumonia secundária	Pneumonia associada a outras doenças bacterianas
J17.1	Infecção	Pneumonia em doenças virais classificadas em outra parte	Pneumonia secundária	Pneumonia associada a outras doenças virais
J17.2	Infecção	Pneumonia em micoses	Pneumonia fúngica	Infecção pulmonar por fungos

Quadro 2 - CID-10 (J09 a J18): Influenza e Pneumonias (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J17.3	Infecção	Pneumonia em parasitoses	Pneumonia parasitária	Infecção pulmonar por parasitas
J17.8	Infecção	Pneumonia em outras doenças classificadas em outra parte	Pneumonia secundária	Pneumonia associada a outras doenças
J18.0	Infecção	Broncopneumonia não especificada	Broncopneumonia	Inflamação difusa dos pulmões
J18.1	Infecção	Pneumonia lobar não especificada	Pneumonia lobar	Inflamação localizada em um lobo pulmonar
J18.2	Infecção	Pneumonia hipostática não especificada	Pneumonia hipostática	Pneumonia em pacientes acamados
J18.8	Infecção	Outras pneumonias não especificadas	Pneumonia	Pneumonias inespecíficas
J18.9	Infecção	Pneumonia não especificada	Pneumonia	Diagnóstico inespecífico de pneumonia

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 3 - CID-10 – J20 a J22: Outras infecções agudas das vias aéreas inferiores.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J20.0	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao Mycoplasma pneumoniae	Bronquite por Mycoplasma	Inflamação dos brônquios causada por Mycoplasma pneumoniae
J20.1	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao Haemophilus influenzae	Bronquite por H. influenzae	Infecção bacteriana dos brônquios
J20.2	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao Streptococcus	Bronquite estreptocócica	Infecção dos brônquios por estreptococos
J20.3	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao vírus Coxsackie	Bronquite viral	Infecção viral dos brônquios
J20.4	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao parainfluenza	Bronquite viral	Infecção dos brônquios por vírus parainfluenza
J20.5	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao vírus sincicial respiratório	Bronquite por VSR	Infecção viral comum em crianças
J20.6	Infecção aguda	Bronquite aguda devida a rinovírus	Bronquite viral	Infecção dos brônquios por rinovírus
J20.7	Infecção aguda	Bronquite aguda devida ao echovírus	Bronquite viral	Infecção dos brônquios por echovírus

Quadro 3 - CID-10 – J20 a J22: Outras infecções agudas das vias aéreas inferiores (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J20.8	Infecção aguda	Bronquite aguda devida a outros micro-organismos especificados	Bronquite infecciosa	Infecção dos brônquios por agentes diversos
J20.9	Infecção aguda	Bronquite aguda não especificada	Bronquite aguda	Inflamação inespecífica dos brônquios
J21.0	Infecção aguda	Bronquiolite aguda devida ao vírus sincicial respiratório	Bronquiolite por VSR	Inflamação dos bronquíolos em lactentes causada por VSR
J21.8	Infecção aguda	Outras bronquiolites agudas	Bronquiolite viral	Inflamação dos bronquíolos por outros vírus
J21.9	Infecção aguda	Bronquiolite aguda não especificada	Bronquiolite	Inflamação inespecífica dos bronquíolos
J22	Infecção aguda	Infecção aguda não especificada das vias aéreas inferiores	Infecção respiratória baixa	Diagnóstico inespecífico de infecção das vias aéreas inferiores

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 4 - CID-10 – J30 a J39: Doenças crônicas das vias aéreas superiores.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J30.0	Doença crônica	Rinite vasomotora	Rinite não alérgica	Inflamação nasal causada por estímulos ambientais ou neurogênicos
J30.1	Doença crônica	Rinite alérgica devida ao pólen	Febre do feno	Reação alérgica sazonal ao pólen
J30.2	Doença crônica	Rinite alérgica devida a poeira e outros agentes	Rinite alérgica	Inflamação nasal causada por poeira, ácaros ou outros alérgenos
J30.3	Doença crônica	Rinite alérgica não especificada	Rinite alérgica	Inflamação nasal por alergia sem especificação
J30.4	Doença crônica	Rinite alérgica não especificada	Rinite	Diagnóstico inespecífico de rinite alérgica
J31.0	Doença crônica	Rinite crônica	Rinite persistente	Inflamação nasal de longa duração
J31.1	Doença crônica	Nasofaringite crônica	Inflamação crônica da garganta	Inflamação persistente da nasofaringe
J31.2	Doença crônica	Faringite crônica	Dor de garganta crônica	Inflamação persistente da faringe
J32.0	Doença crônica	Sinusite crônica maxilar	Sinusite crônica do seio maxilar	Inflamação persistente do seio maxilar
J32.1	Doença crônica	Sinusite crônica frontal	Sinusite crônica da testa	Inflamação persistente do seio frontal
J32.2	Doença crônica	Sinusite crônica etmoidal	Sinusite crônica etmoidal	Inflamação persistente das células etmoidais
J32.3	Doença crônica	Sinusite crônica esfenoidal	Sinusite crônica do seio esfenoidal	Inflamação persistente do seio esfenoidal

Quadro 4 - CID-10 – J30 a J39: Doenças crônicas das vias aéreas superiores (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J32.4	Doença crônica	Sinusite crônica de seios múltiplos	Sinusite crônica combinada	Inflamação persistente de múltiplos seios paranasais
J32.8	Doença crônica	Outras sinusites crônicas	Sinusite crônica	Inflamação persistente de outros seios paranasais
J32.9	Doença crônica	Sinusite crônica não especificada	Sinusite crônica	Diagnóstico inespecífico
J33.0	Doença crônica	Pólipo nasal	Carne esponjosa	Crescimento benigno da mucosa nasal
J33.1	Doença crônica	Pólipo antrocoanal	Pólipo nasal	Pólipo que se origina no seio maxilar e se estende até a coana
J33.8	Doença crônica	Outros pólipos do seio nasal	Pólipo nasal	Crescimentos benignos diversos
J33.9	Doença crônica	Pólipo nasal não especificado	Pólipo nasal	Diagnóstico inespecífico
J34.0	Doença crônica	Abscesso nasal	Infecção nasal	Acúmulo de pus na cavidade nasal
J34.1	Doença crônica	Cisto nasal	Cisto	Formação cística na cavidade nasal
J34.2	Doença crônica	Desvio de septo nasal	Desvio de septo	Alteração anatômica do septo nasal
J34.3	Doença crônica	Hipertrofia dos cornetos nasais	Cornetos aumentados	Aumento dos cornetos nasais causando obstrução
J34.8	Doença crônica	Outros transtornos especificados do nariz e seios paranasais	Alterações nasais	Condições diversas

Quadro 4 - CID-10 – J30 a J39: Doenças crônicas das vias aéreas superiores (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J34.9	Doença crônica	Transtorno não especificado do nariz e seios paranasais	Doença nasal	Diagnóstico inespecífico
J35.0	Doença crônica	Amigdalite crônica	Amigdalite persistente	Inflamação crônica das amígdalas
J35.1	Doença crônica	Hipertrofia das amígdalas	Amígdalas aumentadas	Crescimento benigno das amígdalas
J35.2	Doença crônica	Hipertrofia das adenóides	Adenoides aumentadas	Crescimento benigno das adenóides
J35.3	Doença crônica	Hipertrofia das amígdalas com adenóides	Amígdalas e adenóides aumentadas	Crescimento combinado
J35.8	Doença crônica	Outras doenças crônicas das amígdalas e adenóides	Amigdalite crônica	Condições diversas
J35.9	Doença crônica	Doença crônica não especificada das amígdalas e adenóides	Amigdalite	Diagnóstico inespecífico
J36	Infecção	Abscesso periamigdaliano	Abscesso peritonsilar	Acúmulo de pus ao redor das amígdalas
J37.0	Doença crônica	Laringite crônica	Rouquidão crônica	Inflamação persistente da laringe
J37.1	Doença crônica	Traqueíte crônica	Traqueíte persistente	Inflamação persistente da traqueia
J38.0	Doença crônica	Paralisia das cordas vocais	Paralisia vocal	Perda da função das cordas vocais
J38.1	Doença crônica	Pólipo das cordas vocais	Pólipo vocal	Crescimento benigno nas cordas vocais

Quadro 4 - CID-10 – J30 a J39: Doenças crônicas das vias aéreas superiores (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J38.2	Doença crônica	Nódulo das cordas vocais	Nódulo vocal	Lesão benigna por uso excessivo da voz
J38.3	Doença crônica	Outras doenças das cordas vocais	Alterações vocais	Condições diversas
J38.4	Doença crônica	Edema da laringe	Inchaço da laringe	Acúmulo de líquido na laringe
J38.5	Doença crônica	Estenose da laringe	Estreitamento da laringe	Obstrução parcial da laringe
J38.6	Doença crônica	Outras doenças especificadas da laringe	Doença da laringe	Condições diversas
J38.7	Doença crônica	Doença não especificada da laringe	Doença da laringe	Diagnóstico inespecífico
J39.0	Doença crônica	Abscesso retrofaríngeo e parafaríngeo	Abscesso faríngeo	Acúmulo de pus na região faríngea
J39.1	Doença crônica	Outras doenças da faringe	Doença faríngea	Condições diversas da faringe
J39.2	Doença crônica	Outras doenças da nasofaringe	Doença nasofaríngea	Condições diversas da nasofaringe
J39.3	Doença crônica	Outras doenças da boca	Doença oral	Condições diversas da cavidade oral relacionadas ao aparelho respiratório
J39.8	Doença crônica	Outras doenças especificadas das vias aéreas superiores	Doença respiratória alta	Condições diversas
J39.9	Doença crônica	Doença não especificada das vias aéreas superiores	Doença respiratória alta	Diagnóstico inespecífico

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 5 - CID-10 – J40 a J47: Doenças crônicas obstrutivas das vias aéreas.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J40	Doença crônica	Bronquite não especificada como aguda ou crônica	Bronquite	Inflamação dos brônquios sem especificação de duração
J41.0	Doença crônica	Bronquite simples crônica	Bronquite crônica simples	Produção persistente de muco sem obstrução significativa
J41.1	Doença crônica	Bronquite mucopurulenta crônica	Bronquite crônica purulenta	Produção persistente de muco com pus
J41.8	Doença crônica	Bronquite mista simples e mucopurulenta	Bronquite crônica mista	Combinação de formas simples e purulentas
J42	Doença crônica	Bronquite crônica não especificada	Bronquite crônica	Inflamação persistente dos brônquios sem especificação
J43.0	Doença crônica	Enfisema maculopapular	Enfisema	Dilatação anormal dos alvéolos pulmonares
J43.1	Doença crônica	Enfisema panlobular	Enfisema panlobular	Dilatação difusa dos alvéolos em todo o lobo pulmonar
J43.2	Doença crônica	Enfisema centrolobular	Enfisema centrolobular	Dilatação dos alvéolos na região central do lobo
J43.8	Doença crônica	Outros tipos especificados de enfisema	Enfisema	Formas diversas de enfisema
J43.9	Doença crônica	Enfisema não especificado	Enfisema	Diagnóstico inespecífico de enfisema
J44.0	Doença crônica	Doença pulmonar obstrutiva crônica com infecção aguda	DPOC com infecção	Exacerbação infecciosa da DPOC

Quadro 5 - CID-10 – J40 a J47: Doenças crônicas obstrutivas das vias aéreas (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J44.1	Doença crônica	Doença pulmonar obstrutiva crônica com exacerbação aguda	Crise de DPOC	Agravamento súbito da obstrução crônica
J44.8	Doença crônica	Outras formas especificadas de DPOC	DPOC	Condições obstrutivas crônicas diversas
J44.9	Doença crônica	Doença pulmonar obstrutiva crônica não especificada	DPOC	Diagnóstico inespecífico de obstrução crônica
J45.0	Doença crônica	Asma predominantemente alérgica	Asma alérgica	Inflamação crônica das vias aéreas por alergia
J45.1	Doença crônica	Asma não alérgica	Asma intrínseca	Inflamação crônica das vias aéreas sem relação alérgica
J45.8	Doença crônica	Asma mista	Asma mista	Combinação de formas alérgicas e não alérgicas
J45.9	Doença crônica	Asma não especificada	Asma	Diagnóstico inespecífico de asma
J46	Doença crônica	Estado de mal asmático	Crise asmática grave	Exacerbação grave e prolongada da asma, risco de vida
J47	Doença crônica	Bronquiectasia	Dilatação dos brônquios	Dilatação irreversível dos brônquios, com infecções recorrentes

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 6 – CID-10 – J60 a J70: Pneumoconioses e outras doenças pulmonares devidas a agentes externos.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J60	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de carvão	Pulmão negro	Doença pulmonar causada pela inalação de pó de carvão
J61	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao amianto e outras fibras minerais	Asbestose	Doença pulmonar causada pela inalação de fibras de amianto
J62.0	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de talco	Talcose	Doença pulmonar causada pela inalação de pó de talco
J62.8	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida a outros pós minerais especificados	Pneumoconiose	Doença pulmonar causada por outros pós minerais
J63.0	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de sílica	Silicose	Doença pulmonar causada pela inalação de sílica cristalina
J63.1	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de alumínio	Alumínio pulmonar	Doença pulmonar causada pela inalação de pó de alumínio
J63.2	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de berílio	Beriliose	Doença pulmonar causada pela inalação de pó de berílio
J63.3	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de ferro	Siderose	Doença pulmonar causada pela inalação de pó de ferro
J63.4	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida ao pó de estanho	Estanose	Doença pulmonar causada pela inalação de pó de estanho

Quadro 6 – CID-10 – J60 a J70: Pneumoconioses e outras doenças pulmonares devidas a agentes externos (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J63.8	Doença ocupacional	Pneumoconiose devida a outros pós minerais especificados	Pneumoconiose	Doença pulmonar causada por outros minerais
J64	Doença ocupacional	Pneumoconiose não especificada	Pneumoconiose	Diagnóstico inespecífico de doença pulmonar por poeira
J65	Doença ocupacional	Pneumoconiose associada à tuberculose	Silicotuberculose	Associação de tuberculose com pneumoconiose
J66.0	Doença ocupacional	Doença das vias aéreas devida ao pó de carvão	Bronquite do mineiro	Doença das vias aéreas causada por pó de carvão
J66.1	Doença ocupacional	Doença das vias aéreas devida ao pó de algodão	Bissinose	Doença das vias aéreas causada por pó de algodão
J66.2	Doença ocupacional	Doença das vias aéreas devida ao pó de linho	Linose	Doença das vias aéreas causada por pó de linho
J66.3	Doença ocupacional	Doença das vias aéreas devida ao pó de cânhamo	Canabose	Doença das vias aéreas causada por pó de cânhamo
J66.8	Doença ocupacional	Doença das vias aéreas devida a outros pós orgânicos especificados	Doença ocupacional respiratória	Doença das vias aéreas causada por outros pós orgânicos
J67.0	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida ao pó de feno	Pulmão do fazendeiro	Reação imunológica pulmonar ao pó de feno
J67.1	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida ao pó de bagaço de cana	Pulmão do bagaço	Reação imunológica pulmonar ao pó de bagaço de cana

Quadro 6 – CID-10 – J60 a J70: Pneumoconioses e outras doenças pulmonares devidas a agentes externos (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J67.2	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida ao pó de malte	Pulmão do malteiro	Reação imunológica pulmonar ao pó de malte
J67.3	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida ao pó de cogumelo	Pulmão do cultivador de cogumelos	Reação imunológica pulmonar ao pó de cogumelo
J67.4	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida ao pó de casca de bordo	Pulmão do bordo	Reação imunológica pulmonar ao pó de casca de bordo
J67.5	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida ao pó de aves	Pulmão do criador de aves	Reação imunológica pulmonar ao pó de aves
J67.8	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade devida a outros pós orgânicos especificados	Pneumonite ocupacional	Reação imunológica pulmonar a outros pós orgânicos
J67.9	Doença ocupacional	Pneumonite de hipersensibilidade não especificada	Pneumonite ocupacional	Diagnóstico inespecífico
J68.0	Doença ocupacional	Bronquite e pneumonite devida a gases, fumaças e vapores	Bronquite química	Inflamação pulmonar causada por exposição a gases e vapores
J68.1	Doença ocupacional	Pneumonite intersticial aguda devida a gases, fumaças e vapores	Pneumonite química	Inflamação intersticial aguda dos pulmões por agentes químicos
J68.2	Doença ocupacional	Pneumonite crônica devida a gases, fumaças e vapores	Pneumonite crônica química	Inflamação crônica dos pulmões por agentes químicos

Quadro 6 – CID-10 – J60 a J70: Pneumoconioses e outras doenças pulmonares devidas a agentes externos (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J68.3	Doença ocupacional	Doença crônica das vias aéreas devida a gases, fumaças e vapores	Bronquite crônica química	Doença crônica das vias aéreas por agentes químicos
J68.4	Doença ocupacional	Asma devida a gases, fumaças e vapores	Asma ocupacional	Asma causada por exposição a agentes químicos
J68.8	Doença ocupacional	Outras doenças respiratórias especificadas devidas a gases, fumaças e vapores	Doença respiratória ocupacional	Condições diversas causadas por agentes químicos
J68.9	Doença ocupacional	Doença respiratória não especificada devida a gases, fumaças e vapores	Doença respiratória ocupacional	Diagnóstico inespecífico
J69.0	Doença ocupacional	Pneumonia devida a alimentos e vômitos	Pneumonia aspirativa	Infecção pulmonar causada por aspiração de alimentos ou vômitos
J69.1	Doença ocupacional	Pneumonia devida a óleos e essências	Pneumonia lipoide	Infecção pulmonar causada por aspiração de óleos
J69.8	Doença ocupacional	Pneumonia devida a outros sólidos e líquidos especificados	Pneumonia aspirativa	Infecção pulmonar causada por aspiração de outras substâncias
J69.9	Doença ocupacional	Pneumonia aspirativa não especificada	Pneumonia aspirativa	Diagnóstico inespecífico
J70.0	Doença ocupacional	Pneumonite devida a drogas	Pneumonite medicamentosa	Inflamação pulmonar causada por medicamentos

Quadro 6 – CID-10 – J60 a J70: Pneumoconioses e outras doenças pulmonares devidas a agentes externos (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J70.1	Doença ocupacional	Pneumonite intersticial aguda devida a drogas	Pneumonite medicamentosa aguda	Inflamação aguda dos pulmões causada por medicamentos
J70.2	Doença ocupacional	Pneumonite crônica devida a drogas	Pneumonite medicamentosa crônica	Inflamação crônica dos pulmões causada por medicamentos
J70.3	Doença ocupacional	Pneumonite devida a metais	Pneumonite por metais	Inflamação pulmonar causada por exposição a metais
J70.4	Doença ocupacional	Pneumonite devida a outros agentes externos	Pneumonite ocupacional	Inflamação pulmonar causada por outros agentes externos

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 7 - CID-10 – J80 a J84: Doenças intersticiais pulmonares.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J80	Doença intersticial	Síndrome do desconforto respiratório do adulto	SDRA	Condição grave caracterizada por insuficiência respiratória aguda e difusa
J81	Doença intersticial	Edema pulmonar	Água nos pulmões	Acúmulo de líquido nos alvéolos pulmonares, geralmente por insuficiência cardíaca
J82	Doença intersticial	Eosinofilia pulmonar não especificada	Pneumonia eosinofílica	Acúmulo de eosinófilos nos pulmões sem causa definida
J84.0	Doença intersticial	Alveolite fibrosante	Fibrose pulmonar	Inflamação crônica dos alvéolos com formação de fibrose
J84.1	Doença intersticial	Outras doenças pulmonares intersticiais com fibrose	Fibrose intersticial	Doenças caracterizadas por cicatrização do tecido pulmonar
J84.8	Doença intersticial	Outras doenças pulmonares intersticiais especificadas	Doença intersticial	Condições diversas que afetam o interstício pulmonar
J84.9	Doença intersticial	Doença pulmonar intersticial não especificada	Doença intersticial	Diagnóstico inespecífico de doença intersticial pulmonar

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 8 - CID-10 – J85 a J86: Abscessos e empiemas do pulmão e da pleura.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J85.0	Infecção grave	Gangrena do pulmão	Necrose pulmonar	Destruição extensa do tecido pulmonar por infecção grave
J85.1	Infecção grave	Abscesso do pulmão	Pus no pulmão	Cavidade purulenta formada dentro do tecido pulmonar
J85.2	Infecção grave	Abscesso do pulmão com pneumonia	Pneumonia abscedante	Infecção pulmonar com formação de abscesso
J85.3	Infecção grave	Abscesso do mediastino	Abscesso mediastinal	Acúmulo de pus na região do mediastino
J85.9	Infecção grave	Abscesso intratorácico não especificado	Abscesso torácico	Diagnóstico inespecífico de abscesso dentro do tórax
J86.0	Infecção grave	Piotórax com fístula	Empiema com fístula	Acúmulo de pus na cavidade pleural com comunicação externa
J86.9	Infecção grave	Piotórax não especificado	Empiema pleural	Acúmulo de pus na cavidade pleural sem especificação

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 9 - CID-10 – J90 a J94: Doenças da pleura.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J90	Doença pleural	Derrame pleural não especificado	Água no pulmão	Acúmulo de líquido na cavidade pleural sem causa definida
J91.0	Doença pleural	Derrame pleural em condições classificadas em outra parte	Derrame pleural secundário	Acúmulo de líquido na pleura associado a outras doenças (ex.: insuficiência cardíaca, cirrose)
J91.8	Doença pleural	Derrame pleural em outras condições classificadas em outra parte	Derrame pleural secundário	Derrame pleural associado a doenças diversas
J92.0	Doença pleural	Placas pleurais com presença de amianto	Placas pleurais por asbesto	Espessamento da pleura causado por exposição ao amianto
J92.9	Doença pleural	Placas pleurais não especificadas	Placas pleurais	Espessamento inespecífico da pleura
J93.0	Doença pleural	Pneumotórax espontâneo primário	Pulmão colapsado	Acúmulo de ar na cavidade pleural sem causa aparente, geralmente em jovens
J93.1	Doença pleural	Pneumotórax espontâneo secundário	Pneumotórax secundário	Acúmulo de ar na pleura associado a doenças pulmonares
J93.8	Doença pleural	Outros pneumotórax especificados	Pneumotórax	Condições diversas de acúmulo de ar na pleura

Quadro 9 - CID-10 – J90 a J94: Doenças da pleura (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J93.9	Doença pleural	Pneumotórax não especificado	Pneumotórax	Diagnóstico inespecífico de ar na cavidade pleural
J94.0	Doença pleural	Quilotórax	Quilotórax	Acúmulo de linfa na cavidade pleural
J94.1	Doença pleural	Hemotórax	Sangue na pleura	Acúmulo de sangue na cavidade pleural
J94.2	Doença pleural	Outras efusões pleurais especificadas	Derrame pleural	Efusões pleurais diversas com causas definidas
J94.8	Doença pleural	Outras doenças especificadas da pleura	Doença pleural	Condições diversas que afetam a pleura
J94.9	Doença pleural	Doença não especificada da pleura	Doença pleural	Diagnóstico inespecífico de doença pleural

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

Quadro 10 - CID-10 – J95 a J99: Complicações pós-procedimento e outras doenças respiratórias.

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J95.0	Complicação	Complicações agudas pós-procedimento respiratório	Complicação respiratória aguda	Alterações respiratórias imediatas após cirurgia ou procedimento
J95.1	Complicação	Complicações crônicas pós-procedimento respiratório	Complicação respiratória crônica	Alterações respiratórias persistentes após cirurgia ou procedimento
J95.2	Complicação	Complicações pós-procedimento respiratório não especificadas	Complicação respiratória	Diagnóstico inespecífico de complicações respiratórias pós-procedimento
J95.3	Complicação	Complicações pós-traqueostomia	Complicações da traqueostomia	Alterações respiratórias relacionadas à traqueostomia
J95.4	Complicação	Complicações pós-intubação	Complicações da intubação	Alterações respiratórias relacionadas à intubação endotraqueal
J95.8	Complicação	Outras complicações pós-procedimento respiratório	Complicações respiratórias	Condições diversas após procedimentos respiratórios
J95.9	Complicação	Complicação respiratória pós-procedimento não especificada	Complicação respiratória	Diagnóstico inespecífico
J96.0	Doença respiratória	Insuficiência respiratória aguda	Falência respiratória aguda	Incapacidade súbita dos pulmões em realizar trocas gasosas adequadas

Quadro 10 - CID-10 – J95 a J99: Complicações pós-procedimento e outras doenças respiratórias (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J96.1	Doença respiratória	Insuficiência respiratória crônica	Falência respiratória crônica	Incapacidade persistente dos pulmões em realizar trocas gasosas adequadas
J96.9	Doença respiratória	Insuficiência respiratória não especificada	Falência respiratória	Diagnóstico inespecífico de insuficiência respiratória
J98.0	Doença respiratória	Traqueostomia	Traqueostomia	Condição relacionada à abertura cirúrgica da traqueia
J98.1	Doença respiratória	Colapso pulmonar	Atelectasia	Colapso parcial ou total do pulmão
J98.2	Doença respiratória	Enfisema intersticial	Enfisema intersticial	Presença de ar no tecido intersticial pulmonar
J98.3	Doença respiratória	Bolhas pulmonares	Bolhas enfisematosas	Formação de bolhas de ar nos pulmões
J98.4	Doença respiratória	Outras doenças pulmonares especificadas	Doença pulmonar	Condições diversas dos pulmões
J98.5	Doença respiratória	Doença pulmonar não especificada	Doença pulmonar	Diagnóstico inespecífico
J99.0	Doença respiratória	Doença respiratória em doenças bacterianas classificadas em outra parte	Doença respiratória secundária	Alterações respiratórias associadas a doenças bacterianas
J99.1	Doença respiratória	Doença respiratória em doenças virais classificadas em outra parte	Doença respiratória secundária	Alterações respiratórias associadas a doenças virais

Quadro 10 - CID-10 – J95 a J99: Complicações pós-procedimento e outras doenças respiratórias (continuação).

Código	Tipo	Descrição Oficial	Sinônimo Popular	Definição/Notas
J99.8	Doença respiratória	Doença respiratória em outras doenças classificadas em outra parte	Doença respiratória secundária	Alterações respiratórias associadas a outras doenças

Fonte: http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/cap10_3d.htm.

APÊNDICE C – LOG DE EXECUÇÃO (PYTHON)

LOG DE EXECUÇÃO (PYTHON) – Área 1 – Tipo Oriental do Brasil.

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:439: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.boxplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:451: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.violinplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')

Regiao	Cidade	...	Temperatura_Mode	Pluviosidade_Mode
0	Central do Brasil	310820	...	23.80	212.50
1	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
2	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
3	Central do Brasil	310820	...	21.65	22.15
4	Central do Brasil	310820	...	20.05	6.50

[5 rows x 8 columns]
Estatística H = 1992.622
p-valor = 0.00000

	Central do Brasil	...	Oriental do Brasil
Central do Brasil	1.000000e+00	...	9.155908e-292

Centro Sul do Brasil 4.410387e-259 ... 2.635047e-20
Nordestino do Brasil 1.234981e-92 ... 2.979150e-165
Oriental do Brasil 9.155908e-292 ... 1.000000e+00

[4 rows x 4 columns]
mediana q1 q3 n IQR
Regiao
Central do Brasil 29.0 7.0 67.0 17845 60.0
Centro Sul do Brasil 56.0 9.0 75.0 199727 66.0
Nordestino do Brasil 46.0 6.0 74.0 93385 68.0
Oriental do Brasil 56.0 11.0 76.0 56336 65.0
Eta² ≈ 0.0054
stl_pre: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000001DB2CDDA890>
res_pre: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000001DB2B1097F0>
2022-12-01 00:00:00
0
Força da sazonalidade: 0.4262
Força da tendência: 0.3856
Força do resíduo: 0.2612
Soma: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0730
lb_stat lb_pvalue
12 56.940545 8.101978e-08
Período final: 2019-12-01 00:00:00
Número de observações: 144
stl_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000001DB2CDDA400>
res_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000001DB2A9AD4C0>
2019-12-01 00:00:00
0
Força da sazonalidade pre pandemia: 0.7716
Força da tendência pre pandemia: 0.0675
Força do resíduo: 0.2023
Soma pre-pandemia: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0415

```
lb_stat  lb_pvalue
12  45.811423   0.000007
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not
```

calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1694: UserWarning: Glyph 128293 (\N{FIRE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Matriz de Correlação por Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1737: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Análise de Resíduos - Regressão Linear" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.

plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1920: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.92, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128993 (\N{LARGE YELLOW CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.

plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.

plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.

plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')

SARIMAX Results

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 180

Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 151.486

Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -292.973

Time: 19:22:48 BIC -277.821

Sample: 01-01-2008 HQIC -286.818

- 12-01-2022

Covariance Type: opg

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.4011	0.175	2.290	0.022	0.058	0.744
ma.L1	-0.7581	0.128	-5.909	0.000	-1.010	-0.507
ar.S.L12	-0.0751	0.106	-0.710	0.478	-0.283	0.132
ma.S.L12	-0.8488	0.125	-6.808	0.000	-1.093	-0.604
sigma2	0.0074	0.001	11.989	0.000	0.006	0.009

==========

Ljung-Box (L1) (Q): 0.11 Jarque-Bera (JB): 86.25

Prob(Q): 0.73 Prob(JB): 0.00

Heteroskedasticity (H): 1.99 Skew: 0.14

Prob(H) (two-sided): 0.02 Kurtosis: 6.67

```
==========================================================================
================

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
     lb_stat  lb_pvalue
12  27.012498   0.007695
                           SARIMAX Results
==========================================================================
======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                132
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood                135.546
Date:                    Mon, 23 Mar 2026   AIC                           -261.093
Time:                            19:22:52   BIC                           -247.823
Sample:                          01-01-2008   HQIC                          -255.716
                               - 12-01-2018
Covariance Type:                      opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
---------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.3047      0.098      3.107      0.002       0.112       0.497
ma.L1         -1.0000    212.926     -0.005      0.996    -418.327     416.327
ar.S.L12      -0.4038      0.103     -3.923      0.000      -0.606      -0.202
ma.S.L12      -0.3450      0.121     -2.856      0.004      -0.582      -0.108
sigma2         0.0042      0.896      0.005      0.996      -1.752       1.760
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.01   Jarque-Bera (JB):                 1.83
Prob(Q):                              0.92   Prob(JB):                         0.40
Heteroskedasticity (H):               0.70   Skew:                            -0.03
Prob(H) (two-sided):                  0.31   Kurtosis:                         2.36
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

```
     lb_stat  lb_pvalue
12  32.461901   0.001174
                           SARIMAX Results
==========================================================================
======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                180
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood                153.058
Date:                    Mon, 23 Mar 2026   AIC                           -292.116
Time:                            19:22:57   BIC                           -270.903
Sample:                          01-01-2008   HQIC                          -283.499
                               - 12-01-2022
Covariance Type:                        opg
==========================================================================
====================
                     coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
Temperatura_Regiao      0.0099      0.021      0.466      0.641      -0.032       0.051
Pluviosidade_Regiao    -0.0008      0.000     -1.883      0.060      -0.002    3.32e-05
ar.L1                   0.3539      0.245      1.443      0.149      -0.127       0.835
ma.L1                  -0.6777      0.189     -3.578      0.000      -1.049      -0.306
ar.S.L12               -0.0631      0.107     -0.591      0.554      -0.272       0.146
ma.S.L12               -0.9871      1.215     -0.812      0.417      -3.369       1.395
sigma2                  0.0063      0.007      0.874      0.382      -0.008       0.020
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.25   Jarque-Bera (JB):                 77.41
Prob(Q):                              0.62   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               2.19   Skew:                             0.12
Prob(H) (two-sided):                  0.01   Kurtosis:                         6.48
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2020-12-01 00:00:00

Teste: 2021-01-01 00:00:00 até 2022-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 156

Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 145.995

Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -281.990

Time: 19:22:58 BIC -267.691

Sample: 01-01-2008 HQIC -276.180

- 12-01-2020

Covariance Type: opg

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.4432	0.115	3.847	0.000	0.217	0.669
ma.L1	-0.8626	0.078	-11.031	0.000	-1.016	-0.709
ar.S.L12	-0.3096	0.110	-2.803	0.005	-0.526	-0.093
ma.S.L12	-0.4114	0.141	-2.921	0.003	-0.687	-0.135
sigma2	0.0060	0.001	10.066	0.000	0.005	0.007

==========

Ljung-Box (L1) (Q): 0.00 Jarque-Bera (JB): 22.23

Prob(Q): 0.99 Prob(JB): 0.00

Heteroskedasticity (H): 1.21 Skew: -0.71

Prob(H) (two-sided): 0.54 Kurtosis: 4.45

==========

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

MAE: 0.28245220310036717

RMSE: 0.35154565343090854

MAPE (%): 48.37322948039511

sMAPE (%): 72.23864534718308

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2021-01-01	0.277405	0.248752	-0.028653	0.028653	10.328781
2021-02-01	0.289588	0.213896	-0.075692	0.075692	26.137665
2021-03-01	0.344535	0.277840	-0.066695	0.066695	19.357908
2021-04-01	0.338075	0.314465	-0.023610	0.023610	6.983663
2021-05-01	0.378154	0.400369	0.022215	0.022215	5.874545
2021-06-01	0.359474	0.391224	0.031750	0.031750	8.832309
2021-07-01	0.397493	0.408429	0.010936	0.010936	2.751366
2021-08-01	0.419370	0.314611	-0.104758	0.104758	24.979977
2021-09-01	0.393894	0.306358	-0.087536	0.087536	22.223173
2021-10-01	0.406556	0.211438	-0.195118	0.195118	47.992801
2021-11-01	0.502897	0.188153	-0.314744	0.314744	62.586199
2021-12-01	0.545039	0.184962	-0.360077	0.360077	66.064503
2022-01-01	0.867790	0.171708	-0.696082	0.696082	80.213226
2022-02-01	0.412627	0.158289	-0.254338	0.254338	61.638811
2022-03-01	0.595294	0.213683	-0.381611	0.381611	64.104673
2022-04-01	0.610431	0.181554	-0.428877	0.428877	70.258046
2022-05-01	0.791706	0.235789	-0.555918	0.555918	70.217670
2022-06-01	0.792776	0.246916	-0.545860	0.545860	68.854226
2022-07-01	0.748641	0.256172	-0.492469	0.492469	65.781779
2022-08-01	0.717360	0.199741	-0.517619	0.517619	72.156139
2022-09-01	0.670702	0.182761	-0.487941	0.487941	72.750732
2022-10-01	0.547194	0.109383	-0.437812	0.437812	80.010281
2022-11-01	0.546432	0.106319	-0.440113	0.440113	80.543030
2022-12-01	0.310640	0.092211	-0.218430	0.218430	70.316006

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2017-12-01 00:00:00

Teste: 2018-01-01 00:00:00 até 2019-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

```
==========================================================================
========================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:              120
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood             116.876
Date:                   Mon, 23 Mar 2026   AIC                        -223.751
Time:                           19:23:02   BIC                        -211.088
Sample:                         01-01-2008   HQIC                     -218.639
                              - 12-01-2017
Covariance Type:                     opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
---------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.3297      0.108      3.039      0.002       0.117       0.542
ma.L1         -1.0000    595.130     -0.002      0.999   -1167.434    1165.434
ar.S.L12      -0.3992      0.112     -3.555      0.000      -0.619      -0.179
ma.S.L12      -0.2787      0.141     -1.976      0.048      -0.555      -0.002
sigma2         0.0045      2.687      0.002      0.999      -5.261       5.270
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.03   Jarque-Bera (JB):                 2.50
Prob(Q):                              0.85   Prob(JB):                         0.29
Heteroskedasticity (H):               0.85   Skew:                            -0.04
Prob(H) (two-sided):                  0.66   Kurtosis:                         2.20
==========================================================================
================

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
MAE: 0.04431740943222085
RMSE: 0.05912538544855389
sMAPE (%): 8.126364321226573
              Real  Previsto      Erro  Erro_Abs     Erro_%
AnoMes
```

2018-01-01	0.493112	0.458127	-0.034985	0.034985	7.094684
2018-02-01	0.402557	0.402354	-0.000203	0.000203	0.050532
2018-03-01	0.513911	0.553602	0.039691	0.039691	7.723369
2018-04-01	0.658909	0.639482	-0.019427	0.019427	2.948415
2018-05-01	0.751062	0.733394	-0.017667	0.017667	2.352332
2018-06-01	0.662301	0.690613	0.028312	0.028312	4.274811
2018-07-01	0.761827	0.764640	0.002813	0.002813	0.369309
2018-08-01	0.542044	0.666948	0.124904	0.124904	23.043207
2018-09-01	0.560046	0.559740	-0.000306	0.000306	0.054592
2018-10-01	0.481592	0.533557	0.051965	0.051965	10.790265
2018-11-01	0.420109	0.449446	0.029337	0.029337	6.983166
2018-12-01	0.479013	0.454444	-0.024569	0.024569	5.128986
2019-01-01	0.454448	0.438437	-0.016010	0.016010	3.523020
2019-02-01	0.414433	0.396872	-0.017560	0.017560	4.237134
2019-03-01	0.448292	0.580580	0.132288	0.132288	29.509387
2019-04-01	0.588186	0.627428	0.039242	0.039242	6.671733
2019-05-01	0.730638	0.745393	0.014756	0.014756	2.019565
2019-06-01	0.715203	0.719703	0.004500	0.004500	0.629251
2019-07-01	0.703391	0.790061	0.086670	0.086670	12.321714
2019-08-01	0.583081	0.691401	0.108319	0.108319	18.577082
2019-09-01	0.614634	0.566606	-0.048027	0.048027	7.813958
2019-10-01	0.443696	0.551942	0.108246	0.108246	24.396340
2019-11-01	0.412515	0.458319	0.045805	0.045805	11.103826
2019-12-01	0.402441	0.470454	0.068013	0.068013	16.900247

Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')

Top 5 municípios por taxa média de internações (por região):

	Regiao	nm_mun	Taxa_1000_Media
0	Central do Brasil	Vazante	0.615912
1	Central do Brasil	Paracatu	0.514682
2	Central do Brasil	Natalândia	0.417624
3	Central do Brasil	Dom Bosco	0.392659
4	Central do Brasil	Unaí	0.375976
5	Centro Sul do Brasil	Candeias	2.299785
6	Centro Sul do Brasil	Perdizes	2.066349

```
7   Centro Sul do Brasil              Prata        1.903872
8   Centro Sul do Brasil              Cássia       1.861372
9   Centro Sul do Brasil              Luz          1.814980
10  Nordestino do Brasil              Mirabela     1.248604
11  Nordestino do Brasil              Montalvânia  1.130431
12  Nordestino do Brasil              Varzelândia  1.059772
13  Nordestino do Brasil              Grão Mogol   0.854238
14  Nordestino do Brasil              São João da Ponte  0.769703
15    Oriental do Brasil              Tarumirim    1.879801
16    Oriental do Brasil              Cipotânea    1.455699
17    Oriental do Brasil              Conselheiro Pena  1.439311
18    Oriental do Brasil              Presidente Bernardes  1.246990
19    Oriental do Brasil              Rio Espera   1.140956
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Idade', 'Populacao', 'N_Internacoes',
'Taxa_1000_Municipio'],
      dtype='str')
Index(['Regiao', 'Idade', 'Ano', 'N_Internacoes', 'Populacao', 'Taxa_1000'], dtype='str')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood
optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
```

packages\scipy\optimize_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of iterations has been exceeded.

res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)

C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals

warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "

taxa_municipio_media: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')

top3_municipios: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')

Kruskal-Wallis: estatística = 68.84073664825041 , p-valor = 2.027949502271284e-10

Média das taxas: 0.5562601299017961

Variância das taxas: 0.01873886184955971

Generalized Linear Model Regression Results

==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 7533

Model: GLM Df Residuals: 7519

Model Family: Poisson Df Model: 13

Link Function: Log Scale: 1.0000

Method: IRLS Log-Likelihood: -44306.

Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 63590.

Time: 19:25:29 Pearson chi2: 9.09e+04

No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.1086

Covariance Type: HC0

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	1.9379	0.480	4.037	0.000	0.997	2.879
C(Mes)[T.2]	-0.1362	0.072	-1.893	0.058	-0.277	0.005
C(Mes)[T.3]	0.0563	0.076	0.744	0.457	-0.092	0.205
C(Mes)[T.4]	0.1181	0.088	1.349	0.177	-0.053	0.290
C(Mes)[T.5]	0.2163	0.099	2.191	0.028	0.023	0.410
C(Mes)[T.6]	0.1717	0.108	1.583	0.113	-0.041	0.384

C(Mes)[T.7]	0.1948	0.105	1.857	0.063	-0.011	0.400
C(Mes)[T.8]	0.0814	0.094	0.864	0.387	-0.103	0.266
C(Mes)[T.9]	0.0633	0.081	0.779	0.436	-0.096	0.223
C(Mes)[T.10]	0.0149	0.076	0.196	0.845	-0.134	0.164
C(Mes)[T.11]	0.0231	0.079	0.290	0.772	-0.133	0.179
C(Mes)[T.12]	0.0065	0.078	0.084	0.933	-0.146	0.159
Temperatura	0.0026	0.022	0.114	0.909	-0.041	0.046
Pluviosidade	-0.0005	0.000	-1.247	0.212	-0.001	0.000

==========

===== POISSON (COM PANDEMIA) =====

Generalized Linear Model Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	7533
Model:	GLM	Df Residuals:	7519
Model Family:	Poisson	Df Model:	13
Link Function:	Log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-44306.
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Deviance:	63590.
Time:	19:25:32	Pearson chi2:	9.09e+04
No. Iterations:	5	Pseudo R-squ. (CS):	0.1086
Covariance Type:	HC0		

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	1.9379	0.480	4.037	0.000	0.997	2.879
C(Mes)[T.2]	-0.1362	0.072	-1.893	0.058	-0.277	0.005
C(Mes)[T.3]	0.0563	0.076	0.744	0.457	-0.092	0.205
C(Mes)[T.4]	0.1181	0.088	1.349	0.177	-0.053	0.290
C(Mes)[T.5]	0.2163	0.099	2.191	0.028	0.023	0.410
C(Mes)[T.6]	0.1717	0.108	1.583	0.113	-0.041	0.384

C(Mes)[T.7] 0.1948 0.105 1.857 0.063 -0.011 0.400
C(Mes)[T.8] 0.0814 0.094 0.864 0.387 -0.103 0.266
C(Mes)[T.9] 0.0633 0.081 0.779 0.436 -0.096 0.223
C(Mes)[T.10] 0.0149 0.076 0.196 0.845 -0.134 0.164
C(Mes)[T.11] 0.0231 0.079 0.290 0.772 -0.133 0.179
C(Mes)[T.12] 0.0065 0.078 0.084 0.933 -0.146 0.159
Temperatura 0.0026 0.022 0.114 0.909 -0.041 0.046
Pluviosidade -0.0005 0.000 -1.247 0.212 -0.001 0.000
==========

===== NEGATIVE BINOMIAL (GLM - alpha fixo) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 7533
Model: GLM Df Residuals: 7519
Model Family: NegativeBinomial Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -23121.
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 7349.3
Time: 19:25:34 Pearson chi2: 1.06e+04
No. Iterations: 8 Pseudo R-squ. (CS): 0.01354
Covariance Type: nonrobust
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 1.9133 0.467 4.097 0.000 0.998 2.829
C(Mes)[T.2] -0.1423 0.065 -2.188 0.029 -0.270 -0.015
C(Mes)[T.3] 0.0483 0.066 0.736 0.462 -0.080 0.177
C(Mes)[T.4] 0.1054 0.077 1.376 0.169 -0.045 0.255
C(Mes)[T.5] 0.2036 0.088 2.309 0.021 0.031 0.376
C(Mes)[T.6] 0.1590 0.098 1.627 0.104 -0.032 0.351

C(Mes)[T.7] 0.1827 0.095 1.927 0.054 -0.003 0.369
C(Mes)[T.8] 0.0712 0.083 0.856 0.392 -0.092 0.234
C(Mes)[T.9] 0.0564 0.071 0.798 0.425 -0.082 0.195
C(Mes)[T.10] 0.0148 0.066 0.222 0.824 -0.115 0.145
C(Mes)[T.11] 0.0332 0.071 0.464 0.643 -0.107 0.173
C(Mes)[T.12] 0.0165 0.069 0.240 0.811 -0.118 0.151
Temperatura 0.0047 0.022 0.213 0.831 -0.038 0.048
Pluviosidade -0.0006 0.000 -1.590 0.112 -0.001 0.000
==========
==========

Current function value: 3.067649
Iterations: 35
Function evaluations: 43
Gradient evaluations: 43

===== NEGATIVE BINOMIAL (NB2 - alpha estimado) =====
NegativeBinomial Regression Results
==========
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 7533
Model: NegativeBinomial Df Residuals: 7519
Method: MLE Df Model: 13
Date: Mon, 23 Mar 2026 Pseudo R-squ.: 0.002376
Time: 19:25:37 Log-Likelihood: -23109.
converged: False LL-Null: -23164.
Covariance Type: nonrobust LLR p-value: 1.820e-17
==========
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 1.9283 0.524 3.680 0.000 0.901 2.955
C(Mes)[T.2] -0.1422 0.064 -2.236 0.025 -0.267 -0.018
C(Mes)[T.3] 0.0480 0.064 0.745 0.456 -0.078 0.174
C(Mes)[T.4] 0.1046 0.077 1.360 0.174 -0.046 0.255

C(Mes)[T.5]	0.2020	0.091	2.214	0.027	0.023	0.381
C(Mes)[T.6]	0.1570	0.103	1.527	0.127	-0.045	0.359
C(Mes)[T.7]	0.1808	0.099	1.825	0.068	-0.013	0.375
C(Mes)[T.8]	0.0697	0.085	0.817	0.414	-0.098	0.237
C(Mes)[T.9]	0.0554	0.071	0.782	0.434	-0.083	0.194
C(Mes)[T.10]	0.0138	0.065	0.211	0.833	-0.114	0.142
C(Mes)[T.11]	0.0319	0.073	0.439	0.661	-0.111	0.174
C(Mes)[T.12]	0.0155	0.069	0.225	0.822	-0.120	0.151
Temperatura	0.0040	0.025	0.160	0.873	-0.045	0.053
Pluviosidade	-0.0006	0.000	-1.398	0.162	-0.002	0.000
alpha	0.9179	0.016	58.079	0.000	0.887	0.949

==========

==========

===== COMPARAÇÃO AIC (COM PANDEMIA) =====

AIC Poisson: 88639.58031237838

AIC NB-GLM: 46269.8332532809

AIC NB2: 46247.20427113175

===== POISSON (SEM PANDEMIA) =====

Generalized Linear Model Regression Results

==========

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	6057
Model:	GLM	Df Residuals:	6043
Model Family:	Poisson	Df Model:	13
Link Function:	Log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-36405.
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Deviance:	52456.
Time:	19:25:39	Pearson chi2:	7.32e+04
No. Iterations:	5	Pseudo R-squ. (CS):	0.1376
Covariance Type:	nonrobust		

==========

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	1.8005	0.188	9.564	0.000	1.432	2.169
C(Mes)[T.2]	-0.0787	0.027	-2.930	0.003	-0.131	-0.026
C(Mes)[T.3]	0.1261	0.026	4.840	0.000	0.075	0.177
C(Mes)[T.4]	0.2444	0.030	8.132	0.000	0.186	0.303
C(Mes)[T.5]	0.3481	0.035	10.061	0.000	0.280	0.416
C(Mes)[T.6]	0.2975	0.039	7.645	0.000	0.221	0.374
C(Mes)[T.7]	0.3379	0.038	8.922	0.000	0.264	0.412
C(Mes)[T.8]	0.1854	0.033	5.546	0.000	0.120	0.251
C(Mes)[T.9]	0.1504	0.028	5.311	0.000	0.095	0.206
C(Mes)[T.10]	0.0694	0.027	2.613	0.009	0.017	0.121
C(Mes)[T.11]	0.0316	0.029	1.099	0.272	-0.025	0.088
C(Mes)[T.12]	0.0310	0.028	1.123	0.262	-0.023	0.085
Temperatura	0.0054	0.009	0.609	0.543	-0.012	0.023
Pluviosidade	-0.0002	0.000	-1.036	0.300	-0.000	0.000

==========

===== NB-GLM (SEM PANDEMIA) =====

Generalized Linear Model Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	6057
Model:	GLM	Df Residuals:	6043
Model Family:	NegativeBinomial	Df Model:	13
Link Function:	Log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-18823.
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Deviance:	5930.6
Time:	19:25:41	Pearson chi2:	8.25e+03
No. Iterations:	6	Pseudo R-squ. (CS):	0.01670
Covariance Type:	nonrobust		

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	1.6724	0.560	2.986	0.003	0.575	2.770
C(Mes)[T.2]	-0.0797	0.073	-1.084	0.278	-0.224	0.064
C(Mes)[T.3]	0.1288	0.074	1.733	0.083	-0.017	0.275
C(Mes)[T.4]	0.2527	0.088	2.870	0.004	0.080	0.425
C(Mes)[T.5]	0.3641	0.103	3.530	0.000	0.162	0.566
C(Mes)[T.6]	0.3181	0.116	2.743	0.006	0.091	0.545
C(Mes)[T.7]	0.3573	0.113	3.159	0.002	0.136	0.579
C(Mes)[T.8]	0.2004	0.098	2.041	0.041	0.008	0.393
C(Mes)[T.9]	0.1599	0.082	1.951	0.051	-0.001	0.321
C(Mes)[T.10]	0.0759	0.075	1.011	0.312	-0.071	0.223
C(Mes)[T.11]	0.0388	0.081	0.481	0.631	-0.119	0.197
C(Mes)[T.12]	0.0356	0.077	0.462	0.644	-0.115	0.187
Temperatura	0.0112	0.026	0.427	0.669	-0.040	0.063
Pluviosidade	-0.0002	0.000	-0.441	0.659	-0.001	0.001

Current function value: 3.105987
Iterations: 35
Function evaluations: 38
Gradient evaluations: 38

===== NB2 (SEM PANDEMIA) =====

NegativeBinomial Regression Results

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	6057
Model:	NegativeBinomial	Df Residuals:	6043
Method:	MLE	Df Model:	13
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Pseudo R-squ.:	0.002892
Time:	19:25:44	Log-Likelihood:	-18813.
converged:	False	LL-Null:	-18868.
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	2.786e-17

```
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept      1.6797      0.644      2.607      0.009       0.417       2.943
C(Mes)[T.2]   -0.0779      0.072     -1.082      0.279      -0.219       0.063
C(Mes)[T.3]    0.1307      0.073      1.779      0.075      -0.013       0.275
C(Mes)[T.4]    0.2545      0.090      2.813      0.005       0.077       0.432
C(Mes)[T.5]    0.3655      0.110      3.315      0.001       0.149       0.582
C(Mes)[T.6]    0.3196      0.126      2.536      0.011       0.073       0.567
C(Mes)[T.7]    0.3585      0.122      2.945      0.003       0.120       0.597
C(Mes)[T.8]    0.2016      0.104      1.941      0.052      -0.002       0.405
C(Mes)[T.9]    0.1612      0.084      1.922      0.055      -0.003       0.326
C(Mes)[T.10]   0.0766      0.075      1.024      0.306      -0.070       0.223
C(Mes)[T.11]   0.0387      0.083      0.468      0.640      -0.123       0.201
C(Mes)[T.12]   0.0356      0.078      0.458      0.647      -0.117       0.188
Temperatura    0.0107      0.030      0.355      0.722      -0.049       0.070
Pluviosidade  -0.0002      0.001     -0.364      0.716      -0.001       0.001
alpha          0.9183      0.018     52.274      0.000       0.884       0.953
==============================================================================

===== COMPARAÇÃO AIC (SEM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 72838.51628133873
AIC NB-GLM: 37673.66890586089
AIC NB2: 37655.92704060979
ts_regiao_df: Index(['AnoMes', 'Taxa_1000', 'Mes'], dtype='str')
Traceback (most recent call last):
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py", line 3044, in <module>
    plot_pacf(ts_quarter, lags=36, ax=ax)
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\graphics\tsaplots.py", line 355, in plot_pacf
    acf_x, confint = pacf(x, nlags=nlags, alpha=alpha, method=method)
                     ^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^^
```

File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\tsa\stattools.py", line 1050, in pacf

raise ValueError(

ValueError: Can only compute partial correlations for lags up to 50% of the sample size. The requested nlags 36 must be < 30.

LOG DE EXECUÇÃO (PYTHON) – Área 2 – Tipo Centro Sul do Brasil.

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:439: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.boxplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:451: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.violinplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')

	Regiao	Cidade	...	Temperatura_Mode	Pluviosidade_Mode
0	Central do Brasil	310820	...	23.80	212.50
1	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
2	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
3	Central do Brasil	310820	...	21.65	22.15
4	Central do Brasil	310820	...	20.05	6.50

[5 rows x 8 columns]
Estatística H = 1992.622
p-valor = 0.00000

	Central do Brasil	...	Oriental do Brasil
Central do Brasil	1.000000e+00	...	9.155908e-292
Centro Sul do Brasil	4.410387e-259	...	2.635047e-20
Nordestino do Brasil	1.234981e-92	...	2.979150e-165

Oriental do Brasil 9.155908e-292 ... 1.000000e+00

[4 rows x 4 columns]

Regiao	mediana	q1	q3	n	IQR
Central do Brasil	29.0	7.0	67.0	17845	60.0
Centro Sul do Brasil	56.0	9.0	75.0	199727	66.0
Nordestino do Brasil	46.0	6.0	74.0	93385	68.0
Oriental do Brasil	56.0	11.0	76.0	56336	65.0

Eta² ≈ 0.0054

stl_pre: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000001D4B4E7C340>

res_pre: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000001D4B9B0FEC0>

2022-12-01 00:00:00

0

Força da sazonalidade: 0.4894

Força da tendência: 0.3830

Força do resíduo: 0.1885

Soma: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0609

	lb_stat	lb_pvalue
12	72.153561	1.263891e-10

Período final: 2019-12-01 00:00:00

Número de observações: 144

stl_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000001D4B4E88770>

res_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000001D4B942BCE0>

2019-12-01 00:00:00

0

Força da sazonalidade pre pandemia: 0.8155

Força da tendência pre pandemia: 0.0938

Força do resíduo: 0.1084

Soma pre-pandemia: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0177

```
lb_stat     lb_pvalue
12  65.157337  2.549635e-09
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
```

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1694: UserWarning: Glyph 128293 (\N{FIRE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Matriz de Correlação por Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1737: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Análise de Resíduos - Regressão Linear" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1920: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.92, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128993 (\N{LARGE YELLOW CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.

```
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph
128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph
128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
                           SARIMAX Results
==========================================================================
======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                180
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood             178.049
Date:                   Mon, 23 Mar 2026   AIC                   -346.099
Time:                           19:36:42   BIC                   -330.946
Sample:                         01-01-2008   HQIC                  -339.943
                              - 12-01-2022
Covariance Type:                     opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.7744      0.048     16.023      0.000       0.680       0.869
ma.L1         -1.0000     62.239     -0.016      0.987    -122.987     120.987
ar.S.L12      -0.1812      0.146     -1.241      0.215      -0.467       0.105
ma.S.L12      -0.5752      0.139     -4.137      0.000      -0.848      -0.303
sigma2         0.0053      0.332      0.016      0.987      -0.646       0.656
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   1.06   Jarque-Bera (JB):                65.80
Prob(Q):                              0.30   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               1.63   Skew:                            -0.39
Prob(H) (two-sided):                  0.08   Kurtosis:                         6.12
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

```
    lb_stat  lb_pvalue
12  24.596455   0.016855
                           SARIMAX Results
==========================================================================
======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                132
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood                147.874
Date:                    Mon, 23 Mar 2026   AIC                           -285.748
Time:                            19:36:47   BIC                           -272.479
Sample:                          01-01-2008   HQIC                          -280.371
                               - 12-01-2018
Covariance Type:                      opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.3707      0.089      4.168      0.000       0.196       0.545
ma.L1         -1.0000     44.040     -0.023      0.982     -87.318      85.318
ar.S.L12      -0.2372      0.185     -1.284      0.199      -0.599       0.125
ma.S.L12      -0.3725      0.196     -1.905      0.057      -0.756       0.011
sigma2         0.0033      0.146      0.023      0.982      -0.283       0.290
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.19   Jarque-Bera (JB):                12.40
Prob(Q):                              0.66   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               0.51   Skew:                            -0.19
Prob(H) (two-sided):                  0.05   Kurtosis:                         4.64
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

	lb_stat	lb_pvalue
12	26.151498	0.010216

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Taxa_1000	No. Observations:	180
Model:	SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)	Log Likelihood	178.323
Date:	Mon, 23 Mar 2026	AIC	-342.646
Time:	19:36:53	BIC	-321.433
Sample:	01-01-2008 - 12-01-2022	HQIC	-334.029
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Temperatura_Regiao	0.0070	0.059	0.118	0.906	-0.108	0.122
Pluviosidade_Regiao	-0.0019	0.005	-0.392	0.695	-0.011	0.008
ar.L1	0.7761	0.048	16.117	0.000	0.682	0.870
ma.L1	-1.0001	3.991	-0.251	0.802	-8.823	6.823
ar.S.L12	-0.1941	0.153	-1.265	0.206	-0.495	0.107
ma.S.L12	-0.5667	0.142	-3.989	0.000	-0.845	-0.288
sigma2	0.0053	0.021	0.251	0.802	-0.036	0.047

Ljung-Box (L1) (Q):	1.10	Jarque-Bera (JB):	62.59
Prob(Q):	0.29	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	1.65	Skew:	-0.41
Prob(H) (two-sided):	0.08	Kurtosis:	6.02

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2020-12-01 00:00:00

Teste: 2021-01-01 00:00:00 até 2022-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 156

Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 163.900

Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -317.801

Time: 19:36:55 BIC -303.502

Sample: 01-01-2008 HQIC -311.991

- 12-01-2020

Covariance Type: opg

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.6832	0.063	10.781	0.000	0.559	0.807
ma.L1	-1.0001	10.446	-0.096	0.924	-21.475	19.475
ar.S.L12	-0.2484	0.183	-1.356	0.175	-0.607	0.111
ma.S.L12	-0.4269	0.186	-2.289	0.022	-0.792	-0.061
sigma2	0.0044	0.045	0.096	0.923	-0.084	0.093

==========

Ljung-Box (L1) (Q): 0.23 Jarque-Bera (JB): 170.76

Prob(Q): 0.63 Prob(JB): 0.00

Heteroskedasticity (H): 0.97 Skew: -0.85

Prob(H) (two-sided): 0.91 Kurtosis: 8.37

==========

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

MAE: 0.16279562493927524

RMSE: 0.18634773873867977

MAPE (%): 34.51851378793735

sMAPE (%): 33.288244642975954

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2021-01-01	0.334374	0.362688	0.028315	0.028315	8.467966
2021-02-01	0.295013	0.355630	0.060617	0.060617	20.547265
2021-03-01	0.321523	0.528284	0.206761	0.206761	64.306923
2021-04-01	0.292637	0.505061	0.212424	0.212424	72.589594
2021-05-01	0.316468	0.561482	0.245015	0.245015	77.421666
2021-06-01	0.334257	0.527239	0.192982	0.192982	57.734434
2021-07-01	0.367781	0.590942	0.223161	0.223161	60.677595
2021-08-01	0.383347	0.517003	0.133656	0.133656	34.865661
2021-09-01	0.344733	0.471563	0.126829	0.126829	36.790581
2021-10-01	0.374002	0.446058	0.072055	0.072055	19.266024
2021-11-01	0.460144	0.401912	-0.058231	0.058231	12.655060
2021-12-01	0.593670	0.418277	-0.175393	0.175393	29.543839
2022-01-01	0.701106	0.401521	-0.299585	0.299585	42.730354
2022-02-01	0.454404	0.387058	-0.067346	0.067346	14.820752
2022-03-01	0.558488	0.535085	-0.023404	0.023404	4.190576
2022-04-01	0.522247	0.444963	-0.077283	0.077283	14.798260
2022-05-01	0.712400	0.494978	-0.217422	0.217422	30.519700
2022-06-01	0.767779	0.459624	-0.308155	0.308155	40.135906
2022-07-01	0.778233	0.524785	-0.253448	0.253448	32.567123
2022-08-01	0.659701	0.458212	-0.201489	0.201489	30.542512
2022-09-01	0.743917	0.413993	-0.329924	0.329924	44.349616
2022-10-01	0.618935	0.401843	-0.217092	0.217092	35.075140
2022-11-01	0.475649	0.362276	-0.113372	0.113372	23.835323
2022-12-01	0.315471	0.378605	0.063134	0.063134	20.012461

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2017-12-01 00:00:00

Teste: 2018-01-01 00:00:00 até 2019-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 120
Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 128.832
Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -247.663
Time: 19:37:00 BIC -235.000
Sample: 01-01-2008 HQIC -242.550
- 12-01-2017
Covariance Type: opg

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.3654	0.094	3.904	0.000	0.182	0.549
ma.L1	-1.0000	135.382	-0.007	0.994	-266.344	264.344
ar.S.L12	-0.2200	0.191	-1.149	0.250	-0.595	0.155
ma.S.L12	-0.4115	0.203	-2.026	0.043	-0.810	-0.013
sigma2	0.0034	0.466	0.007	0.994	-0.909	0.916

Ljung-Box (L1) (Q): 0.29 Jarque-Bera (JB): 10.33
Prob(Q): 0.59 Prob(JB): 0.01
Heteroskedasticity (H): 0.44 Skew: -0.18
Prob(H) (two-sided): 0.03 Kurtosis: 4.59

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
MAE: 0.04650336054301988
RMSE: 0.057066015069536104
sMAPE (%): 8.409924386705296

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2018-01-01	0.474587	0.439891	-0.034696	0.034696	7.310738
2018-02-01	0.399859	0.421974	0.022116	0.022116	5.530872

2018-03-01 0.606533 0.591386 -0.015147 0.015147 2.497385
2018-04-01 0.707770 0.652328 -0.055442 0.055442 7.833326
2018-05-01 0.745809 0.756338 0.010529 0.010529 1.411817
2018-06-01 0.702204 0.709252 0.007048 0.007048 1.003656
2018-07-01 0.741606 0.679471 -0.062135 0.062135 8.378460
2018-08-01 0.631059 0.595995 -0.035065 0.035065 5.556460
2018-09-01 0.573164 0.536740 -0.036425 0.036425 6.355032
2018-10-01 0.524729 0.517880 -0.006850 0.006850 1.305416
2018-11-01 0.566394 0.435856 -0.130538 0.130538 23.047176
2018-12-01 0.518574 0.451573 -0.067001 0.067001 12.920183
2019-01-01 0.481688 0.414790 -0.066898 0.066898 13.888173
2019-02-01 0.432971 0.407947 -0.025025 0.025025 5.779723
2019-03-01 0.607693 0.585314 -0.022379 0.022379 3.682637
2019-04-01 0.699042 0.620501 -0.078541 0.078541 11.235540
2019-05-01 0.734899 0.734963 0.000064 0.000064 0.008667
2019-06-01 0.688460 0.695603 0.007143 0.007143 1.037500
2019-07-01 0.766466 0.680840 -0.085625 0.085625 11.171448
2019-08-01 0.678974 0.592551 -0.086424 0.086424 12.728575
2019-09-01 0.628755 0.541280 -0.087475 0.087475 13.912444
2019-10-01 0.562831 0.519402 -0.043429 0.043429 7.716163
2019-11-01 0.479787 0.428611 -0.051176 0.051176 10.666403
2019-12-01 0.522333 0.443422 -0.078912 0.078912 15.107507
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
Top 5 municípios por taxa média de internações (por região):

	Regiao	nm_mun	Taxa_1000_Media
0	Central do Brasil	Vazante	0.615912
1	Central do Brasil	Paracatu	0.514682
2	Central do Brasil	Natalândia	0.417624
3	Central do Brasil	Dom Bosco	0.392659
4	Central do Brasil	Unaí	0.375976
5	Centro Sul do Brasil	Candeias	2.299785
6	Centro Sul do Brasil	Perdizes	2.066349
7	Centro Sul do Brasil	Prata	1.903872
8	Centro Sul do Brasil	Cássia	1.861372

```
9   Centro Sul do Brasil              Luz        1.814980
10  Nordestino do Brasil          Mirabela       1.248604
11  Nordestino do Brasil       Montalvânia       1.130431
12  Nordestino do Brasil       Varzelândia       1.059772
13  Nordestino do Brasil        Grão Mogol       0.854238
14  Nordestino do Brasil  São João da Ponte       0.769703
15    Oriental do Brasil         Tarumirim       1.879801
16    Oriental do Brasil          Cipotânea      1.455699
17    Oriental do Brasil   Conselheiro Pena       1.439311
18    Oriental do Brasil  Presidente Bernardes    1.246990
19    Oriental do Brasil         Rio Espera      1.140956
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Idade', 'Populacao', 'N_Internacoes',
'Taxa_1000_Municipio'],
      dtype='str')
Index(['Regiao', 'Idade', 'Ano', 'N_Internacoes', 'Populacao', 'Taxa_1000'], dtype='str')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood
optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
```

```
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
taxa_municipio_media: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
top3_municipios: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
Kruskal-Wallis: estatística = 76.6411049723755 , p-valor = 6.558896290951351e-12
Média das taxas: 0.5956722505938412
Variância das taxas: 0.02208579252021668
Generalized Linear Model Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:         N_Internacoes   No. Observations:            13219
Model:                       GLM   Df Residuals:                13205
Model Family:            Poisson   Df Model:                       13
Link Function:               Log   Scale:                      1.0000
Method:                     IRLS   Log-Likelihood:         -1.5055e+05
Date:           Mon, 23 Mar 2026   Deviance:               2.4984e+05
Time:                   19:39:41   Pearson chi2:             3.90e+05
No. Iterations:                5   Pseudo R-squ. (CS):          0.2437
Covariance Type:               HC0
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept      2.8435      0.358      7.936      0.000       2.141       3.546
C(Mes)[T.2]   -0.0375      0.063     -0.597      0.551      -0.160       0.086
C(Mes)[T.3]    0.1728      0.069      2.514      0.012       0.038       0.307
C(Mes)[T.4]    0.2036      0.081      2.528      0.011       0.046       0.362
C(Mes)[T.5]    0.2943      0.086      3.429      0.001       0.126       0.463
C(Mes)[T.6]    0.2530      0.090      2.813      0.005       0.077       0.429
C(Mes)[T.7]    0.2285      0.085      2.681      0.007       0.061       0.395
C(Mes)[T.8]    0.1710      0.080      2.138      0.033       0.014       0.328
```

C(Mes)[T.9] 0.1601 0.073 2.178 0.029 0.016 0.304
C(Mes)[T.10] 0.0891 0.065 1.367 0.172 -0.039 0.217
C(Mes)[T.11] -0.0136 0.057 -0.237 0.813 -0.126 0.099
C(Mes)[T.12] -0.0003 0.058 -0.006 0.995 -0.114 0.114
Temperatura -0.0118 0.018 -0.667 0.505 -0.046 0.023
Pluviosidade -0.0001 0.000 -0.459 0.646 -0.001 0.000
==========

===== POISSON (COM PANDEMIA) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 13219
Model: GLM Df Residuals: 13205
Model Family: Poisson Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -1.5055e+05
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 2.4984e+05
Time: 19:39:43 Pearson chi2: 3.90e+05
No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.2437
Covariance Type: HC0
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 2.8435 0.358 7.936 0.000 2.141 3.546
C(Mes)[T.2] -0.0375 0.063 -0.597 0.551 -0.160 0.086
C(Mes)[T.3] 0.1728 0.069 2.514 0.012 0.038 0.307
C(Mes)[T.4] 0.2036 0.081 2.528 0.011 0.046 0.362
C(Mes)[T.5] 0.2943 0.086 3.429 0.001 0.126 0.463
C(Mes)[T.6] 0.2530 0.090 2.813 0.005 0.077 0.429
C(Mes)[T.7] 0.2285 0.085 2.681 0.007 0.061 0.395
C(Mes)[T.8] 0.1710 0.080 2.138 0.033 0.014 0.328

C(Mes)[T.9] 0.1601 0.073 2.178 0.029 0.016 0.304
C(Mes)[T.10] 0.0891 0.065 1.367 0.172 -0.039 0.217
C(Mes)[T.11] -0.0136 0.057 -0.237 0.813 -0.126 0.099
C(Mes)[T.12] -0.0003 0.058 -0.006 0.995 -0.114 0.114
Temperatura -0.0118 0.018 -0.667 0.505 -0.046 0.023
Pluviosidade -0.0001 0.000 -0.459 0.646 -0.001 0.000
==========

===== NEGATIVE BINOMIAL (GLM - alpha fixo) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 13219
Model: GLM Df Residuals: 13205
Model Family: NegativeBinomial Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -49425.
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 16609.
Time: 19:39:45 Pearson chi2: 2.41e+04
No. Iterations: 8 Pseudo R-squ. (CS): 0.01737
Covariance Type: nonrobust
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 2.9382 0.335 8.782 0.000 2.282 3.594
C(Mes)[T.2] -0.0423 0.049 -0.872 0.383 -0.138 0.053
C(Mes)[T.3] 0.1615 0.052 3.088 0.002 0.059 0.264
C(Mes)[T.4] 0.1819 0.064 2.851 0.004 0.057 0.307
C(Mes)[T.5] 0.2665 0.072 3.717 0.000 0.126 0.407
C(Mes)[T.6] 0.2236 0.074 3.003 0.003 0.078 0.370
C(Mes)[T.7] 0.2041 0.070 2.927 0.003 0.067 0.341
C(Mes)[T.8] 0.1540 0.065 2.373 0.018 0.027 0.281

C(Mes)[T.9] 0.1502 0.057 2.628 0.009 0.038 0.262
C(Mes)[T.10] 0.0849 0.050 1.705 0.088 -0.013 0.183
C(Mes)[T.11] -0.0143 0.045 -0.317 0.751 -0.103 0.074
C(Mes)[T.12] 0.0022 0.046 0.047 0.963 -0.088 0.092
Temperatura -0.0152 0.017 -0.916 0.360 -0.048 0.017
Pluviosidade -0.0002 0.000 -0.709 0.478 -0.001 0.000
==========
==========

Current function value: 3.733808
Iterations: 35
Function evaluations: 40
Gradient evaluations: 40

===== NEGATIVE BINOMIAL (NB2 - alpha estimado) =====
NegativeBinomial Regression Results
==========
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 13219
Model: NegativeBinomial Df Residuals: 13205
Method: MLE Df Model: 13
Date: Mon, 23 Mar 2026 Pseudo R-squ.: 0.002047
Time: 19:39:48 Log-Likelihood: -49357.
converged: False LL-Null: -49458.
Covariance Type: nonrobust LLR p-value: 4.134e-36
==========
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 2.8623 0.427 6.709 0.000 2.026 3.698
C(Mes)[T.2] -0.0436 0.053 -0.825 0.409 -0.147 0.060
C(Mes)[T.3] 0.1608 0.059 2.735 0.006 0.046 0.276
C(Mes)[T.4] 0.1832 0.075 2.445 0.014 0.036 0.330
C(Mes)[T.5] 0.2722 0.086 3.174 0.002 0.104 0.440
C(Mes)[T.6] 0.2293 0.089 2.566 0.010 0.054 0.405

C(Mes)[T.7] 0.2063 0.083 2.500 0.012 0.045 0.368
C(Mes)[T.8] 0.1518 0.076 2.004 0.045 0.003 0.300
C(Mes)[T.9] 0.1465 0.065 2.245 0.025 0.019 0.274
C(Mes)[T.10] 0.0821 0.055 1.499 0.134 -0.025 0.189
C(Mes)[T.11] -0.0149 0.048 -0.309 0.757 -0.109 0.080
C(Mes)[T.12] 0.0031 0.049 0.062 0.951 -0.094 0.100
Temperatura -0.0114 0.021 -0.537 0.591 -0.053 0.030
Pluviosidade -0.0002 0.000 -0.658 0.511 -0.001 0.000
alpha 1.1453 0.013 84.845 0.000 1.119 1.172
==========
==========

===== COMPARAÇÃO AIC (COM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 301135.263369162
AIC NB-GLM: 98877.63406953955
AIC NB2: 98744.42420537025

===== POISSON (SEM PANDEMIA) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========
==========
Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 10666
Model: GLM Df Residuals: 10652
Model Family: Poisson Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -1.2532e+05
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 2.0880e+05
Time: 19:39:50 Pearson chi2: 3.19e+05
No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.3219
Covariance Type: nonrobust
==========
==========
coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept	3.0737	0.089	34.401	0.000	2.899	3.249
C(Mes)[T.2]	-0.0011	0.015	-0.073	0.942	-0.030	0.027
C(Mes)[T.3]	0.2240	0.015	14.964	0.000	0.195	0.253
C(Mes)[T.4]	0.2819	0.018	15.695	0.000	0.247	0.317
C(Mes)[T.5]	0.3466	0.020	17.448	0.000	0.308	0.386
C(Mes)[T.6]	0.2906	0.021	14.023	0.000	0.250	0.331
C(Mes)[T.7]	0.2579	0.020	13.119	0.000	0.219	0.296
C(Mes)[T.8]	0.2262	0.019	12.217	0.000	0.190	0.262
C(Mes)[T.9]	0.2116	0.016	12.927	0.000	0.180	0.244
C(Mes)[T.10]	0.1329	0.014	9.168	0.000	0.104	0.161
C(Mes)[T.11]	0.0268	0.014	1.972	0.049	0.000	0.053
C(Mes)[T.12]	0.0373	0.014	2.718	0.007	0.010	0.064
Temperatura	-0.0228	0.004	-5.100	0.000	-0.032	-0.014
Pluviosidade	-0.0001	7.76e-05	-1.338	0.181	-0.000	4.83e-05

==========

===== NB-GLM (SEM PANDEMIA) =====

Generalized Linear Model Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	10666
Model:	GLM	Df Residuals:	10652
Model Family:	NegativeBinomial	Df Model:	13
Link Function:	Log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-40354.
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Deviance:	13454.
Time:	19:39:53	Pearson chi2:	1.88e+04
No. Iterations:	9	Pseudo R-squ. (CS):	0.02310
Covariance Type:	nonrobust		

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]

Intercept	3.2790	0.379	8.643	0.000	2.535	4.023
C(Mes)[T.2]	-0.0067	0.054	-0.123	0.902	-0.113	0.100
C(Mes)[T.3]	0.2090	0.059	3.569	0.000	0.094	0.324
C(Mes)[T.4]	0.2506	0.072	3.500	0.000	0.110	0.391
C(Mes)[T.5]	0.3033	0.081	3.740	0.000	0.144	0.462
C(Mes)[T.6]	0.2452	0.084	2.908	0.004	0.080	0.410
C(Mes)[T.7]	0.2230	0.079	2.834	0.005	0.069	0.377
C(Mes)[T.8]	0.2052	0.073	2.817	0.005	0.062	0.348
C(Mes)[T.9]	0.2018	0.064	3.157	0.002	0.077	0.327
C(Mes)[T.10]	0.1300	0.056	2.340	0.019	0.021	0.239
C(Mes)[T.11]	0.0261	0.051	0.517	0.605	-0.073	0.125
C(Mes)[T.12]	0.0392	0.051	0.767	0.443	-0.061	0.139
Temperatura	-0.0313	0.019	-1.665	0.096	-0.068	0.006
Pluviosidade	-0.0002	0.000	-0.500	0.617	-0.001	0.000

==========

Current function value: 3.778158

Iterations: 35

Function evaluations: 41

Gradient evaluations: 41

===== NB2 (SEM PANDEMIA) =====

NegativeBinomial Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	10666
Model:	NegativeBinomial	Df Residuals:	10652
Method:	MLE	Df Model:	13
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Pseudo R-squ.:	0.002686
Time:	19:39:56	Log-Likelihood:	-40298.
converged:	False	LL-Null:	-40406.
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	4.213e-39

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	3.1306	0.481	6.509	0.000	2.188	4.073
C(Mes)[T.2]	-0.0123	0.059	-0.208	0.836	-0.128	0.104
C(Mes)[T.3]	0.2046	0.066	3.100	0.002	0.075	0.334
C(Mes)[T.4]	0.2495	0.084	2.964	0.003	0.085	0.415
C(Mes)[T.5]	0.3102	0.097	3.202	0.001	0.120	0.500
C(Mes)[T.6]	0.2525	0.101	2.500	0.012	0.055	0.450
C(Mes)[T.7]	0.2232	0.093	2.399	0.016	0.041	0.406
C(Mes)[T.8]	0.1973	0.085	2.317	0.020	0.030	0.364
C(Mes)[T.9]	0.1915	0.073	2.622	0.009	0.048	0.335
C(Mes)[T.10]	0.1218	0.061	1.998	0.046	0.002	0.241
C(Mes)[T.11]	0.0233	0.054	0.432	0.666	-0.082	0.129
C(Mes)[T.12]	0.0412	0.055	0.745	0.456	-0.067	0.149
Temperatura	-0.0236	0.024	-0.988	0.323	-0.070	0.023
Pluviosidade	-0.0002	0.000	-0.605	0.545	-0.001	0.001
alpha	1.1471	0.015	76.422	0.000	1.118	1.177

==========

===== COMPARAÇÃO AIC (SEM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 250665.6285731658
AIC NB-GLM: 80736.01007318919
AIC NB2: 80625.67036181841
ts_regiao_df: Index(['AnoMes', 'Taxa_1000', 'Mes'], dtype='str')
Traceback (most recent call last):
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py", line 3044, in <module>
    plot_pacf(ts_quarter, lags=36, ax=ax)
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\graphics\tsaplots.py", line 355, in plot_pacf
    acf_x, confint = pacf(x, nlags=nlags, alpha=alpha, method=method)
                     ^^
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\tsa\stattools.py", line 1050, in pacf

raise ValueError(

ValueError: Can only compute partial correlations for lags up to 50% of the sample size. The requested nlags 36 must be < 30.

LOG DE EXECUÇÃO (PYTHON) – Área 3 – Tipo Nordestino do Brasil.

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:439: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.boxplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:451: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.violinplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')

	Regiao	Cidade	...	Temperatura_Mode	Pluviosidade_Mode
0	Central do Brasil	310820	...	23.80	212.50
1	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
2	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
3	Central do Brasil	310820	...	21.65	22.15
4	Central do Brasil	310820	...	20.05	6.50

[5 rows x 8 columns]
Estatística H = 1992.622
p-valor = 0.00000

	Central do Brasil	...	Oriental do Brasil
Central do Brasil	1.000000e+00	...	9.155908e-292
Centro Sul do Brasil	4.410387e-259	...	2.635047e-20
Nordestino do Brasil	1.234981e-92	...	2.979150e-165

Oriental do Brasil 9.155908e-292 ... 1.000000e+00

[4 rows x 4 columns]

Regiao	mediana	q1	q3	n	IQR
Central do Brasil	29.0	7.0	67.0	17845	60.0
Centro Sul do Brasil	56.0	9.0	75.0	199727	66.0
Nordestino do Brasil	46.0	6.0	74.0	93385	68.0
Oriental do Brasil	56.0	11.0	76.0	56336	65.0

Eta² ≈ 0.0054

stl_pre: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000001FC86802E60>

res_pre: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000001FC88C2DC70>

2022-12-01 00:00:00

0

Força da sazonalidade: 0.4262

Força da tendência: 0.3856

Força do resíduo: 0.2612

Soma: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0730

	lb_stat	lb_pvalue
12	56.940545	8.101978e-08

Período final: 2019-12-01 00:00:00

Número de observações: 144

stl_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000001FC8CF03C40>

res_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000001FC8DED8830>

2019-12-01 00:00:00

0

Força da sazonalidade pre pandemia: 0.7716

Força da tendência pre pandemia: 0.0675

Força do resíduo: 0.2023

Soma pre-pandemia: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0415

```
lb_stat  lb_pvalue
12  45.811423   0.000007
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
```

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1694: UserWarning: Glyph 128293 (\N{FIRE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Matriz de Correlação por Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1737: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Análise de Resíduos - Regressão Linear" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1920: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.92, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128993 (\N{LARGE YELLOW CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.

```
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph
128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph
128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
                           SARIMAX Results
==========================================================================
=======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                180
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood             151.486
Date:                   Mon, 23 Mar 2026   AIC                       -292.973
Time:                           19:31:04   BIC                       -277.821
Sample:                         01-01-2008   HQIC                      -286.818
                              - 12-01-2022
Covariance Type:                     opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
---------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.4011      0.175      2.290      0.022       0.058       0.744
ma.L1         -0.7581      0.128     -5.909      0.000      -1.010      -0.507
ar.S.L12      -0.0751      0.106     -0.710      0.478      -0.283       0.132
ma.S.L12      -0.8488      0.125     -6.808      0.000      -1.093      -0.604
sigma2         0.0074      0.001     11.989      0.000       0.006       0.009
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.11   Jarque-Bera (JB):               86.25
Prob(Q):                              0.73   Prob(JB):                       0.00
Heteroskedasticity (H):               1.99   Skew:                           0.14
Prob(H) (two-sided):                  0.02   Kurtosis:                       6.67
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

```
    lb_stat  lb_pvalue
12  27.012498   0.007695
                           SARIMAX Results
==========================================================================
======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                132
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood                135.546
Date:                    Mon, 23 Mar 2026   AIC                           -261.093
Time:                            19:31:08   BIC                           -247.823
Sample:                          01-01-2008   HQIC                          -255.716
                               - 12-01-2018
Covariance Type:                      opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.3047      0.098      3.107      0.002       0.112       0.497
ma.L1         -1.0000    212.926     -0.005      0.996    -418.327     416.327
ar.S.L12      -0.4038      0.103     -3.923      0.000      -0.606      -0.202
ma.S.L12      -0.3450      0.121     -2.856      0.004      -0.582      -0.108
sigma2         0.0042      0.896      0.005      0.996      -1.752       1.760
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.01   Jarque-Bera (JB):                 1.83
Prob(Q):                              0.92   Prob(JB):                         0.40
Heteroskedasticity (H):               0.70   Skew:                            -0.03
Prob(H) (two-sided):                  0.31   Kurtosis:                         2.36
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

	lb_stat	lb_pvalue
12	32.461901	0.001174

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Taxa_1000	No. Observations:	180
Model:	SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)	Log Likelihood	153.058
Date:	Mon, 23 Mar 2026	AIC	-292.116
Time:	19:31:14	BIC	-270.903
Sample:	01-01-2008 - 12-01-2022	HQIC	-283.499
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Temperatura_Regiao	0.0099	0.021	0.466	0.641	-0.032	0.051
Pluviosidade_Regiao	-0.0008	0.000	-1.883	0.060	-0.002	3.32e-05
ar.L1	0.3539	0.245	1.443	0.149	-0.127	0.835
ma.L1	-0.6777	0.189	-3.578	0.000	-1.049	-0.306
ar.S.L12	-0.0631	0.107	-0.591	0.554	-0.272	0.146
ma.S.L12	-0.9871	1.215	-0.812	0.417	-3.369	1.395
sigma2	0.0063	0.007	0.874	0.382	-0.008	0.020

Ljung-Box (L1) (Q):	0.25	Jarque-Bera (JB):	77.41
Prob(Q):	0.62	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	2.19	Skew:	0.12
Prob(H) (two-sided):	0.01	Kurtosis:	6.48

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2020-12-01 00:00:00

Teste: 2021-01-01 00:00:00 até 2022-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 156

Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 145.995

Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -281.990

Time: 19:31:15 BIC -267.691

Sample: 01-01-2008 HQIC -276.180

- 12-01-2020

Covariance Type: opg

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.4432	0.115	3.847	0.000	0.217	0.669
ma.L1	-0.8626	0.078	-11.031	0.000	-1.016	-0.709
ar.S.L12	-0.3096	0.110	-2.803	0.005	-0.526	-0.093
ma.S.L12	-0.4114	0.141	-2.921	0.003	-0.687	-0.135
sigma2	0.0060	0.001	10.066	0.000	0.005	0.007

==========

Ljung-Box (L1) (Q): 0.00 Jarque-Bera (JB): 22.23

Prob(Q): 0.99 Prob(JB): 0.00

Heteroskedasticity (H): 1.21 Skew: -0.71

Prob(H) (two-sided): 0.54 Kurtosis: 4.45

==========

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

MAE: 0.28245220310036717

RMSE: 0.35154565343090854

MAPE (%): 48.37322948039511

sMAPE (%): 72.23864534718308

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2021-01-01	0.277405	0.248752	-0.028653	0.028653	10.328781
2021-02-01	0.289588	0.213896	-0.075692	0.075692	26.137665
2021-03-01	0.344535	0.277840	-0.066695	0.066695	19.357908
2021-04-01	0.338075	0.314465	-0.023610	0.023610	6.983663
2021-05-01	0.378154	0.400369	0.022215	0.022215	5.874545
2021-06-01	0.359474	0.391224	0.031750	0.031750	8.832309
2021-07-01	0.397493	0.408429	0.010936	0.010936	2.751366
2021-08-01	0.419370	0.314611	-0.104758	0.104758	24.979977
2021-09-01	0.393894	0.306358	-0.087536	0.087536	22.223173
2021-10-01	0.406556	0.211438	-0.195118	0.195118	47.992801
2021-11-01	0.502897	0.188153	-0.314744	0.314744	62.586199
2021-12-01	0.545039	0.184962	-0.360077	0.360077	66.064503
2022-01-01	0.867790	0.171708	-0.696082	0.696082	80.213226
2022-02-01	0.412627	0.158289	-0.254338	0.254338	61.638811
2022-03-01	0.595294	0.213683	-0.381611	0.381611	64.104673
2022-04-01	0.610431	0.181554	-0.428877	0.428877	70.258046
2022-05-01	0.791706	0.235789	-0.555918	0.555918	70.217670
2022-06-01	0.792776	0.246916	-0.545860	0.545860	68.854226
2022-07-01	0.748641	0.256172	-0.492469	0.492469	65.781779
2022-08-01	0.717360	0.199741	-0.517619	0.517619	72.156139
2022-09-01	0.670702	0.182761	-0.487941	0.487941	72.750732
2022-10-01	0.547194	0.109383	-0.437812	0.437812	80.010281
2022-11-01	0.546432	0.106319	-0.440113	0.440113	80.543030
2022-12-01	0.310640	0.092211	-0.218430	0.218430	70.316006

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2017-12-01 00:00:00

Teste: 2018-01-01 00:00:00 até 2019-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 120
Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 116.876
Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -223.751
Time: 19:31:19 BIC -211.088
Sample: 01-01-2008 HQIC -218.639
- 12-01-2017
Covariance Type: opg

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.3297	0.108	3.039	0.002	0.117	0.542
ma.L1	-1.0000	595.130	-0.002	0.999	-1167.434	1165.434
ar.S.L12	-0.3992	0.112	-3.555	0.000	-0.619	-0.179
ma.S.L12	-0.2787	0.141	-1.976	0.048	-0.555	-0.002
sigma2	0.0045	2.687	0.002	0.999	-5.261	5.270

Ljung-Box (L1) (Q): 0.03 Jarque-Bera (JB): 2.50
Prob(Q): 0.85 Prob(JB): 0.29
Heteroskedasticity (H): 0.85 Skew: -0.04
Prob(H) (two-sided): 0.66 Kurtosis: 2.20

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
MAE: 0.04431740943222085
RMSE: 0.05912538544855389
sMAPE (%): 8.126364321226573

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2018-01-01	0.493112	0.458127	-0.034985	0.034985	7.094684
2018-02-01	0.402557	0.402354	-0.000203	0.000203	0.050532

2018-03-01 0.513911 0.553602 0.039691 0.039691 7.723369
2018-04-01 0.658909 0.639482 -0.019427 0.019427 2.948415
2018-05-01 0.751062 0.733394 -0.017667 0.017667 2.352332
2018-06-01 0.662301 0.690613 0.028312 0.028312 4.274811
2018-07-01 0.761827 0.764640 0.002813 0.002813 0.369309
2018-08-01 0.542044 0.666948 0.124904 0.124904 23.043207
2018-09-01 0.560046 0.559740 -0.000306 0.000306 0.054592
2018-10-01 0.481592 0.533557 0.051965 0.051965 10.790265
2018-11-01 0.420109 0.449446 0.029337 0.029337 6.983166
2018-12-01 0.479013 0.454444 -0.024569 0.024569 5.128986
2019-01-01 0.454448 0.438437 -0.016010 0.016010 3.523020
2019-02-01 0.414433 0.396872 -0.017560 0.017560 4.237134
2019-03-01 0.448292 0.580580 0.132288 0.132288 29.509387
2019-04-01 0.588186 0.627428 0.039242 0.039242 6.671733
2019-05-01 0.730638 0.745393 0.014756 0.014756 2.019565
2019-06-01 0.715203 0.719703 0.004500 0.004500 0.629251
2019-07-01 0.703391 0.790061 0.086670 0.086670 12.321714
2019-08-01 0.583081 0.691401 0.108319 0.108319 18.577082
2019-09-01 0.614634 0.566606 -0.048027 0.048027 7.813958
2019-10-01 0.443696 0.551942 0.108246 0.108246 24.396340
2019-11-01 0.412515 0.458319 0.045805 0.045805 11.103826
2019-12-01 0.402441 0.470454 0.068013 0.068013 16.900247
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
Top 5 municípios por taxa média de internações (por região):

	Regiao	nm_mun	Taxa_1000_Media
0	Central do Brasil	Vazante	0.615912
1	Central do Brasil	Paracatu	0.514682
2	Central do Brasil	Natalândia	0.417624
3	Central do Brasil	Dom Bosco	0.392659
4	Central do Brasil	Unaí	0.375976
5	Centro Sul do Brasil	Candeias	2.299785
6	Centro Sul do Brasil	Perdizes	2.066349
7	Centro Sul do Brasil	Prata	1.903872
8	Centro Sul do Brasil	Cássia	1.861372

```
9   Centro Sul do Brasil              Luz        1.814980
10  Nordestino do Brasil          Mirabela       1.248604
11  Nordestino do Brasil       Montalvânia       1.130431
12  Nordestino do Brasil       Varzelândia       1.059772
13  Nordestino do Brasil        Grão Mogol       0.854238
14  Nordestino do Brasil  São João da Ponte       0.769703
15    Oriental do Brasil         Tarumirim       1.879801
16    Oriental do Brasil          Cipotânea      1.455699
17    Oriental do Brasil   Conselheiro Pena       1.439311
18    Oriental do Brasil  Presidente Bernardes    1.246990
19    Oriental do Brasil         Rio Espera      1.140956
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Idade', 'Populacao', 'N_Internacoes',
'Taxa_1000_Municipio'],
      dtype='str')
Index(['Regiao', 'Idade', 'Ano', 'N_Internacoes', 'Populacao', 'Taxa_1000'], dtype='str')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood
optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
```

```
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
taxa_municipio_media: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
top3_municipios: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
Kruskal-Wallis: estatística = 68.84073664825041 , p-valor = 2.027949502271284e-10
Média das taxas: 0.5562601299017961
Variância das taxas: 0.01873886184955971
Generalized Linear Model Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:         N_Internacoes   No. Observations:                 7533
Model:                           GLM   Df Residuals:                     7519
Model Family:                Poisson   Df Model:                           13
Link Function:                   Log   Scale:                          1.0000
Method:                         IRLS   Log-Likelihood:                -44306.
Date:              Mon, 23 Mar 2026   Deviance:                       63590.
Time:                      19:34:01   Pearson chi2:                 9.09e+04
No. Iterations:                   5   Pseudo R-squ. (CS):             0.1086
Covariance Type:                HC0
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept      1.9379      0.480      4.037      0.000       0.997       2.879
C(Mes)[T.2]   -0.1362      0.072     -1.893      0.058      -0.277       0.005
C(Mes)[T.3]    0.0563      0.076      0.744      0.457      -0.092       0.205
C(Mes)[T.4]    0.1181      0.088      1.349      0.177      -0.053       0.290
C(Mes)[T.5]    0.2163      0.099      2.191      0.028       0.023       0.410
C(Mes)[T.6]    0.1717      0.108      1.583      0.113      -0.041       0.384
C(Mes)[T.7]    0.1948      0.105      1.857      0.063      -0.011       0.400
C(Mes)[T.8]    0.0814      0.094      0.864      0.387      -0.103       0.266
```

C(Mes)[T.9] 0.0633 0.081 0.779 0.436 -0.096 0.223
C(Mes)[T.10] 0.0149 0.076 0.196 0.845 -0.134 0.164
C(Mes)[T.11] 0.0231 0.079 0.290 0.772 -0.133 0.179
C(Mes)[T.12] 0.0065 0.078 0.084 0.933 -0.146 0.159
Temperatura 0.0026 0.022 0.114 0.909 -0.041 0.046
Pluviosidade -0.0005 0.000 -1.247 0.212 -0.001 0.000
==========

===== POISSON (COM PANDEMIA) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 7533
Model: GLM Df Residuals: 7519
Model Family: Poisson Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -44306.
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 63590.
Time: 19:34:03 Pearson chi2: 9.09e+04
No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.1086
Covariance Type: HC0
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 1.9379 0.480 4.037 0.000 0.997 2.879
C(Mes)[T.2] -0.1362 0.072 -1.893 0.058 -0.277 0.005
C(Mes)[T.3] 0.0563 0.076 0.744 0.457 -0.092 0.205
C(Mes)[T.4] 0.1181 0.088 1.349 0.177 -0.053 0.290
C(Mes)[T.5] 0.2163 0.099 2.191 0.028 0.023 0.410
C(Mes)[T.6] 0.1717 0.108 1.583 0.113 -0.041 0.384
C(Mes)[T.7] 0.1948 0.105 1.857 0.063 -0.011 0.400
C(Mes)[T.8] 0.0814 0.094 0.864 0.387 -0.103 0.266

```
C(Mes)[T.9]      0.0633      0.081      0.779      0.436      -0.096       0.223
C(Mes)[T.10]     0.0149      0.076      0.196      0.845      -0.134       0.164
C(Mes)[T.11]     0.0231      0.079      0.290      0.772      -0.133       0.179
C(Mes)[T.12]     0.0065      0.078      0.084      0.933      -0.146       0.159
Temperatura      0.0026      0.022      0.114      0.909      -0.041       0.046
Pluviosidade    -0.0005      0.000     -1.247      0.212      -0.001       0.000
==============================================================================
=============

===== NEGATIVE BINOMIAL (GLM - alpha fixo) =====
                 Generalized Linear Model Regression Results
==============================================================================
===========
Dep. Variable:         N_Internacoes   No. Observations:                 7533
Model:                           GLM   Df Residuals:                     7519
Model Family:        NegativeBinomial   Df Model:                           13
Link Function:                   Log   Scale:                          1.0000
Method:                         IRLS   Log-Likelihood:                -23121.
Date:               Mon, 23 Mar 2026   Deviance:                       7349.3
Time:                       19:34:06   Pearson chi2:                 1.06e+04
No. Iterations:                    8   Pseudo R-squ. (CS):           0.01354
Covariance Type:           nonrobust
==============================================================================
=============
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept        1.9133      0.467      4.097      0.000       0.998       2.829
C(Mes)[T.2]     -0.1423      0.065     -2.188      0.029      -0.270      -0.015
C(Mes)[T.3]      0.0483      0.066      0.736      0.462      -0.080       0.177
C(Mes)[T.4]      0.1054      0.077      1.376      0.169      -0.045       0.255
C(Mes)[T.5]      0.2036      0.088      2.309      0.021       0.031       0.376
C(Mes)[T.6]      0.1590      0.098      1.627      0.104      -0.032       0.351
C(Mes)[T.7]      0.1827      0.095      1.927      0.054      -0.003       0.369
C(Mes)[T.8]      0.0712      0.083      0.856      0.392      -0.092       0.234
```

C(Mes)[T.9] 0.0564 0.071 0.798 0.425 -0.082 0.195
C(Mes)[T.10] 0.0148 0.066 0.222 0.824 -0.115 0.145
C(Mes)[T.11] 0.0332 0.071 0.464 0.643 -0.107 0.173
C(Mes)[T.12] 0.0165 0.069 0.240 0.811 -0.118 0.151
Temperatura 0.0047 0.022 0.213 0.831 -0.038 0.048
Pluviosidade -0.0006 0.000 -1.590 0.112 -0.001 0.000
==========

Current function value: 3.067649
Iterations: 35
Function evaluations: 43
Gradient evaluations: 43

===== NEGATIVE BINOMIAL (NB2 - alpha estimado) =====
NegativeBinomial Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 7533
Model: NegativeBinomial Df Residuals: 7519
Method: MLE Df Model: 13
Date: Mon, 23 Mar 2026 Pseudo R-squ.: 0.002376
Time: 19:34:09 Log-Likelihood: -23109.
converged: False LL-Null: -23164.
Covariance Type: nonrobust LLR p-value: 1.820e-17
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 1.9283 0.524 3.680 0.000 0.901 2.955
C(Mes)[T.2] -0.1422 0.064 -2.236 0.025 -0.267 -0.018
C(Mes)[T.3] 0.0480 0.064 0.745 0.456 -0.078 0.174
C(Mes)[T.4] 0.1046 0.077 1.360 0.174 -0.046 0.255
C(Mes)[T.5] 0.2020 0.091 2.214 0.027 0.023 0.381
C(Mes)[T.6] 0.1570 0.103 1.527 0.127 -0.045 0.359

C(Mes)[T.7] 0.1808 0.099 1.825 0.068 -0.013 0.375
C(Mes)[T.8] 0.0697 0.085 0.817 0.414 -0.098 0.237
C(Mes)[T.9] 0.0554 0.071 0.782 0.434 -0.083 0.194
C(Mes)[T.10] 0.0138 0.065 0.211 0.833 -0.114 0.142
C(Mes)[T.11] 0.0319 0.073 0.439 0.661 -0.111 0.174
C(Mes)[T.12] 0.0155 0.069 0.225 0.822 -0.120 0.151
Temperatura 0.0040 0.025 0.160 0.873 -0.045 0.053
Pluviosidade -0.0006 0.000 -1.398 0.162 -0.002 0.000
alpha 0.9179 0.016 58.079 0.000 0.887 0.949
==========
==========

===== COMPARAÇÃO AIC (COM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 88639.58031237838
AIC NB-GLM: 46269.8332532809
AIC NB2: 46247.20427113175

===== POISSON (SEM PANDEMIA) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========
==========
Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 6057
Model: GLM Df Residuals: 6043
Model Family: Poisson Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -36405.
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 52456.
Time: 19:34:11 Pearson chi2: 7.32e+04
No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.1376
Covariance Type: nonrobust
==========
==========
coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept	1.8005	0.188	9.564	0.000	1.432	2.169
C(Mes)[T.2]	-0.0787	0.027	-2.930	0.003	-0.131	-0.026
C(Mes)[T.3]	0.1261	0.026	4.840	0.000	0.075	0.177
C(Mes)[T.4]	0.2444	0.030	8.132	0.000	0.186	0.303
C(Mes)[T.5]	0.3481	0.035	10.061	0.000	0.280	0.416
C(Mes)[T.6]	0.2975	0.039	7.645	0.000	0.221	0.374
C(Mes)[T.7]	0.3379	0.038	8.922	0.000	0.264	0.412
C(Mes)[T.8]	0.1854	0.033	5.546	0.000	0.120	0.251
C(Mes)[T.9]	0.1504	0.028	5.311	0.000	0.095	0.206
C(Mes)[T.10]	0.0694	0.027	2.613	0.009	0.017	0.121
C(Mes)[T.11]	0.0316	0.029	1.099	0.272	-0.025	0.088
C(Mes)[T.12]	0.0310	0.028	1.123	0.262	-0.023	0.085
Temperatura	0.0054	0.009	0.609	0.543	-0.012	0.023
Pluviosidade	-0.0002	0.000	-1.036	0.300	-0.000	0.000

==========

===== NB-GLM (SEM PANDEMIA) =====

Generalized Linear Model Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	6057
Model:	GLM	Df Residuals:	6043
Model Family:	NegativeBinomial	Df Model:	13
Link Function:	Log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-18823.
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Deviance:	5930.6
Time:	19:34:14	Pearson chi2:	8.25e+03
No. Iterations:	6	Pseudo R-squ. (CS):	0.01670
Covariance Type:	nonrobust		

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]

Intercept	1.6724	0.560	2.986	0.003	0.575	2.770
C(Mes)[T.2]	-0.0797	0.073	-1.084	0.278	-0.224	0.064
C(Mes)[T.3]	0.1288	0.074	1.733	0.083	-0.017	0.275
C(Mes)[T.4]	0.2527	0.088	2.870	0.004	0.080	0.425
C(Mes)[T.5]	0.3641	0.103	3.530	0.000	0.162	0.566
C(Mes)[T.6]	0.3181	0.116	2.743	0.006	0.091	0.545
C(Mes)[T.7]	0.3573	0.113	3.159	0.002	0.136	0.579
C(Mes)[T.8]	0.2004	0.098	2.041	0.041	0.008	0.393
C(Mes)[T.9]	0.1599	0.082	1.951	0.051	-0.001	0.321
C(Mes)[T.10]	0.0759	0.075	1.011	0.312	-0.071	0.223
C(Mes)[T.11]	0.0388	0.081	0.481	0.631	-0.119	0.197
C(Mes)[T.12]	0.0356	0.077	0.462	0.644	-0.115	0.187
Temperatura	0.0112	0.026	0.427	0.669	-0.040	0.063
Pluviosidade	-0.0002	0.000	-0.441	0.659	-0.001	0.001

==========

==========

Current function value: 3.105987

Iterations: 35

Function evaluations: 38

Gradient evaluations: 38

===== NB2 (SEM PANDEMIA) =====

NegativeBinomial Regression Results

==========

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	6057
Model:	NegativeBinomial	Df Residuals:	6043
Method:	MLE	Df Model:	13
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Pseudo R-squ.:	0.002892
Time:	19:34:16	Log-Likelihood:	-18813.
converged:	False	LL-Null:	-18868.
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	2.786e-17

==========

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	1.6797	0.644	2.607	0.009	0.417	2.943
C(Mes)[T.2]	-0.0779	0.072	-1.082	0.279	-0.219	0.063
C(Mes)[T.3]	0.1307	0.073	1.779	0.075	-0.013	0.275
C(Mes)[T.4]	0.2545	0.090	2.813	0.005	0.077	0.432
C(Mes)[T.5]	0.3655	0.110	3.315	0.001	0.149	0.582
C(Mes)[T.6]	0.3196	0.126	2.536	0.011	0.073	0.567
C(Mes)[T.7]	0.3585	0.122	2.945	0.003	0.120	0.597
C(Mes)[T.8]	0.2016	0.104	1.941	0.052	-0.002	0.405
C(Mes)[T.9]	0.1612	0.084	1.922	0.055	-0.003	0.326
C(Mes)[T.10]	0.0766	0.075	1.024	0.306	-0.070	0.223
C(Mes)[T.11]	0.0387	0.083	0.468	0.640	-0.123	0.201
C(Mes)[T.12]	0.0356	0.078	0.458	0.647	-0.117	0.188
Temperatura	0.0107	0.030	0.355	0.722	-0.049	0.070
Pluviosidade	-0.0002	0.001	-0.364	0.716	-0.001	0.001
alpha	0.9183	0.018	52.274	0.000	0.884	0.953

==========

===== COMPARAÇÃO AIC (SEM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 72838.51628133873
AIC NB-GLM: 37673.66890586089
AIC NB2: 37655.92704060979
ts_regiao_df: Index(['AnoMes', 'Taxa_1000', 'Mes'], dtype='str')
Traceback (most recent call last):
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py", line 3044, in <module>
    plot_pacf(ts_quarter, lags=36, ax=ax)
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\graphics\tsaplots.py", line 355, in plot_pacf
    acf_x, confint = pacf(x, nlags=nlags, alpha=alpha, method=method)
                     ^^
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\tsa\stattools.py", line 1050, in pacf

```
    raise ValueError(
ValueError: Can only compute partial correlations fo r lags up to 50% of the sample size. The requested nlags 36 must be < 30.
```

LOG DE EXECUÇÃO (PYTHON) – Área 4 – Tipo Central do Brasil.

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:439: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.boxplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:451: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.violinplot(
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:576: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(suptitle + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')

	Regiao	Cidade	...	Temperatura_Mode	Pluviosidade_Mode
0	Central do Brasil	310820	...	23.80	212.50
1	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
2	Central do Brasil	310820	...	23.30	80.00
3	Central do Brasil	310820	...	21.65	22.15
4	Central do Brasil	310820	...	20.05	6.50

[5 rows x 8 columns]
Estatística H = 1992.622
p-valor = 0.00000

	Central do Brasil	...	Oriental do Brasil
Central do Brasil	1.000000e+00	...	9.155908e-292
Centro Sul do Brasil	4.410387e-259	...	2.635047e-20
Nordestino do Brasil	1.234981e-92	...	2.979150e-165

Oriental do Brasil 9.155908e-292 ... 1.000000e+00

[4 rows x 4 columns]

Regiao	mediana	q1	q3	n	IQR
Central do Brasil	29.0	7.0	67.0	17845	60.0
Centro Sul do Brasil	56.0	9.0	75.0	199727	66.0
Nordestino do Brasil	46.0	6.0	74.0	93385	68.0
Oriental do Brasil	56.0	11.0	76.0	56336	65.0

Eta² ≈ 0.0054

stl_pre: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x0000027994B72580>

res_pre: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x000002799C4B7650>

2022-12-01 00:00:00

0

Força da sazonalidade: 0.3985

Força da tendência: 0.3511

Força do resíduo: 0.3423

Soma: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0919

	lb_stat	lb_pvalue
12	71.91984	1.398389e-10

Período final: 2019-12-01 00:00:00

Número de observações: 144

stl_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.stl._stl.STL object at 0x000002799A096170>

res_pre_pre_pandemia: <statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult object at 0x00000279995EC6E0>

2019-12-01 00:00:00

0

Força da sazonalidade pre pandemia: 0.5698

Força da tendência pre pandemia: 0.1480

Força do resíduo: 0.3377

Soma pre-pandemia: (Força da sazonalidade) + (Força da tendência) + (Força do resíduo): 1.0554

```
lb_stat     lb_pvalue
12  67.145987  1.090884e-09
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1565: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Temperatura vs Pluviosidade (Dados Anuais - Moda) Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1627: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.90, hspace=0.35, wspace=0.25)
```

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1635: UserWarning: Glyph 9748 (\N{UMBRELLA WITH RAIN DROPS}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} - Sazonalidade Mensal Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1694: UserWarning: Glyph 128293 (\N{FIRE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"Matriz de Correlação por Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1737: UserWarning: Glyph 128200 (\N{CHART WITH UPWARDS TREND}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Análise de Resíduos - Regressão Linear" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 127777 (\N{THERMOMETER}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 65039 (\N{VARIATION SELECTOR-16}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1795: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("Evolução Anual Total Precipitação Todas Regiões.png", dpi=400, bbox_inches='tight')

C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 9898 (\N{MEDIUM WHITE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1859: UserWarning: Glyph 128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig("CLASSIFICAÇÃO ANOS SECOS-CHUVOSOS POR REGIÃO - Scatterplot com Linhas + Pontos Coloridos por Classificação.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1920: UserWarning: This figure was using a layout engine that is incompatible with subplots_adjust and/or tight_layout; not calling subplots_adjust.
  fig.subplots_adjust(left=0.08, right=0.86, top=0.92, hspace=0.35, wspace=0.25)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128308 (\N{LARGE RED CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128993 (\N{LARGE YELLOW CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:1929: UserWarning: Glyph 128309 (\N{LARGE BLUE CIRCLE}) missing from font(s) Arial.
plt.savefig(f"{titulo} por Ano e Região" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2166: UserWarning: Glyph 127973 (\N{HOSPITAL}) missing from font(s) Arial.

```
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}" + ".png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph
128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py:2443: UserWarning: Glyph
128202 (\N{BAR CHART}) missing from font(s) Arial.
  plt.savefig(f"{title} Região {regiao_escolhida}.png", dpi=400, bbox_inches='tight')
                           SARIMAX Results
==========================================================================
=======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                180
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood                90.415
Date:                   Mon, 23 Mar 2026   AIC                           -170.831
Time:                           19:17:08   BIC                           -155.679
Sample:                         01-01-2008   HQIC                          -164.676
                              - 12-01-2022
Covariance Type:                     opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.3943      0.112      3.528      0.000       0.175       0.613
ma.L1         -0.8238      0.083     -9.887      0.000      -0.987      -0.660
ar.S.L12      -0.1377      0.125     -1.105      0.269      -0.382       0.107
ma.S.L12      -0.6891      0.107     -6.461      0.000      -0.898      -0.480
sigma2         0.0171      0.002     11.065      0.000       0.014       0.020
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.05   Jarque-Bera (JB):                13.18
Prob(Q):                              0.82   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               1.67   Skew:                             0.19
Prob(H) (two-sided):                  0.07   Kurtosis:                         4.39
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

```
    lb_stat  lb_pvalue
12  9.870381   0.627331
                           SARIMAX Results
==========================================================================
======================
Dep. Variable:                    Taxa_1000   No. Observations:                132
Model:          SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)   Log Likelihood                75.943
Date:                       Mon, 23 Mar 2026   AIC                           -141.886
Time:                               19:17:12   BIC                           -128.616
Sample:                         01-01-2008   HQIC                          -136.509
                              - 12-01-2018
Covariance Type:                        opg
==========================================================================
===========
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.3598      0.110      3.277      0.001       0.145       0.575
ma.L1         -0.9386      0.049    -19.093      0.000      -1.035      -0.842
ar.S.L12      -0.1969      0.122     -1.614      0.107      -0.436       0.042
ma.S.L12      -0.7408      0.155     -4.791      0.000      -1.044      -0.438
sigma2         0.0125      0.002      6.924      0.000       0.009       0.016
==========================================================================
================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.01   Jarque-Bera (JB):                 1.05
Prob(Q):                              0.92   Prob(JB):                         0.59
Heteroskedasticity (H):               0.98   Skew:                            -0.01
Prob(H) (two-sided):                  0.94   Kurtosis:                         3.49
==========================================================================
================
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

	lb_stat	lb_pvalue
12	12.53321	0.403861

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Taxa_1000	No. Observations:	180
Model:	SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12)	Log Likelihood	90.569
Date:	Mon, 23 Mar 2026	AIC	-167.137
Time:	19:17:17	BIC	-145.924
Sample:	01-01-2008 - 12-01-2022	HQIC	-158.520
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Temperatura_Regiao	0.0240	0.036	0.669	0.503	-0.046	0.094
Pluviosidade_Regiao	-0.0006	0.000	-1.363	0.173	-0.001	0.000
ar.L1	0.3192	0.132	2.412	0.016	0.060	0.579
ma.L1	-0.7387	0.103	-7.141	0.000	-0.941	-0.536
ar.S.L12	-0.2081	0.105	-1.977	0.048	-0.414	-0.002
ma.S.L12	-0.6674	0.107	-6.244	0.000	-0.877	-0.458
sigma2	0.0168	0.002	10.910	0.000	0.014	0.020

Ljung-Box (L1) (Q):	0.06	Jarque-Bera (JB):	10.32
Prob(Q):	0.80	Prob(JB):	0.01
Heteroskedasticity (H):	1.67	Skew:	0.12
Prob(H) (two-sided):	0.07	Kurtosis:	4.25

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2020-12-01 00:00:00

Teste: 2021-01-01 00:00:00 até 2022-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 156

Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 84.363

Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -158.726

Time: 19:17:19 BIC -144.427

Sample: 01-01-2008 HQIC -152.916

- 12-01-2020

Covariance Type: opg

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.4378	0.096	4.572	0.000	0.250	0.626
ma.L1	-0.9186	0.061	-15.165	0.000	-1.037	-0.800
ar.S.L12	-0.2203	0.133	-1.655	0.098	-0.481	0.041
ma.S.L12	-0.6475	0.132	-4.917	0.000	-0.906	-0.389
sigma2	0.0150	0.002	9.051	0.000	0.012	0.018

==========

Ljung-Box (L1) (Q): 0.06 Jarque-Bera (JB): 3.28

Prob(Q): 0.80 Prob(JB): 0.19

Heteroskedasticity (H): 1.18 Skew: -0.21

Prob(H) (two-sided): 0.60 Kurtosis: 3.66

==========

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

MAE: 0.19782544995377713

RMSE: 0.23736385765527074

MAPE (%): 90.54715243627136

sMAPE (%): 59.30510094276554

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2021-01-01	0.209729	0.182341	-0.027388	0.027388	13.058730
2021-02-01	0.091428	0.222893	0.131464	0.131464	143.789633
2021-03-01	0.104307	0.463480	0.359173	0.359173	344.340679
2021-04-01	0.084439	0.338670	0.254230	0.254230	301.080479
2021-05-01	0.134737	0.563848	0.429111	0.429111	318.481863
2021-06-01	0.147231	0.416640	0.269410	0.269410	182.984798
2021-07-01	0.190092	0.459892	0.269800	0.269800	141.931022
2021-08-01	0.196150	0.328384	0.132234	0.132234	67.414724
2021-09-01	0.144777	0.344284	0.199506	0.199506	137.802357
2021-10-01	0.254686	0.384449	0.129763	0.129763	50.949975
2021-11-01	0.337757	0.343388	0.005631	0.005631	1.667056
2021-12-01	0.337757	0.290047	-0.047710	0.047710	14.125672
2022-01-01	0.657525	0.216181	-0.441344	0.441344	67.122021
2022-02-01	0.364148	0.239265	-0.124883	0.124883	34.294667
2022-03-01	0.386626	0.488241	0.101614	0.101614	26.282276
2022-04-01	0.356423	0.278719	-0.077705	0.077705	21.801223
2022-05-01	0.480894	0.469217	-0.011676	0.011676	2.428015
2022-06-01	0.614677	0.336778	-0.277899	0.277899	45.210615
2022-07-01	0.611277	0.417143	-0.194134	0.194134	31.758771
2022-08-01	0.728728	0.255377	-0.473351	0.473351	64.955773
2022-09-01	0.490026	0.285030	-0.204996	0.204996	41.833703
2022-10-01	0.625547	0.338596	-0.286950	0.286950	45.871945
2022-11-01	0.413600	0.266565	-0.147035	0.147035	35.550121
2022-12-01	0.392756	0.241955	-0.150801	0.150801	38.395540

Treino: 2008-01-01 00:00:00 até 2017-12-01 00:00:00

Teste: 2018-01-01 00:00:00 até 2019-12-01 00:00:00

SARIMAX Results

==========

==========

Dep. Variable: Taxa_1000 No. Observations: 120
Model: SARIMAX(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 12) Log Likelihood 65.264
Date: Mon, 23 Mar 2026 AIC -120.528
Time: 19:17:23 BIC -107.865
Sample: 01-01-2008 HQIC -115.415
- 12-01-2017
Covariance Type: opg

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
ar.L1	0.3906	0.122	3.193	0.001	0.151	0.630
ma.L1	-1.0598	0.057	-18.505	0.000	-1.172	-0.948
ar.S.L12	-0.2427	0.139	-1.742	0.081	-0.516	0.030
ma.S.L12	-0.6647	0.201	-3.306	0.001	-1.059	-0.271
sigma2	0.0118	0.002	4.953	0.000	0.007	0.016

Ljung-Box (L1) (Q): 0.04 Jarque-Bera (JB): 1.12
Prob(Q): 0.83 Prob(JB): 0.57
Heteroskedasticity (H): 1.00 Skew: 0.00
Prob(H) (two-sided): 1.00 Kurtosis: 3.54

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
MAE: 0.0944599753137489
RMSE: 0.1119962736567024
sMAPE (%): 20.57535723172805

AnoMes	Real	Previsto	Erro	Erro_Abs	Erro_%
2018-01-01	0.358485	0.279383	-0.079102	0.079102	22.065596
2018-02-01	0.319192	0.296134	-0.023057	0.023057	7.223596

2018-03-01 0.488684 0.482139 -0.006546 0.006546 1.339416
2018-04-01 0.446636 0.516487 0.069851 0.069851 15.639417
2018-05-01 0.644462 0.661214 0.016752 0.016752 2.599455
2018-06-01 0.679298 0.531859 -0.147438 0.147438 21.704518
2018-07-01 0.535334 0.564576 0.029241 0.029241 5.462268
2018-08-01 0.575582 0.476478 -0.099104 0.099104 17.218107
2018-09-01 0.479464 0.501014 0.021550 0.021550 4.494575
2018-10-01 0.362939 0.419142 0.056203 0.056203 15.485577
2018-11-01 0.615707 0.413283 -0.202424 0.202424 32.876624
2018-12-01 0.498624 0.343133 -0.155491 0.155491 31.183953
2019-01-01 0.354938 0.226525 -0.128413 0.128413 36.179096
2019-02-01 0.416734 0.258834 -0.157900 0.157900 37.889859
2019-03-01 0.660695 0.487298 -0.173396 0.173396 26.244543
2019-04-01 0.557643 0.443091 -0.114552 0.114552 20.542241
2019-05-01 0.807599 0.695244 -0.112355 0.112355 13.912270
2019-06-01 0.537212 0.530901 -0.006311 0.006311 1.174791
2019-07-01 0.620201 0.577642 -0.042559 0.042559 6.862114
2019-08-01 0.358485 0.509303 0.150819 0.150819 42.071128
2019-09-01 0.408065 0.535263 0.127198 0.127198 31.170961
2019-10-01 0.657060 0.460812 -0.196248 0.196248 29.867568
2019-11-01 0.495471 0.420101 -0.075370 0.075370 15.211752
2019-12-01 0.433722 0.358564 -0.075158 0.075158 17.328701
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
Top 5 municípios por taxa média de internações (por região):

	Regiao	nm_mun	Taxa_1000_Media
0	Central do Brasil	Vazante	0.615912
1	Central do Brasil	Paracatu	0.514682
2	Central do Brasil	Natalândia	0.417624
3	Central do Brasil	Dom Bosco	0.392659
4	Central do Brasil	Unaí	0.375976
5	Centro Sul do Brasil	Candeias	2.299785
6	Centro Sul do Brasil	Perdizes	2.066349
7	Centro Sul do Brasil	Prata	1.903872
8	Centro Sul do Brasil	Cássia	1.861372

```
9   Centro Sul do Brasil              Luz        1.814980
10  Nordestino do Brasil          Mirabela       1.248604
11  Nordestino do Brasil       Montalvânia       1.130431
12  Nordestino do Brasil       Varzelândia       1.059772
13  Nordestino do Brasil        Grão Mogol       0.854238
14  Nordestino do Brasil  São João da Ponte       0.769703
15    Oriental do Brasil         Tarumirim       1.879801
16    Oriental do Brasil          Cipotânea      1.455699
17    Oriental do Brasil   Conselheiro Pena       1.439311
18    Oriental do Brasil  Presidente Bernardes    1.246990
19    Oriental do Brasil         Rio Espera      1.140956
Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Idade', 'Populacao', 'N_Internacoes',
'Taxa_1000_Municipio'],
      dtype='str')
Index(['Regiao', 'Idade', 'Ano', 'N_Internacoes', 'Populacao', 'Taxa_1000'], dtype='str')
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood
optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\statsmodels\genmod\families\family.py:1367: ValueWarning: Negative binomial
dispersion parameter alpha not set. Using default value alpha=1.0.
  warnings.warn("Negative binomial dispersion parameter alpha not "
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-
packages\scipy\optimize\_optimize.py:1330: OptimizeWarning: Maximum number of
iterations has been exceeded.
```

```
  res = _minimize_bfgs(f, x0, args, fprime, callback=callback, **opts)
C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to converge. Check mle_retvals
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
taxa_municipio_media: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
top3_municipios: Index(['Regiao', 'Cidade', 'nm_mun', 'Taxa_1000_Media'], dtype='str')
Kruskal-Wallis: estatística = 43.08739441041824 , p-valor = 1.0487030689011816e-05
Média das taxas: 0.45120119602166286
Variância das taxas: 0.026678097816607692
Generalized Linear Model Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:         N_Internacoes   No. Observations:                 1043
Model:                           GLM   Df Residuals:                     1029
Model Family:                Poisson   Df Model:                           13
Link Function:                   Log   Scale:                          1.0000
Method:                         IRLS   Log-Likelihood:                -13908.
Date:              Mon, 23 Mar 2026   Deviance:                       23889.
Time:                      19:19:47   Pearson chi2:                 2.68e+04
No. Iterations:                   5   Pseudo R-squ. (CS):             0.3085
Covariance Type:                HC0
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept      0.9906      1.520      0.652      0.515      -1.989       3.970
C(Mes)[T.2]   -0.0749      0.194     -0.387      0.699      -0.454       0.304
C(Mes)[T.3]    0.3525      0.191      1.847      0.065      -0.021       0.726
C(Mes)[T.4]    0.4664      0.248      1.883      0.060      -0.019       0.952
C(Mes)[T.5]    0.7274      0.289      2.518      0.012       0.161       1.294
C(Mes)[T.6]    0.5746      0.322      1.784      0.074      -0.057       1.206
C(Mes)[T.7]    0.6118      0.308      1.984      0.047       0.007       1.216
C(Mes)[T.8]    0.3869      0.261      1.480      0.139      -0.125       0.899
```

C(Mes)[T.9] 0.3720 0.232 1.606 0.108 -0.082 0.826
C(Mes)[T.10] 0.1722 0.198 0.870 0.384 -0.216 0.560
C(Mes)[T.11] 0.2458 0.188 1.305 0.192 -0.123 0.615
C(Mes)[T.12] 0.1378 0.201 0.686 0.493 -0.256 0.532
Temperatura 0.0631 0.066 0.960 0.337 -0.066 0.192
Pluviosidade 0.0005 0.001 0.466 0.641 -0.002 0.002
==========

===== POISSON (COM PANDEMIA) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 1043
Model: GLM Df Residuals: 1029
Model Family: Poisson Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -13908.
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 23889.
Time: 19:19:49 Pearson chi2: 2.68e+04
No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.3085
Covariance Type: HC0
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 0.9906 1.520 0.652 0.515 -1.989 3.970
C(Mes)[T.2] -0.0749 0.194 -0.387 0.699 -0.454 0.304
C(Mes)[T.3] 0.3525 0.191 1.847 0.065 -0.021 0.726
C(Mes)[T.4] 0.4664 0.248 1.883 0.060 -0.019 0.952
C(Mes)[T.5] 0.7274 0.289 2.518 0.012 0.161 1.294
C(Mes)[T.6] 0.5746 0.322 1.784 0.074 -0.057 1.206
C(Mes)[T.7] 0.6118 0.308 1.984 0.047 0.007 1.216
C(Mes)[T.8] 0.3869 0.261 1.480 0.139 -0.125 0.899

C(Mes)[T.9] 0.3720 0.232 1.606 0.108 -0.082 0.826
C(Mes)[T.10] 0.1722 0.198 0.870 0.384 -0.216 0.560
C(Mes)[T.11] 0.2458 0.188 1.305 0.192 -0.123 0.615
C(Mes)[T.12] 0.1378 0.201 0.686 0.493 -0.256 0.532
Temperatura 0.0631 0.066 0.960 0.337 -0.066 0.192
Pluviosidade 0.0005 0.001 0.466 0.641 -0.002 0.002
==========

===== NEGATIVE BINOMIAL (GLM - alpha fixo) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========

Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 1043
Model: GLM Df Residuals: 1029
Model Family: NegativeBinomial Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -4023.2
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 1748.6
Time: 19:19:51 Pearson chi2: 1.48e+03
No. Iterations: 9 Pseudo R-squ. (CS): 0.02177
Covariance Type: nonrobust
==========

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept 0.3655 1.294 0.283 0.778 -2.170 2.901
C(Mes)[T.2] -0.0628 0.169 -0.372 0.710 -0.393 0.268
C(Mes)[T.3] 0.4023 0.169 2.374 0.018 0.070 0.735
C(Mes)[T.4] 0.5468 0.215 2.549 0.011 0.126 0.967
C(Mes)[T.5] 0.8428 0.247 3.415 0.001 0.359 1.327
C(Mes)[T.6] 0.7051 0.273 2.583 0.010 0.170 1.240
C(Mes)[T.7] 0.7142 0.260 2.749 0.006 0.205 1.223
C(Mes)[T.8] 0.4512 0.227 1.991 0.046 0.007 0.895

```
C(Mes)[T.9]      0.3925      0.211      1.861      0.063      -0.021       0.806
C(Mes)[T.10]     0.1731      0.172      1.007      0.314      -0.164       0.510
C(Mes)[T.11]     0.2432      0.163      1.491      0.136      -0.076       0.563
C(Mes)[T.12]     0.1327      0.176      0.755      0.450      -0.212       0.477
Temperatura      0.0872      0.057      1.542      0.123      -0.024       0.198
Pluviosidade     0.0007      0.001      0.740      0.459      -0.001       0.002
==============================================================================
```

Current function value: 3.799635

Iterations: 35

Function evaluations: 42

Gradient evaluations: 42

```
===== NEGATIVE BINOMIAL (NB2 - alpha estimado) =====
                 NegativeBinomial Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:         N_Internacoes   No. Observations:                 1043
Model:                NegativeBinomial   Df Residuals:                     1029
Method:                          MLE   Df Model:                           13
Date:                Mon, 23 Mar 2026   Pseudo R-squ.:                0.001899
Time:                        19:19:53   Log-Likelihood:                -3963.0
converged:                     False   LL-Null:                       -3970.6
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                    0.3025
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
Intercept        0.8927      1.788      0.499      0.618      -2.612       4.397
C(Mes)[T.2]     -0.0691      0.209     -0.331      0.741      -0.478       0.340
C(Mes)[T.3]      0.3838      0.220      1.742      0.081      -0.048       0.815
C(Mes)[T.4]      0.5230      0.286      1.829      0.067      -0.037       1.083
C(Mes)[T.5]      0.8016      0.335      2.390      0.017       0.144       1.459
C(Mes)[T.6]      0.6444      0.370      1.741      0.082      -0.081       1.370
```

C(Mes)[T.7] 0.6613 0.344 1.920 0.055 -0.014 1.336
C(Mes)[T.8] 0.4383 0.299 1.466 0.143 -0.148 1.024
C(Mes)[T.9] 0.4061 0.267 1.521 0.128 -0.117 0.929
C(Mes)[T.10] 0.1787 0.215 0.832 0.405 -0.242 0.599
C(Mes)[T.11] 0.2246 0.201 1.116 0.264 -0.170 0.619
C(Mes)[T.12] 0.1056 0.217 0.487 0.626 -0.319 0.530
Temperatura 0.0644 0.078 0.828 0.408 -0.088 0.217
Pluviosidade 0.0008 0.001 0.624 0.533 -0.002 0.003
alpha 1.5360 0.062 24.708 0.000 1.414 1.658
==========

===== COMPARAÇÃO AIC (COM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 27844.378224673866
AIC NB-GLM: 8074.306921627554
AIC NB2: 7956.039577582237

===== POISSON (SEM PANDEMIA) =====
Generalized Linear Model Regression Results
==========
Dep. Variable: N_Internacoes No. Observations: 857
Model: GLM Df Residuals: 843
Model Family: Poisson Df Model: 13
Link Function: Log Scale: 1.0000
Method: IRLS Log-Likelihood: -11571.
Date: Mon, 23 Mar 2026 Deviance: 19887.
Time: 19:19:54 Pearson chi2: 2.18e+04
No. Iterations: 5 Pseudo R-squ. (CS): 0.4463
Covariance Type: nonrobust
==========
coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

Intercept	0.8189	0.334	2.450	0.014	0.164	1.474
C(Mes)[T.2]	0.0213	0.051	0.416	0.677	-0.079	0.122
C(Mes)[T.3]	0.4582	0.047	9.750	0.000	0.366	0.550
C(Mes)[T.4]	0.6775	0.057	11.924	0.000	0.566	0.789
C(Mes)[T.5]	0.9723	0.063	15.406	0.000	0.849	1.096
C(Mes)[T.6]	0.7944	0.072	11.095	0.000	0.654	0.935
C(Mes)[T.7]	0.7976	0.068	11.691	0.000	0.664	0.931
C(Mes)[T.8]	0.5649	0.061	9.317	0.000	0.446	0.684
C(Mes)[T.9]	0.5982	0.056	10.608	0.000	0.488	0.709
C(Mes)[T.10]	0.2685	0.050	5.357	0.000	0.170	0.367
C(Mes)[T.11]	0.3574	0.045	7.861	0.000	0.268	0.447
C(Mes)[T.12]	0.1967	0.049	3.976	0.000	0.100	0.294
Temperatura	0.0633	0.015	4.309	0.000	0.035	0.092
Pluviosidade	0.0009	0.000	3.623	0.000	0.000	0.001

==========

===== NB-GLM (SEM PANDEMIA) =====

Generalized Linear Model Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	857
Model:	GLM	Df Residuals:	843
Model Family:	NegativeBinomial	Df Model:	13
Link Function:	Log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-3328.5
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Deviance:	1429.3
Time:	19:19:56	Pearson chi2:	1.16e+03
No. Iterations:	9	Pseudo R-squ. (CS):	0.03350
Covariance Type:	nonrobust		

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]

Intercept	0.1029	1.496	0.069	0.945	-2.830	3.036
C(Mes)[T.2]	0.0383	0.189	0.203	0.839	-0.332	0.409
C(Mes)[T.3]	0.5161	0.189	2.738	0.006	0.147	0.886
C(Mes)[T.4]	0.7822	0.238	3.284	0.001	0.315	1.249
C(Mes)[T.5]	1.1199	0.274	4.080	0.000	0.582	1.658
C(Mes)[T.6]	0.9498	0.308	3.082	0.002	0.346	1.554
C(Mes)[T.7]	0.9238	0.294	3.144	0.002	0.348	1.500
C(Mes)[T.8]	0.6499	0.253	2.572	0.010	0.155	1.145
C(Mes)[T.9]	0.6263	0.236	2.652	0.008	0.163	1.089
C(Mes)[T.10]	0.2686	0.198	1.356	0.175	-0.120	0.657
C(Mes)[T.11]	0.3494	0.181	1.935	0.053	-0.004	0.703
C(Mes)[T.12]	0.1876	0.194	0.967	0.334	-0.193	0.568
Temperatura	0.0903	0.066	1.379	0.168	-0.038	0.219
Pluviosidade	0.0012	0.001	1.119	0.263	-0.001	0.003

==========

Current function value: 3.828067

Iterations: 35

Function evaluations: 43

Gradient evaluations: 43

===== NB2 (SEM PANDEMIA) =====

NegativeBinomial Regression Results

==========

Dep. Variable:	N_Internacoes	No. Observations:	857
Model:	NegativeBinomial	Df Residuals:	843
Method:	MLE	Df Model:	13
Date:	Mon, 23 Mar 2026	Pseudo R-squ.:	0.002929
Time:	19:19:58	Log-Likelihood:	-3280.7
converged:	False	LL-Null:	-3290.3
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	0.1148

==========

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Intercept	0.6500	1.982	0.328	0.743	-3.236	4.535
C(Mes)[T.2]	0.0533	0.232	0.230	0.818	-0.401	0.507
C(Mes)[T.3]	0.5246	0.241	2.174	0.030	0.052	0.998
C(Mes)[T.4]	0.7839	0.315	2.492	0.013	0.167	1.401
C(Mes)[T.5]	1.0919	0.370	2.947	0.003	0.366	1.818
C(Mes)[T.6]	0.9079	0.408	2.224	0.026	0.108	1.708
C(Mes)[T.7]	0.8977	0.382	2.351	0.019	0.149	1.646
C(Mes)[T.8]	0.6600	0.329	2.006	0.045	0.015	1.305
C(Mes)[T.9]	0.6624	0.295	2.246	0.025	0.084	1.241
C(Mes)[T.10]	0.2979	0.239	1.245	0.213	-0.171	0.767
C(Mes)[T.11]	0.3503	0.221	1.582	0.114	-0.084	0.784
C(Mes)[T.12]	0.1795	0.237	0.759	0.448	-0.284	0.643
Temperatura	0.0656	0.086	0.762	0.446	-0.103	0.234
Pluviosidade	0.0013	0.001	0.954	0.340	-0.001	0.004
alpha	1.5256	0.068	22.400	0.000	1.392	1.659

==========

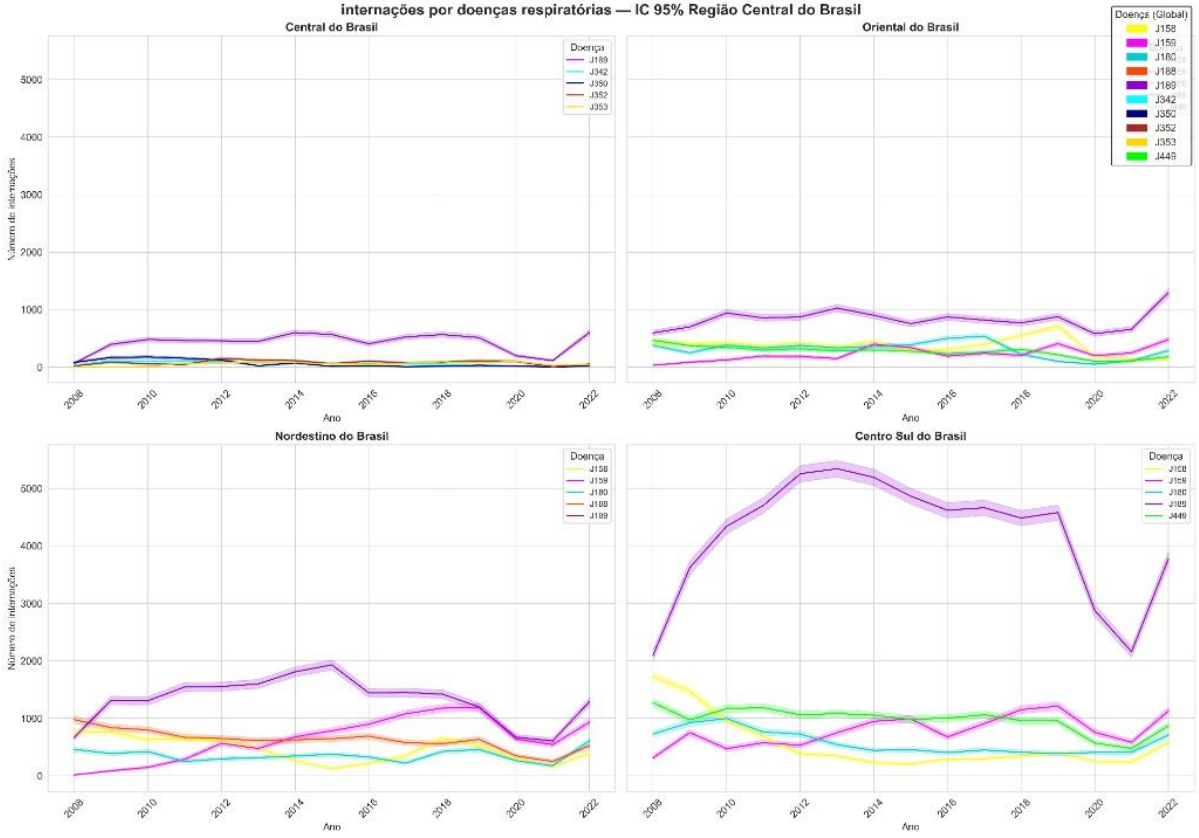
===== COMPARAÇÃO AIC (SEM PANDEMIA) =====
AIC Poisson: 23170.345670630184
AIC NB-GLM: 6684.973340215646
AIC NB2: 6591.306593352088
ts_regiao_df: Index(['AnoMes', 'Taxa_1000', 'Mes'], dtype='str')
Traceback (most recent call last):
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\main_novos_dados_4.py", line 3044, in <module>
    plot_pacf(ts_quarter, lags=36, ax=ax)
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\graphics\tsaplots.py", line 355, in plot_pacf
    acf_x, confint = pacf(x, nlags=nlags, alpha=alpha, method=method)
                     ^^^
  File "C:\Users\laisb\Documents\Norton\venvnorton\Lib\site-packages\statsmodels\tsa\stattools.py", line 1050, in pacf

raise ValueError(

ValueError: Can only compute partial correlations for lags up to 50% of the sample size. The requested nlags 36 must be < 30.

APÊNDICE D –DEMAIS GRÁFICOS GERADOS PELO PYTHON.

Evolução das internações por doenças respiratórias nas quatro áreas climáticas — IC 95%.



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo Autor, 2026.