

Desireé Melo da Silva

Indicador de Vulnerabilidade Municipal e sua relação com indicadores meteorológicos

Niterói - RJ, Brasil

27 de julho de 2023

Desireé Melo da Silva

**Indicador de Vulnerabilidade
Municipal e sua relação com
indicadores meteorológicos**

Trabalho de Conclusão de Curso

Monografia apresentada para obtenção do grau de Bacharel em Estatística pela Universidade Federal Fluminense.

Orientador(a): Prof^a. Ludmilla da Silva Viana Jacobson

Niterói - RJ, Brasil

27 de julho de 2023

Desireé Melo da Silva

**Indicador de Vulnerabilidade Municipal e
sua relação com indicadores meteorológicos**

Monografia de Projeto Final de Graduação sob o título “*Indicador de Vulnerabilidade Municipal e sua relação com indicadores meteorológicos*”, defendida por Desireé Melo da Silva e aprovada em 27 de julho de 2023, na cidade de Niterói, no Estado do Rio de Janeiro, pela banca examinadora constituída pelos professores:

Prof^a. Dr^a. Ludmilla da Silva Viana Jacobson
Departamento de Estatística – UFF

Prof^a. Dr^a. Jessica Quintanilha Kubrusly
Departamento de Estatística – UFF

Prof^a. Dr^a. Márcia Marques de Carvalho
Departamento de Estatística – UFF

Niterói, 27 de julho de 2023

Ficha catalográfica automática - SDC/BIME
Gerada com informações fornecidas pelo autor

S586i Silva, Desireé Melo da
Indicador de Vulnerabilidade Municipal e sua relação com
indicadores meteorológicos / Desireé Melo da Silva. - 2023.
79 f.: il.

Orientador: Ludmilla da Silva Viana Jacobson.
Trabalho de Conclusão de Curso (graduação)-Universidade
Federal Fluminense, Instituto de Matemática e Estatística,
Niterói, 2023.

1. Índice de vulnerabilidade. 2. Regressão Linear
Múltipla. 3. Estatística Espacial. 4. Produção
intelectual. I. Jacobson, Ludmilla da Silva Viana,
orientadora. II. Universidade Federal Fluminense. Instituto de
Matemática e Estatística. III. Título.

CDD - XXX

Resumo

Este estudo buscou identificar a relação entre indicadores de vulnerabilidade e variáveis meteorológicas no Brasil. Utilizando um modelo de regressão linear, analisou-se o Indicador de Vulnerabilidade Municipal (IVM) e indicadores meteorológicos de temperatura, umidade e precipitação em diferentes regiões. A análise revelou maior vulnerabilidade em áreas com menor precipitação e menor amplitude de temperatura e umidade. A dependência espacial foi detectada, ressaltando a importância de considerar a dimensão espacial ao examinar o IVM. Esses resultados são relevantes para o planejamento de políticas públicas e tomada de decisões, visando a adaptação às mudanças climáticas e intervenções específicas para áreas mais vulneráveis.

Palavras-chave: Índice de vulnerabilidade. Regressão Linear Múltipla. Estatística Espacial.

Dedicatória

Dedico este Trabalho de Conclusão de Curso a vocês, que têm sido a base sólida sobre a qual construí minha jornada acadêmica e pessoal.

A vocês, meus pais, meu porto seguro, meus maiores incentivadores e fonte inesgotável de amor e sabedoria. Obrigado por estar ao meu lado em cada passo que dei rumo à formação que hoje celebro. Suas palavras de encorajamento, seus abraços acolhedores e seu apoio incondicional foram a força que me impulsionou mesmo nos momentos de dúvidas e desafios.

Agradeço a você, Lucas, meu companheiro de todas as horas, por ser a luz que iluminou meu caminho nos dias mais difíceis. Seu suporte afetivo e emocional foram fundamentais para que eu não desistisse dos meus sonhos e objetivos acadêmicos. Sua presença constante, seu apoio inabalável e seu incentivo incansável me fortaleceram e me deram a confiança necessária para seguir em frente.

É com imensa alegria que compartilho este momento de conquista com cada um de vocês. Cada página deste trabalho é um reflexo do amor, cuidado e apoio que recebi ao longo dessa jornada.

Que este TCC seja não apenas uma celebração da minha formação, mas também uma homenagem a vocês, meus pilares de esperança, sabedoria, respeito e amor. Sem o carinho e incentivo de vocês, esta jornada não teria sido a mesma.

Agradecimentos

A Deus, por suas bençãos de saúde e determinação para não desaninar durante a realização deste trabalho. Sua presença constante me fortaleceu e me deu ânimo para perseverar, mesmo diante das adversidades.

À minha querida tia Dilma Melo e ao primo Bruno Baranda, meu sincero agradecimento pelo suporte, apoio e calma que me ofereceram nesta etapa final. Suas palavras de encorajamento foram como um sopro de confiança em momentos de dúvida.

Aos meus amigos, que são verdadeiros tesouros em minha vida, agradeço por estarem ao meu lado em cada passo deste percurso. Sua amizade incondicional e o apoio demonstrado durante todo o período dedicado a este trabalho foram fundamentais para minha motivação e perseverança. Em especial, quero agradecer a Rana por me conceder a maior honra da vida presenteando-me com um afilhado tão especial.

À minha orientadora, meu reconhecimento por suas correções, ensinamentos e orientações. Seus conselhos foram valiosos e me permitiram aprimorar minha formação profissional ao longo do curso.

Aos amigos da Universidade, Luisa Seixas, Fábio Monteiro, Mariana Barros, Thiago Silva, Vander Direito, Ayron Borges, Marlon Alves, Carol Lourenço, Aline D'Avila e Leonor Lobato, vocês foram verdadeiros pilares em minha jornada acadêmica. Compartilhamos momentos de alegria e superação, e nossas laços superaram os muros da UFF, tornando-se laços de verdadeira amizade que levarei para toda a vida. Vocês foram essenciais para que eu não desistisse, sempre me motivando e apoiando em cada desafio.

Enfim, agradeço a todos que, direta ou externamente, irradiam para a realização deste trabalho e para minha formação como pessoa e profissional. Cada um de vocês ocupará um lugar especial em meu coração, e espero poder retribuir todo o apoio e carinho que recebi ao longo desta jornada.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1 Introdução	p. 13
2 Materiais e Métodos	p. 17
2.1 Banco de Dados	p. 17
2.1.1 Dados do IVM	p. 17
2.1.2 Dados do SISAM	p. 19
2.2 Regressão Linear Múltipla	p. 20
2.2.1 Estimação dos parâmetros	p. 22
2.2.2 Teste de Significância Geral e Individual	p. 24
2.2.3 Medidas de Ajuste do Modelo	p. 25
2.2.4 Análise dos Resíduos	p. 26
2.3 Estatística Espacial	p. 28
3 Análise dos Resultados	p. 32
3.1 Análise de Dados	p. 32
3.2 Regressão Linear	p. 33
3.3 Análise Espacial	p. 39
4 Conclusões	p. 43
Referências	p. 45

Apêndice A – Descrição das variáveis	p. 47
Apêndice B – Modelos Lineares Simples	p. 49
Apêndice C – Variáveis dos modelos compostos	p. 56
Apêndice D – Resultados dos modelos compostos	p. 59
Apêndice E - Índice de Moran das Variáveis expicativas do modelo escolhido	p. 76

Lista de Figuras

1	Gráficos dos resíduos do modelo 3	p. 37
2	Mapa comparativo do Índice de Vulnerabilidade Municipal (IVM) médio nos anos de 2020 e 2022 nas regiões imediatas.	p. 39
3	Análise espacial IVM 2022 dos pilares População Vulnerável e Organização do sistema de saúde.	p. 40
4	Análise espacial das variáveis significativas do modelo escolhido.	p. 41
5	Dependência espacial para o teste de Moran para IVM médio de 2022, considerando 5 vizinhos mais próximos.	p. 42
6	Modelo completo IVM médio de 2020	p. 59
7	Modelo completo IVM mediano de 2020	p. 60
8	Modelo completo IVM médio de 2022	p. 60
9	Modelo completo IVM mediano de 2022	p. 61
10	Modelo completo IVM médio da População Vulnerável de 2022	p. 61
11	Modelo completo IVM mediano da População Vulnerável de 2022	p. 62
12	Modelo completo IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022 p. 62	
13	Modelo completo IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 63
14	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio de 2020	p. 63
15	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano de 2020	p. 64
16	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio de 2022	p. 64
17	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano de 2022	p. 65
18	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio da População Vulnerável de 2022	p. 65

19	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano da População Vulnerável de 2022	p. 66
20	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 66
21	Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 67
22	Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2020	p. 67
23	Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2020	p. 68
24	Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2022	p. 68
25	Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2022	p. 69
26	Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio da População Vulnerável de 2022	p. 69
27	Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano da População Vulnerável de 2022	p. 70
28	Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 70
29	Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 71
30	Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2020	p. 71
31	Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2020	p. 72
32	Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2022	p. 72
33	Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2022	p. 73
34	Modelo com Temperatura e Umidade IVM médio da População Vulnerável de 2022	p. 73
35	Modelo com Temperatura e Umidade IVM mediano da População Vulnerável de 2022	p. 74
36	Modelo com Temperatura e Umidade IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 74

37	Modelo com Temperatura e Umidade IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022	p. 75
38	Dependência espacial para o teste de Moran da Média do Percentil 90 da Precipitação, considerando 5 vizinhos mais próximos	p. 76
39	Dependência espacial para o teste de Moran da Média da Amplitude da Temperatura, considerando 5 vizinhos mais próximos	p. 77
40	Dependência espacial para o teste de Moran da Média da Amplitude da Umidade, considerando 5 vizinhos mais próximos	p. 78

Lista de Tabelas

1	Variáveis componentes do SISAM e suas respectivas unidades de medida	p. 19
2	Variáveis meteorológicas significativas ao nível de significância de 5% nos modelos de regressão linear simples	p. 34
3	Estatísticas dos modelos de regressão linear múltipla escolhidos após a análise dos resíduos	p. 35
4	Estatísticas de qualidade de ajuste dos modelos de regressão linear múltiplos selecionados	p. 36
5	Descrição das variáveis	p. 47
6	Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio de 2020 e suas respectivas estimativas	p. 49
7	Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano de 2020 e suas respectivas estimativas	p. 50
8	Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio de 2022 e suas respectivas estimativas	p. 51
9	Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano de 2020 e suas respectivas estimativas	p. 51
10	Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio da Organização do Sistema de Saúde 2022 e suas respectivas estimativas	p. 52
11	Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde 2022 e suas respectivas estimativas	p. 53
12	Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio da População Vulnerável 2022 e suas respectivas estimativas	p. 54
13	Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano da População Vulnerável 2022 e suas respectivas estimativas	p. 55
14	Variáveis dos modelos compostos gerados	p. 56

1 Introdução

A palavra vulnerabilidade tem como sinônimos as palavras fragilidade e susceptibilidade. Segundo Carmo e Guizardi (2018), vulnerabilidade é definida como “condição inerente ao ser humano, naturalmente necessitado de ajuda, diz do estado de ser/estar em perigo ou exposto a potenciais danos em razão de uma fragilidade atrelada à existência individual, eivada de contradições”.

Esse entendimento é sustentado teoricamente pelos estudos de Wilches-Chaux (1993), ao mostrar que a sociedade pode enfrentar uma variedade de vulnerabilidades, são elas: física, econômica, social, ambiental, política, institucional, tecnológica, entre outras. Além disso, segundo o autor, as consequências dos desastres naturais em todo o mundo têm contribuído para a reflexão de que a vulnerabilidade é, na verdade, resultado de determinadas características da sociedade e de grupos mais propensos a sofrer os impactos negativos.

A sociedade é um sistema formado por um conjunto de elementos interdependentes, interconectados, e dadas às vulnerabilidades de um setor, local, grupo ou país, de forma direta ou indireta, os demais estarão expostos aos riscos e, portanto, vulneráveis (WILCHES-CHAUX, 1993). Deste modo, as vulnerabilidades podem ser vistas como fatores que podem aferir aspectos tanto quanto emocionais, físicos, econômicos, questões relacionadas à saúde, ou quaisquer outros setores da vida de um indivíduo ou grupo dentro de uma sociedade. Comumente entendemos a vulnerabilidade como um conceito de exposição à fragilidade ou debilidade em que são condicionados os indivíduos ou um grupo, de maneira direta ou indireta.

A ciência da vulnerabilidade é a área de estudo que busca identificar ou perceber como um mesmo acontecimento pode resultar de formas diferentes dependendo da estrutura social. Essa ciência dispõe de ferramentas que promovem a investigação de como fatores sociais impactam na natureza e no ambiente construído, realocando o risco que precede a um acontecimento e os possíveis prejuízos posteriores ao mesmo. A verificação para se chegar a esses resultados requer métricas de estudos de fato consistentes, por isso é de

fundamental importância o conceito de medição na ciência da vulnerabilidade.

Segundo esse pensamento, Machado (2002) define indicadores como uma representação de valores estatísticos que revelam um estado específico e determinado no tempo de um fenômeno observável e mensurável. Segundo esse conceito Lobo e Santos (2002) entendem que os indicadores são representações de determinados aspectos da realidade social.

O Índice de Vulnerabilidade Municipal (IVM) é uma ferramenta desenvolvida pelo Instituto Votorantim para avaliar o grau de vulnerabilidade social e econômica dos municípios brasileiros. Ele foi idealizado com o objetivo de identificar municípios vulneráveis no contexto da pandemia de COVID-19. O IVM é baseado em um conjunto de indicadores que refletem as condições socioeconômicas, de saúde e de educação de cada município. O indicador é usado como uma ferramenta de gestão pública para orientar a alocação de recursos e políticas sociais em regiões mais próximas. Com base nos resultados do índice, é possível identificar os municípios que passaram de maior atenção por parte das autoridades públicas e direcionar ações específicas para atender às suas necessidades. O indicador é composto por 6 pilares, quais sejam: população vulnerável, estrutura do sistema de saúde, organização do sistema de saúde, economia local e capacidade fiscal da administração pública (IVM, 2022).

Embora o IVM tenha como objetivo principal evidenciar as fragilidades de cada cidade que podem intensificar as consequências negativas da pandemia de COVID-19, ele é um indicador bem completo e que pode ser usado em outros contextos, como por exemplo, identificar regiões do Brasil mais vulneráveis às mudanças climáticas.

As mudanças climáticas referem-se a uma alteração no estado do clima, que pode ser identificada (por exemplo, por meio de testes estatísticos) por mudanças na média e/ou na variabilidade das suas propriedades, e que persiste durante um prolongado período, tipicamente de décadas ou mais. Os primeiros relatos do processo de mudanças climáticas, sobretudo àqueles relativos ao aquecimento global atribuídos à ação humana datam da década de 1950, quando, pela primeira vez, a comunidade científica levanta a hipótese de um aumento na temperatura devido a emissões de dióxido de carbono na atmosfera (CO₂). A partir da década de 1980, cresce então a preocupação de diversos pesquisadores quanto aos impactos negativos dessas mudanças, levando-os a elaborar os primeiros modelos climáticos, na década de 1990, que explicavam a variabilidade do clima ao longo do século, levando em consideração a contribuição dos componentes naturais e antropogênicos (FONSECA et al., 2017).

A relação entre indicadores de vulnerabilidade e variáveis meteorológicas tem sido

objeto de estudo em diversos trabalhos científicos. Essa relação pode ser linear ou não, dependendo das características do local e das variáveis consideradas. Segundo Gallopin (1997), a vulnerabilidade é resultado da interação entre sistemas socioeconômicos e sistemas naturais, o que indica a importância de estudar a relação entre variáveis meteorológicas e indicadores de vulnerabilidade. Além disso, estudar essa relação é fundamental uma vez que as mudanças climáticas, assim como a variabilidade do clima (eventos extremos de temperatura, umidade e precipitação), têm impactos significativos na qualidade de vida das populações e na infraestrutura urbana.

No contexto brasileiro, é especialmente importante avaliar essa relação, devido às características do país, como a grande extensão territorial e a diversidade climática e socioeconômica. Segundo Embrapa (2019), o Brasil é um país que sofre com os efeitos das mudanças climáticas, especialmente na agricultura e na pecuária, que são setores importantes para a economia brasileira. Além disso, a vulnerabilidade social também pode ser suportada pelas mudanças climáticas, como apontado por Marin, Ribeiro e Cunha (2018), que destacam a relação entre eventos climáticos extremos e vulnerabilidade social em áreas urbanas.

Na revisão da literatura, foram encontrados diversos artigos que utilizaram métodos estatísticos para estudar a relação entre indicadores de vulnerabilidade e variáveis meteorológicas. Por exemplo, Rodrigues et al. (2018) usaram análise de regressão para avaliar a relação entre indicadores de vulnerabilidade e precipitação pluviométrica em municípios brasileiros. Já Almeida et al. (2019) utilizaram a análise fatorial para identificar os principais fatores que influenciam a vulnerabilidade social às mudanças climáticas em uma região específica do Brasil. Outros estudos, como o de Souza et al. (2020), utilizaram técnicas de geoprocessamento e análise espacial para estudar a relação entre vulnerabilidade social e climática em áreas urbanas.

Um estudo realizado por Garg, Correia e Freitas (2021) analisou a relação entre indicadores de vulnerabilidade socioambiental e a ocorrência de eventos climáticos extremos em 645 municípios do Brasil. Os autores utilizaram análise de cluster, regressão logística e análise de correspondência múltipla para identificar os padrões de vulnerabilidade e a relação com eventos climáticos extremos.

Outro estudo, realizado por Souza, Sanches e Rodrigues (2018), avaliou a relação entre a vulnerabilidade socioambiental e a ocorrência de desastres naturais em municípios brasileiros. Os autores utilizaram análise de componentes principais e análise discriminante para identificar os fatores de vulnerabilidade mais relevantes e a relação com a ocorrência

de desastres naturais.

Além disso, um estudo realizado por Silva, Souza e Alves (2019) analisou a relação entre indicadores de vulnerabilidade socioambiental e as condições climáticas em municípios do Nordeste brasileiro. Os autores utilizaram análise de correlação e regressão linear múltipla para avaliar a relação entre as variáveis.

Desta maneira, a relação entre indicadores de vulnerabilidade e variáveis meteorológicas é um tema de grande importância no Brasil e em todo o mundo, uma vez que pode ajudar na identificação de áreas mais vulneráveis e no desenvolvimento de estratégias de adaptação às mudanças climáticas. Os métodos estatísticos utilizados para avaliar essa relação incluem análise de cluster, regressão logística, análise de correspondência múltipla, análise de componentes principais, análise discriminante, análise de correlação e regressão linear múltipla.

Deste modo, o objetivo principal deste trabalho foi identificar as regiões mais vulneráveis à variabilidade climática no Brasil por meio de um modelo de regressão linear, onde a variável resposta foi um indicador de vulnerabilidade e as variáveis explicativas foram indicadores meteorológicos.

Quanto aos objetivos específicos destacam-se:

- Propor um modelo de regressão linear para avaliar a relação entre o IVM (variável resposta) e as variáveis meteorológicas;
- Fazer uma análise descritiva espacial do IVM e das variáveis meteorológicas;

Este trabalho está organizado em capítulos, onde o Capítulo 1 contém a motivação para o desenvolvimento do trabalho, uma revisão bibliográfica, os objetivos e a organização geral do trabalho. No Capítulo 2, serão apresentados os materiais e métodos estudados e aplicados neste trabalho. O Capítulo 3 mostra os resultados das análises realizadas e, por fim, o Capítulo 4 apresentará as conclusões do estudo.

2 Materiais e Métodos

Neste capítulo serão apresentadas a base de dados e as variáveis que serão investigadas na busca de fatores relacionados ao IVM. Também serão exibidos os principais conceitos envolvidos na utilização de Modelos de Regressão Linear Múltipla e serão apresentadas as transformações nessas modelagens para o caso de dependência espacial.

2.1 Banco de Dados

No presente trabalho, utilizou-se dois bancos de dados, sendo o primeiro proveniente do IVM e o segundo do SISAM. Estes são detalhados nas subseções 2.1.1 e 2.1.2, respectivamente. É importante ressaltar que a utilização de ambos os bancos de dados é fundamental para o desenvolvimento da pesquisa em questão.

2.1.1 Dados do IVM

Para compor a base de dados do presente trabalho, os dados referentes à vulnerabilidade, a fonte de coleta foi o Instituto Votorantim que, por sua vez, realizou uma compilação de dados públicos obtidos por meio de fontes oficiais para construir e divulgar o Índice de Vulnerabilidade Municipal à COVID-19 (IVM, 2022)¹. Os dados de vulnerabilidade utilizados na mensuração do IVM variam de acordo com o indicador. Essa fonte de dados vem se mostrando um recurso útil no subsídio de pesquisas recentes nos municípios brasileiros. No presente trabalho, os dados foram exportados em tabelas anuais, correspondentes a cada município.

Ao todo, o IVM varia de 0 a 100 pontos, indicando que quanto maior o valor do índice de um determinado município, mais vulnerável e suscetível ele está com relação aos impactos da COVID-19. O referido índice é composto por quatorze indicadores divididos em seis pilares temáticos de diferentes pesos de acordo com sua relevância no contexto

¹<https://institutovotorantim.org.br/ivm/>

da pandemia: população vulnerável (38,10%), economia local (19,05%), estrutura do sistema de saúde (9,52%), organização do sistema de saúde (9,52%), capacidade fiscal de administração municipal (9,52%) e Capacidade municipal de resposta à crise da COVID-19 (14,29%).

Confira abaixo as descrições e fontes de todos os indicadores:

1. **População vulnerável:** Tem por objetivo identificar o grau de exposição e sensibilidade da população municipal em relação à pandemia de covid-19.
 - Proporção de população idosa;
 - Proporção da população inscrita no Cadastro Único;
 - Internações por doenças sensíveis ao COVID-19 por mil hab;
 - Densidade demográfica;
 - Taxa de urbanização;
2. **Economia local:** Tem por objetivo identificar o nível de desenvolvimento econômico da população municipal.
 - Proporção da população ocupada (%);
 - Salário médio mensal dos trabalhadores formais (em salários mínimos);
3. **Estrutura do sistema de saúde:** Tem por objetivo identificar a capacidade de equipamentos do sistema de saúde no combate à pandemia de covid-19 disponível ao município.
 - Leitos hospitalares na microrregião por 10 mil hab;
 - Leitos de UTI na microrregião por 100 mil hab;
4. **Organização do sistema de saúde:** Tem por objetivo identificar aspectos relevantes da organização do sistema de saúde municipal que corroboram com o combate à pandemia de covid-19.
 - Proporção da população dependente do sistema público de saúde;
 - Proporção da população coberta pela Atenção Básica;
5. **Capacidade fiscal de administração municipal:** Tem por objetivo identificar a capacidade da gestão pública municipal de direcionar recursos financeiros para o combate à pandemia de covid-19.

- IFGF autonomia fiscal - Índice Firjan de Gestão Fiscal;
- IFGF investimentos - Índice Firjan de Gestão Fiscal;

6. Capacidade municipal de resposta à crise da COVID-19: Tem por objetivo analisar o desempenho dos municípios no período passado da pandemia e também para contribuir para a identificação de municípios mais vulneráveis nesse contexto de serem mais sensíveis ao agravamento da pandemia em períodos seguintes.

- IEEP - Índice de Eficácia no Enfrentamento da Pandemia de Covid-19;

2.1.2 Dados do SISAM

No presente trabalho, serão utilizados os dados de indicadores meteorológicos provenientes do Sistema de Informações Ambientais Integrado à Saúde (SISAM), no período de 2015 a 2019. Este período foi escolhido para compor uma base de dados resumida segundo indicadores de média, mediana e percentis do período, com o objetivo de caracterizar a variabilidade climática típica de cada município.

O SISAM foi desenvolvido com o objetivo de fornecer uma ferramenta de análise de dados ambientais que podem auxiliar nos programas de saúde, permitindo estudos consistentes sobre os impactos das emissões de poluentes atmosféricos na saúde humana (SISAM, 2022)². Trata-se de um instrumento de análise de dados que relaciona informações de emissões de poluentes originados de estimativas de emissões de queimadas e de emissões urbanas/industriais, dados de monitoramento de focos de queimadas e dados meteorológicos.

As variáveis que compõem o SISAM e suas respectivas unidades de medida são apresentadas na Tabela 1:

Tabela 1: Variáveis componentes do SISAM e suas respectivas unidades de medida

Vaiável	Unidade de Medida
Umidade relativa do ar	%
Temperatura do ar	°C
Velocidade do vento	m/s
Precipitação acumulada	mm

Continua na próxima página

²<http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/sisam/v2/dados/download/>

Tabela 1 – Continuação da página anterior

Variável	Unidade de Medida
Direção do vento	Graus ³
Concentração de dióxido de enxofre (SO ₂)	µg/m ³
Concentração do material particulado inalável fino (PM2.5)	µg/m ³
Concentração de ozônio (O ₃)	Partes por bilhão (ppb)
Concentração de monóxido de carbono (CO)	Partes por bilhão (ppb)
Concentração de dióxido de nitrogênio (NO ₂)	Partes por bilhão (ppb)

Estes dados foram extraídos de forma que cada linha tinha como referência data e hora, sendo cada dia as informações em quatro momentos distintos, de 6 em 6 horas, respectivamente às 00h, às 06h, às 12h e às 18h.

Neste trabalho foram usados somente os dados metereológicos de temperatura, umidade e precipitação por município. Os dados foram agregados segundo regiões imediatas, que se referem a agregados de municípios. Para cada região imediata foram construídos indicadores metereológicos descritivos para o período de estudo: média, mediana, percentis.

2.2 Regressão Linear Múltipla

A análise de regressão é uma abordagem estatística que visa investigar e compreender as relações entre variáveis em um contexto científico. Essas variáveis são identificadas como variáveis dependentes e variáveis independentes, e a análise busca estabelecer uma conexão matemática entre elas. Quando se tem apenas uma variável independente, utiliza-se o modelo de regressão linear simples, que descreve uma relação linear entre uma variável dependente e uma variável independente. No entanto, quando há mais de uma variável independente vivida em conjunto, o modelo apropriado é denominado de regressão linear múltipla. Neste estudo específico, será estimado um modelo de regressão linear múltipla, onde o índice de vulnerabilidade municipal (IVM) será a variável Y_i , onde i representará as diferentes regiões imediatas.

Na análise de estatística espacial são usadas ferramentas estatísticas como análise exploratória e modelagem para estudar um determinado fenômeno em função do espaço, verificando assim se o fenômeno varia de acordo com as diferentes localizações. Deste

³Onde 0 graus representam o norte, 90 graus o leste, 180 graus ao sul e 270 graus ao oeste

modo, no presente trabalho serão mapeados os resíduos do modelo de regressão para avaliar a dependência espacial e identificar municípios semelhantes.

A importância da Regressão Linear Múltipla na análise de dados é amplamente reconhecida na literatura estatística. De acordo com Hair, Babin e Anderson (2019), a regressão linear múltipla é uma técnica estatística que permite a análise da relação entre uma variável de resposta e duas ou mais variáveis explicativas. Ela é uma extensão da regressão linear simples, que lida apenas com uma variável explicativa.

A utilização da Regressão Linear Múltipla é relevante em diversas áreas, como finanças, economia, marketing, ciências sociais e engenharia, dentre outras. Segundo Gujarati e Porter (2011), a regressão linear múltipla é uma ferramenta valiosa para a previsão de variáveis de interesse com base em múltiplas variáveis explicativas.

Além disso, a análise dos coeficientes de regressão pode auxiliar na identificação das variáveis mais importantes na explicação da variação da variável de interesse. De acordo com Myers, Montgomery e Vining (2010), a Regressão Linear Múltipla permite a inclusão de variáveis categóricas e contínuas, bem como a avaliação de interações entre as variáveis, o que possibilita testar hipóteses mais complexas sobre a relação entre as variáveis.

As fontes bibliográficas utilizadas nesta seção, foram Kutner et al. (2004), Cressie (1993) Montgomery, Peck e Vining (2012) e Banerjee, Carlin e Gelfand (2003).

O modelo de regressão é uma ferramenta essencial para descrever matematicamente as relações entre as variáveis, permitindo selecionar quais delas podem explicar ou influenciar o objeto de estudo. Com esse modelo, é possível observar a variável que melhor explica o fenômeno em questão e a intensidade dessa relação. Neste trabalho, a variável dependente é o índice de vulnerabilidade municipal (IVM), e será aplicado o modelo de regressão linear múltipla para melhor compreender essa relação complexa.

Definição 2.1 *O Modelo de Regressão Linear Múltiplo é o modelo que define uma relação estatística linear entre a variável resposta Y e $p-1$ variáveis independentes: x_1, x_2, \dots, x_{p-1} . A suposição básica desse modelo é que a média da distribuição de Y varia de forma linear com as variáveis x_1, x_2, \dots, x_{p-1} . Essa relação pode ser definida por:*

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i,1} + \beta_2 x_{i,2} + \dots + \beta_{p-1} x_{i,p-1} + \epsilon_i, i = 1, \dots, n \quad (2.1)$$

onde:

$$\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad \text{são v.a. independentes;} \quad (2.2)$$

- Y_i será o valor da variável resposta na i-ésima observação;
- $x_{i,j}$ representam os valores da i-ésima observação das j-ésima variável explicativa;
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{p-1}$ serão os efeitos das variáveis explicativas, sendo β_0 conhecido como intercepto e representando o nível comum;
- ϵ_i é o erro aleatório para a i-ésima observação;

A regressão linear múltipla pode ser escrita de forma matricial, o que é útil para resolver os coeficientes de regressão e realizar as estimativas. A manifestação de regressão linear múltipla na forma matricial é:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}, \quad \boldsymbol{\epsilon} \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$$

Onde:

- \mathbf{Y} é um vetor de n observações da variável dependente;
- \mathbf{X} é a matriz das variáveis respostas X's, com dimensão $n \times p$, e sua primeira coluna é composta por 1 (para a interceptação) e as colunas restantes contêm os valores das variáveis independentes.
- $\boldsymbol{\beta}$ será o vetor de dimensão p de parâmetros desconhecidos;
- $\boldsymbol{\epsilon}$ é um vetor de n erros aleatórios, com média zero e variância constante;

2.2.1 Estimação dos parâmetros

A estimação dos parâmetros em modelos estatísticos é uma etapa crucial para obter inferências confiáveis sobre as relações entre variáveis. Uma abordagem comumente utilizada para encontrar os estimadores dos parâmetros e a função de regressão estimada é o método dos Estimadores por Mínimos Quadrados (EMQ) ou Estimadores por Máxima Verossimilhança (EMV). É importante destacar que o estimador obtido através do método dos Mínimos Quadrados é equivalente ao estimador obtido através da Máxima Verossimilhança.

O método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) é uma técnica fundamental na estatística para estimar os parâmetros em modelos lineares. Seu objetivo é encontrar os valores dos parâmetros que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos, que são as

diferenças entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo. Essa abordagem assume que os erros de medição são independentes e têm uma distribuição normal.

Em contraste, a Estimativa de Máxima Verossimilhança (MV) é um princípio geral usado para estimar os parâmetros de um modelo estatístico. Ela procura encontrar os valores dos parâmetros que maximizam a probabilidade de observar os dados reais, dados como suposições do modelo. A MV é amplamente utilizada em diferentes contextos estatísticos para encontrar estimativas de parâmetros que sejam mais prováveis de gerar os dados observados.

Quando certas suposições são satisfeitas, os estimadores de MQO coincidem com os estimados de MV. Em modelos de regressão linear onde os erros seguem uma distribuição normal e as outras suposições dos mínimos quadrados são atendidas (linearidade, homoscedasticidade e independência dos erros), os estimadores de MQO também são esperados de MV. Isso significa que a abordagem de MQO produz os mesmos resultados que a abordagem de MV para tais modelos.

A estimação dos parâmetros por MQO é obtida através da seguinte fórmula, que pode ser encontrada na dedução presente em muitos livros de estatística e econometria, como na obra Greene (2003), para um modelo linear simples:

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.3)$$

Onde:

- $\hat{\beta}$ é o vetor de estimativas dos parâmetros;
- \mathbf{X} é a matriz de variáveis independentes;
- \mathbf{Y} é o vetor de variáveis dependentes observadas;
- T indica a transposição da matriz;

O desvio de \mathbf{Y} deve ser calculado em torno de sua própria média estimada. Sem esquecermos que a seguinte equação se refere à forma matricial e o \mathbf{Y} é o vetor de resíduos. Sendo assim:

$$\epsilon = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta} \quad (2.4)$$

e a soma dos quadrados dos erros denotada por SQE.

$$\text{SQE} = \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.5)$$

A soma dos quadrados possui $n - p$ graus de liberdade, os graus de liberdade são uma medida do número de valores independentes nos cálculos estatísticos. No contexto da soma dos quadrados dos erros, os graus de liberdade são dados por $n - p$, onde n é o número de observações e p é o número de parâmetros estimados. Então, a média dos quadrados apropriada é denotada por MQE.

$$\text{MQE} = \frac{\text{SQE}}{n - p} \quad (2.6)$$

Temos então que MQE é o estimador não-viesado de σ^2 para o modelo de regressão.

$$\sigma^2 = \mathbb{E}(\text{MQE}) \quad (2.7)$$

2.2.2 Teste de Significância Geral e Individual

Teste de Significância Geral

O teste de significância geral é de extrema importância, pois tem a finalidade de checar se existe pelo menos um parâmetro β diferente de zero, ou seja, estatisticamente significante. Apesar de não indicar a variável que não é significante, o teste indica a necessidade de reformulação do modelo.

A hipótese do modelo é dada por:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{p-1} = 0 \\ H_1 : \text{Ao menos um } \beta_k \neq 0, \quad k \in 1, 2, \dots, p-1 \end{cases}$$

A estatística de teste desse teste é dado por:

$$F = \frac{Q\text{MReg}}{Q\text{MRes}} \sim F_{p-1, n-p} \quad (2.8)$$

Onde, o numerador de F é o quadrado médio da regressão e é $Q\text{MReg} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{p-1}$, já o denominador é o quadrado médio dos resíduos e é $Q\text{MRes} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-p}$ e $p-1, n-p$ são os graus de liberdade da distribuição F.

Região Crítica (RC): $RC = \{f \in \mathbb{R} | f \geq f_{(p-1; n-p), \alpha}\}$

A tomada de decisão é dada por: se $f \in \text{RC}$, rejeita-se a hipótese nula (H_0) ao nível de significância α , ou seja, podemos afirmar que existe relação linear estatisticamente significante entre a variável Y e pelo menos uma variável explicativa. Caso contrário, não rejeita-se H_0 a um nível de significância α . É possível concluir que não existe relação linear significante entre a variável de interesse Y e as variáveis preditoras.

Teste de Significância Individual

Após checar a significância do modelo, é necessário testar individualmente para averiguar a significância em cada variável. A hipótese a ser testada será, $\forall k = 1, 2, \dots, p$:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_k = 0 \\ H_1 : \beta_k \neq 0, \end{cases}$$

A estatística de teste é dada por:

$$T = \frac{\hat{\beta}_k}{\sqrt{V\hat{A}R(\hat{\beta}_k)}} \sim t_{n-p} \quad (2.9)$$

Onde, o denominador de T é dado pela variância estimada do parâmetro β_k estimado e é $V\hat{A}R(\hat{\beta}_k) = \hat{\sigma}^2(X^T X)^{-1}$, e apresenta uma distribuição t-student com $n-p$ graus de liberdade.

Região Crítica (RC): $\text{RC} = \{t \in \mathbb{R} \mid |t| \leq t_{\frac{\alpha}{2}; n-p}\}$

Após encontrar o valor observado na estatística de teste, é importante saber que decisão tomar. Se $t_{obs} \in \text{RC}$ rejeita-se H_0 , a um nível de significância α , ou seja, há evidências de que há relação significante entre X_k e Y. Caso contrário, não rejeita-se H_0 a um nível α , e assim pode-se afirmar que não existe relação estatisticamente significante entre as variáveis X_k e Y.

2.2.3 Medidas de Ajuste do Modelo

Para verificar a adequação do modelo utilizou-se algumas medidas de qualidade de ajuste como o R^2 ajustado e o AIC, que é uma medida de comparação de modelos.

- R^2 e R^2 ajustado

O R^2 é conhecido como coeficiente de Determinação e ele pode ser utilizado também para verificar a adequabilidade do modelo. O R^2 varia de 0 a 1, sendo que valores mais

próximos de 1 indicam um melhor ajuste do modelo aos dados. Ele é utilizado como medida descritiva da qualidade do ajuste, e é definido como:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(Y_i - \hat{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.10)$$

Ainda que se aumente o R^2 através da adição de uma variável no modelo, não há melhora no modelo de maneira obrigatória. A partir da tentativa de corrigir os problemas mencionados anteriormente foi definido o R^2 ajustado, onde:

$$R^2 \text{ajustado} = 1 - \frac{(1 - R^2)(n - 1)}{(n - p - 1)} \quad (2.11)$$

- AIC

A equação do AIC é dada por:

$$AIC = 2p - 2 \log L(\hat{\beta}), \quad (2.12)$$

onde $L(\hat{\beta})$ é a função de verossimilhança e p é a quantidade de parâmetros que o modelo possui. O AIC é uma ferramenta que é utilizada na comparação de modelos, sendo melhor menores valores de AIC para o modelo.

2.2.4 Análise dos Resíduos

Os resíduos padronizados são úteis para avaliar a adequação do modelo ajustado, bem como para identificar a presença de valores discrepantes. Os resíduos padronizados, denotados por $r^p = r_1^p, \dots, r_n^p$ e são definidos por:

$$r_i^p = \frac{\epsilon_i - E(\epsilon)}{\sqrt{\sigma^2}} = \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{\sqrt{(MSE)}} \quad (2.13)$$

Onde:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n - 1} \quad (2.14)$$

Os resíduos estudentizados são considerados a medida mais adequada para verificar outliers, mais detalhes podem ser encontrados na obra intitulada "Introdução à Análise de Regressão Linear" de Montgomery, Peck e Vining (2012).

A vantagem dos resíduos estudentizados é que, se o modelo é satisfatório, eles devem apresentar distribuição aproximadamente normal com média zero e variância constante (e igual a 1).

Teste de Breusch–Pagan

Uma maneira de verificar se a variância dos erros é constante é realizando o teste de *Breusch–Pagan*.(KUTNER et al., 2004)

Suas hipóteses são:

$$\begin{cases} H_0 : VAR(\epsilon_i | x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}) = VAR(\epsilon_i) = \sigma^2 & i = 1, 2, 3, \dots, n \\ H_1 : VAR(\epsilon_i | x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}) = VAR(\epsilon_i) = \sigma_i^2 & i = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases}$$

Então, a estatística de teste será:

$$\chi_{BP}^2 = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y}_i)^2}{2}}{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n} \right)} \sim \chi_1^2 \quad (2.15)$$

Com a estatística de teste, pode-se obter o p-valor dado por:

$$p\text{-valor} = P[\chi_1^2 > \chi_{BP}^2 | H_0] \quad (2.16)$$

A tomada de decisão é feita avaliando o p-valor. Quando ele for menor ou igual a α rejeita-se a hipótese nula (H_0), ou seja, indica-se que a variância dos erros é constante.

Teste Lilliefors

Para verificar se os erros seguem uma distribuição normal, realiza-se o teste de *Lilliefors*. Esse teste é uma adaptação do teste de *Kolmogorof-Smirnoff*, que é feita com média e variância conhecidas, já o teste de *Lilliefors* é realizado utilizando as estimativas de média e variância. Suas hipóteses são:

$$\begin{cases} H_0 : \text{Os dados seguem a distribuição normal} \\ H_1 : \text{Os dados não seguem a distribuição normal} \end{cases}$$

A estatística de teste é a diferença absoluta entre a função de distribuição acumulada padronizadas, denominada por $F(x_i)$ e a teórica, nomeada por $F_n(x_i)$. Dessa forma, tem-se:

$$D_n = \text{Max}|F(x_i) - F_n(x_i)| \quad (2.17)$$

Primeiro os dados são padronizados segundo a média e o desvio padrão. Em seguida é calculada a estatística de teste considerando as variáveis padronizadas.

Então a região crítica do teste é definida por $\text{RC} = \{Z \in \mathbb{R} | D_n \geq Z_{\alpha/2}\}$ e rejeita-se a hipótese nula ao nível de significância de quando o valor observado para Z pertencer à região crítica.

Outliers

Outliers são observações discrepantes, ou seja, possuem valores muito distantes da média, e portanto, apresentam resíduos que são consideravelmente superiores aos resíduos de outras observações. A presença de outlier pode causar prejuízo para o ajuste de uma reta de regressão, pois a reta pode ser puxada desproporcionalmente para este valor.

O critério utilizado para identificação de outliers é o seguinte:

Se $|r_i^s| > 2$ então a unidade i é considerada um outlier.

Em situações práticas, um pequeno subconjunto de observações pode ter um efeito desproporcional no ajuste de um modelo de regressão. Será preocupante se pequenas variações nessas observações causarem mudanças significativas nas estimativas dos parâmetros do modelo. Essas observações precisam ser localizadas e o impacto no modelo avaliado. Se essas observações influentes forem "ruins", elas podem ser removidas.

A observação pode ser outlier e influente. Pontos de influência podem ser encontrados em áreas onde pouco ou nenhum outro dado foi coletado. Esses pontos podem ser ajustados, mas em detrimento do ajuste de outros dados.

2.3 Estatística Espacial

A estatística espacial é uma área de estudo que analisa dados geográficos considerando sua localização espacial. Ela descreve e analisa padrões e dependência espacial dos dados, permitindo uma compreensão mais profunda dos fenômenos em diferentes regiões geográficas. Ignorar a estrutura espacial pode levar a conclusões equivocadas e uma compreensão limitada dos processos subjacentes (CLIFF; ORD, 1981).

A detecção de padrões espaciais é um objetivo importante da estatística espacial. Identificar áreas com características semelhantes ou diferentes em relação a uma variável

permite tomar decisões e planejar estrategicamente (CLIFF; ORD, 1981).

A identificação de autocorrelação espacial é outro objetivo essencial. A autocorrelação mede a similaridade entre observações em relação à sua localização espacial, fornecendo informações valiosas sobre os mecanismos que geram os dados (GETIS; ORD, 1992).

A modelagem de processos espaciais é outro enfoque da estatística espacial. Ela envolve a construção de modelos estatísticos que explicam a variação espacial dos fenômenos, incorporando variáveis espaciais em modelos tradicionais (CRESSIE, 1993).

Diversos métodos estatísticos são usados na estatística espacial, incluindo análise exploratória de dados espaciais, análise de autocorrelação espacial, modelos de regressão espacial e krigagem (CLIFF; ORD, 1981; GETIS; ORD, 1992; CRESSIE, 1993).

Em resumo, a estatística espacial é essencial para análise de dados geográficos, permitindo a detecção de padrões espaciais, a identificação de autocorrelação espacial e a modelagem de processos espaciais. Ela contribui para uma melhor compreensão dos fenômenos geográficos e auxilia na tomada de decisões e planejamento estratégico.

Dados de áreas

Os dados de áreas, que são agregados em regiões geográficas específicas, são amplamente utilizados para facilitar a análise e interpretação de informações em níveis geográficos mais amplos. Esses dados abrangem diversas variáveis demográficas, socioeconômicas e ambientais, entre outras (OPENSHAW, 1984).

A coleta e organização dos dados de áreas envolvem diversas fontes de informação, como censos populacionais, pesquisas de campo, registros administrativos, imagens de satélite e informações geográficas. Essas fontes fornecem dados sobre as características das áreas, como população, renda, uso do solo e cobertura vegetal (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002).

Ao analisar dados de áreas, é fundamental considerar o contexto espacial, levando em conta a localização geográfica das áreas e suas relações espaciais. Essa consideração permite identificar padrões, tendências e relações espaciais que poderiam ser perdidos em análises não espaciais (ANSELIN, 1995).

A análise não espacial pode levar a conclusões equivocadas e a uma compreensão limitada dos fenômenos geográficos. A falta de consideração da proximidade geográfica entre as áreas pode resultar na ignorância da dependência espacial entre as observações e na não captura dos efeitos espaciais relevantes. Além disso, a análise não espacial não

leva em conta a influência das áreas vizinhas e a heterogeneidade espacial dos dados (TOBLER, 1979).

Portanto, é essencial considerar o contexto espacial ao analisar dados de áreas, a fim de obter insights mais precisos e significativos sobre os fenômenos geográficos. A estatística espacial e os métodos de análise espacial fornecem as ferramentas e técnicas necessárias para explorar e compreender essas relações espaciais.

Índice global de Moran

A autocorrelação espacial é um conceito fundamental na estatística espacial que mede a dependência espacial entre as observações em uma determinada variável. Ela indica se valores semelhantes tendem a se agrupar em locais próximos ou se há uma distribuição espacial aleatória dos dados. A autocorrelação espacial é importante porque revela a existência de padrões espaciais e fornece insights sobre os processos subjacentes que geram esses padrões (ANSELIN, 1995).

Uma medida comumente utilizada para calcular a autocorrelação espacial é o índice de Moran (Moran's I), proposto por Patrick Moran em 1950. A fórmula do índice de Moran é dada por:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{(\sum_{i \neq j} w_{ij}) \sum_i (x_i - \bar{x})^2}, \quad (2.18)$$

- n é o número total de observações;
- x_i e x_j são os valores da variável em questão nas observações i e j , respectivamente;
- \bar{x} é a média dos valores da variável;
- w_{ij} é o elemento da matriz normalizada da proximidade espacial para o par i e j ;

A matriz de pesos espaciais desempenha um papel fundamental na análise espacial e econometria espacial, permitindo a captura das relações de proximidade ou semelhança entre observações geograficamente distribuídas, como unidades administrativas. Essa matriz reflete a influência de uma observação sobre outras, com base na proximidade geográfica ou em critérios de similaridade, sendo empregada em técnicas estatísticas como análise de regressão espacial. Ela pode ser construída de várias formas, incluindo a contiguidade espacial, onde observações vizinhas são ponderadas, e critérios de similaridade, onde observações com características afins recebem maiores pesos. Essa ferramenta modela a

estrutura espacial dos dados e é vital para análises que consideram a influência espacial (ANSELIN, 1995).

O I de Moran varia de -1 a 1. Quanto mais próximo de 0, indica a independência espacial. Se for próximo de 1 existe correlação positiva e se for próximo de -1 existe correlação negativa. O teste realizado para verificar a correlação entre as áreas é o teste de Moran, onde as hipóteses são:

$$\begin{cases} H_0 : I = 0; \text{ ou seja, não existe autocorrelação espacial entre as áreas;} \\ H_1 : I \neq 0; \text{ ou seja, existe autocorrelação espacial entre pelo menos 2 das áreas;} \end{cases}$$

Identificar diferentes padrões espaciais é fundamental para entender a distribuição dos fenômenos geográficos. A autocorrelação espacial positiva pode indicar a existência de clusters ou aglomerações de valores altos ou baixos em áreas específicas. Por outro lado, a autocorrelação espacial negativa pode indicar um padrão de dispersão, onde valores altos tendem a ocorrer em áreas onde os valores baixos estão presentes (ANSELIN, 1995).

3 Análise dos Resultados

Neste capítulo serão apresentados as análises dos resultados. Estas análises foram realizadas utilizando o *software* estatístico R, por meio do R Studio (RStudio, Inc., 2021) e foi adotado um nível de significância de 5% em todas as análises. Os pacotes utilizados para essas análises foram : qspatial, lmtest, dplyr, sf, tidyverse, MASS, nortest e naniar.

3.1 Análise de Dados

Os dados ambientais utilizados neste estudo foram coletados de janeiro de 2015 a dezembro de 2019. As informações sobre temperatura, umidade e precipitação foram obtidas do site do Sistema de Informações Ambientais Integrado à Saúde (SISAM) e agrupados pelo código do município utilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Foram coletados dados diários e, a partir deles, foram geradas novas variáveis, como média, mediana, soma, mínimo, máximo, amplitude e quantis 25, 75 e 90 mensais para cada variável ambiental em cada um dos 5.570 municípios.

Inicialmente, foram utilizadas 135 bases de dados, correspondentes aos 5 anos de análise e aos 26 estados da federação e ao Distrito Federal. Essas bases foram agrupadas anualmente, resultando em 5 bases de dados, 1 para cada ano, onde as unidades de observação eram os municípios. Em seguida, as bases de dados anuais foram unificadas em uma única base, onde foram calculadas as variáveis agregadas por município apresentadas nas Tabelas presentes no Apêndice A.

Essas variáveis agregadas fornecem uma visão geral dos padrões climáticos nos municípios analisados ao longo do período de estudo, permitindo uma compreensão mais abrangente das condições ambientais típicas.

Após uma análise descritiva inicial por municípios, devido ao grande número de municípios existentes verificou-se que essa abordagem dificultava a visualização e interpretação das estatísticas espaciais. Como solução, optou-se pelo agrupamento dos dados

em Regiões Imediatas¹, o que reduziu significativamente o número de observações de 5.570 para 510. Essa estratégia de agrupamento permitiu uma análise mais eficiente e facilitou a compreensão dos padrões e tendências presentes nos dados geográficos, possibilitando uma abordagem mais abrangente das características espaciais consideradas.

Em paralelo foram utilizadas as bases de dados provenientes do IVM dos anos de 2020 e 2022, e de forma mais específica os dados dos pilares referentes à População Vulnerável e Organização do Sistema de Saúde do ano de 2022. Após a importação das bases de dados, foi necessário renomear alguns municípios para facilitar a junção das informações. Em seguida, os dados foram agregados por região geográfica imediata, calculando as médias e medianas das variáveis relacionadas ao IVM da região imediata.

Por último com a base de dados tratada do SISAM e do IVM foram unificadas de acordo com o código das regiões imediatas.

3.2 Regressão Linear

Modelos de regressão linear simples foram estimados para analisar a relação entre as variáveis independentes e as variáveis resposta de interesse. Especificamente, todas as possíveis combinações entre as 8 variáveis respostas distintas e as 24 variáveis independentes foram consideradas. O resultado desse processo resultou em um total de 184 modelos exclusivos, cada um representando uma combinação entre uma variável de resposta e uma variável independente.

As tabelas localizadas no Apêndice B apresentam os resultados desses modelos, os quais foram organizados com base nas variáveis resposta correspondente, da seguinte forma:

- Modelos 1 a 23 tem como variável resposta o IVM médio de 2020;
- Modelos 24 a 46 tem como variável resposta o IVM mediano de 2020;
- Modelos 47 a 69 tem como variável resposta o IVM médio de 2022;
- Modelos 70 a 92 tem como variável resposta o IVM mediano de 2022;
- Modelos 93 a 115 tem como variável resposta o IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022;

¹As Regiões Geográficas Imediatas correspondem às áreas que procuram centros urbanos próximos para satisfação de necessidades imediatas como emprego, saúde, educação, compras de bens de consumo e prestação de serviços públicos.

- Modelos 116 a 138 tem como variável resposta o IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022;
- Modelos 139 a 161 tem como variável resposta o IVM médio da População Vulnerável de 2022;
- Modelos 162 a 184 tem como variável resposta o IVM mediano da População Vulnerável de 2022 ;

Para avaliar a significância estatística dos modelos, consideramos os *p – valores* para o teste F menores que 0,05 e os maiores R^2 estimados. Assim, foi possível concluir que as variáveis que tiveram maior impacto estatisticamente significativo na explicação das variáveis respostas são apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Variáveis meteorológicas significativas ao nível de significância de 5% nos modelos de regressão linear simples

Modelo	P-Valor	R^2
Modelo 7	< 0,001	0,28062
Modelo 10	< 0,001	0,42039
Modelo 23	< 0,001	0,09952
Modelo 30	< 0,001	0,27743
Modelo 33	< 0,001	0,41292
Modelo 43	< 0,001	0,09914
Modelo 53	< 0,001	0,19275
Modelo 58	< 0,001	0,31723
Modelo 66	< 0,001	0,10945
Modelo 76	< 0,001	0,19878
Modelo 81	< 0,001	0,28516
Modelo 89	< 0,001	0,09155
Modelo 94	< 0,001	0,07632
Modelo 102	< 0,001	0,10051
Modelo 110	< 0,001	0,05018
Modelo 117	< 0,001	0,06648
Modelo 125	< 0,001	0,11474
Modelo 133	< 0,001	0,05047

Continua na próxima página

Tabela 2 – Continuação da página anterior

Modelo	P-Valor	R^2
Modelo 140	< 0,001	0,09174
Modelo 148	< 0,001	0,26210
Modelo 156	< 0,001	0,06245
Modelo 163	< 0,001	0,09432
Modelo 171	< 0,001	0,24558
Modelo 179	< 0,001	0,06052

Para a seleção dos modelos múltiplos foram usados os resultados apresentados na Tabela 2, que continham as melhores estatísticas individuais de cada variável.

Essa estratégia resultou em 8 modelos completos (precipitação + umidade + temperatura) para cada uma das variáveis respostas. Em seguida, explorou-se ainda mais as combinações 2 a 2 entre as variáveis, para gerar outros 24 modelos adicionais. Conforme detalhado no Apêndice C

A escolha do modelo mais adequado para explicar os dados foi baseada na análise dos resíduos e medidas de qualidade de ajustes como o Critério de Informação de Akaike (AIC) e R^2 ajustado. Esses resultados são apresentados na Tabela 3.

Após a análise individual de cada modelo, descartamos aqueles que continham variáveis não significativas, ocasionou em uma redução de opções de 32 para 24 modelos. Em seguida, verificamos a distribuição dos resíduos para os modelos restantes e identificamos que 8 deles apresentaram uma distribuição aproximadamente normal (p -valor > 0,05). Entretanto, o Modelo 16 não atendeu ao critério de homocedasticidade (p -valor > 0,05), restando-nos 7 modelos potenciais para a seleção final, conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3: Estatísticas dos modelos de regressão linear múltipla escolhidos após a análise dos resíduos

Modelo	Breusch Pagan	Kolmogorov	R^2	R^2 ajustado
Modelo 3	0,20451	0,12736	0,34940	0,34554
Modelo 7	0,14248	0,18451	0,34239	0,33980
Modelo 8	0,09126	0,07204	0,33003	0,32739
Modelo 9	0,08402	0,78876	0,31093	0,30821

Continua na próxima página

Tabela 3 – Continuação da página anterior

Modelo	Breusch Pagan	Kolmogorov	R^2	R^2 ajustado
Modelo 10	0,08632	0,51888	0,29758	0,29481
Modelo 17	0,30213	0,74794	0,11053	0,10702
Modelo 18	0,33392	0,65899	0,11144	0,10794

Para determinar o melhor modelo entre as opções, analisamos na Tabela 4 aqueles que possuíam a mesma variável resposta e selecionamos aqueles com o maior R^2 ajustado, uma vez que ele reflete a capacidade explicativa do modelo. Em seguida, utilizamos o Critério de Informação de Akaike (AIC) para a escolha final, combinando o maior R^2 ajustado com o menor valor de AIC, o que fornece uma abordagem abrangente para a seleção do modelo mais apropriado para a explicação dos dados.

Tabela 4: Estatísticas de qualidade de ajuste dos modelos de regressão linear múltiplos selecionados

Modelo	R^2 ajustado	AIC
Modelo 3	0,34554	2524,586
Modelo 8	0,32739	2587,799
Modelo 9	0,30821	3270,889
Modelo 10	0,29481	3320,688

Após a análise e comparação dos modelos, o Modelo 3 foi selecionado como o mais adequado. É possível observar através da análise gráfica na Figura 1 e nos testes realizados que ele atende todos os pressupostos.

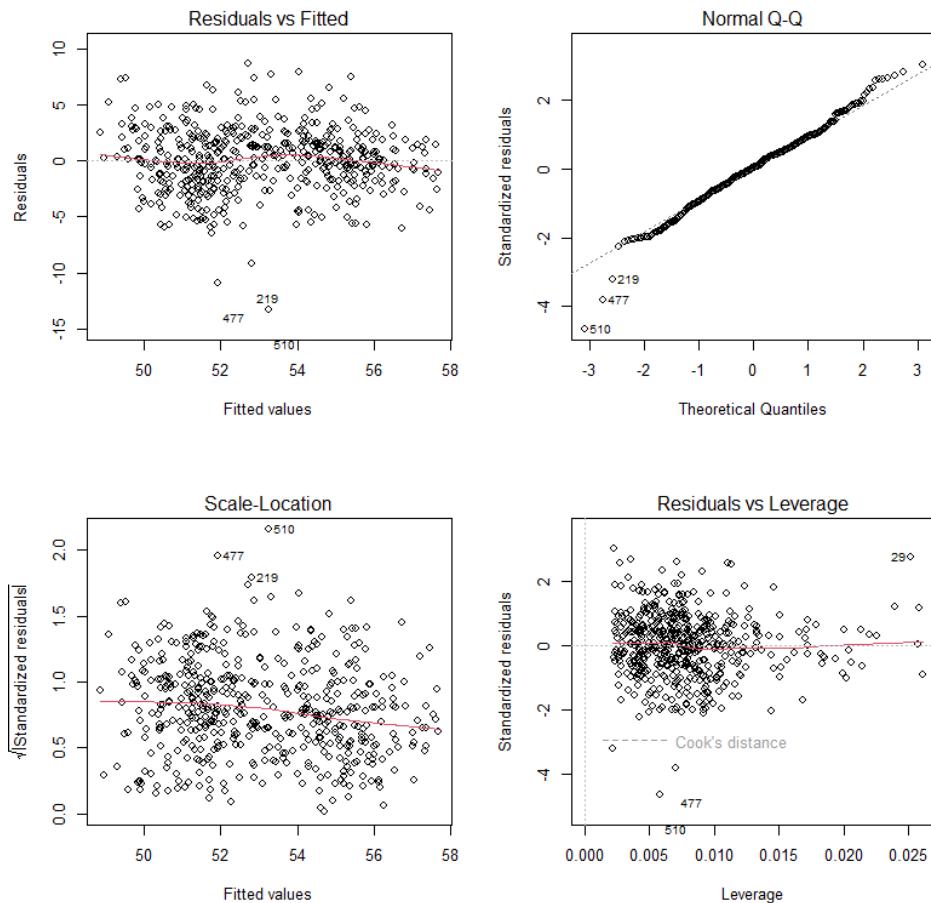


Figura 1: Gráficos dos resíduos do modelo 3

Além disso, esse modelo apresentou o maior R^2 ajustado e o menor valor de AIC em relação aos demais modelos avaliados. O resultado do Modelo 3 é representado a seguir:

$$\begin{aligned} IVM \text{ 2022 } média_i &= 63,34117 - 0,20254 \times \hat{\text{precipitação }} percentil \text{ 90 } média_i \\ &- 0,20743 \times \hat{\text{temperatura }} amplitude \text{ média}_i - 0,05571 \times \hat{\text{umidade }} amplitude \text{ média}_i \end{aligned} \quad (3.1)$$

Onde:

- IVM 2022 média é a variável dependente representando o índice de vulnerabilidade municipal médio em 2022.
- Precipitação percentil 90 média é uma variável independente, representando a média da precipitação no percentil 90.

- Temperatura amplitude média é outra variável independente, representando a média da amplitude de temperatura.
- Umidade amplitude média é a terceira variável independente, representando a média da amplitude de umidade.

Os coeficientes estimados para as variáveis independentes são:

- O coeficiente para precipitação percentil 90 média é $-0,20254$. Isso significa que, mantendo as outras variáveis constantes, um aumento de uma unidade em 'precipitação percentil 90 média' (ou seja, um aumento de 1 unidade no valor médio da reserva no percentil 90) está associado a uma diminuição de $0,20254$ unidades no valor esperado de 'IVM 2022 média'.

O intervalo de confiança para o coeficiente da variável 'precipitação percentil 90 média' é $[-0,2820999, -0,122985714]$. Com 95% de confiança, o valor verdadeiro do coeficiente está provavelmente entre $-0,2820999$ e $-0,122985714$. Isso indica que a variável 'precipitação percentil 90 média' tem um efeito significativo e negativo na variável de resposta 'IVM 2022 média'.

- O coeficiente para temperatura amplitude media é $-0,20743$. Isso significa que, mantendo as outras variáveis constantes, um aumento de uma unidade em 'temperatura amplitude media' (ou seja, um aumento de 1 unidade no valor médio da amplitude de temperatura) está associado a uma diminuição de $0,20743$ unidades no valor esperado de 'IVM 2022media'.

O intervalo de confiança para o coeficiente da variável 'temperatura amplitude media' é $[-0,2734817, -0,141378488]$. Com 95% de confiança, o valor verdadeiro do coeficiente está provavelmente entre $-0,2734817$ e $-0,141378488$. Isso indica que a variável 'temperatura amplitude media' também tem um efeito significativo e negativo na variável de resposta 'IVM 2022 média'.

- O coeficiente para umidade amplitude média é $-0,05571$. Isso significa que, mantendo as outras variáveis constantes, um aumento de uma unidade em 'umidade amplitude media' (ou seja, um aumento de 1 unidade no valor médio da amplitude de umidade) está associado a uma redução de $0,05571$ unidades no valor esperado de 'IVM 2022media'.

O intervalo de confiança para o coeficiente da variável 'umidade amplitude media' é $[-0,1025866, -0,008839383]$. Com 95% de confiança, o valor verdadeiro do coeficiente está provavelmente entre $-0,1025866$ e $-0,008839383$. Isso indica que a variável

'umidade amplitude media' tem um efeito significativo e negativo na variável de resposta 'IVM 2022media'.

Esses coeficientes indicam a relação linear entre as variáveis independentes e a variável dependente. Além disso, o valor de 63,34117 é o intercepto da reta, representando o valor estimado da variável dependente quando todas as variáveis independentes são iguais a zero.

O modelo de regressão linear múltipla foi avaliado com um R-quadrado ajustado de 0,3455, o que indica que aproximadamente 34,55% da variabilidade na variável dependente pode ser explicada pelas variáveis independentes incluídas no modelo. O teste F foi significativo com um valor de p muito baixo ($<2,2e-16$), sugerindo que o modelo como um todo é estatisticamente significativo.

3.3 Análise Espacial

A análise espacial desempenha um papel essencial na compreensão das variações e mudanças no Índice de Vulnerabilidade Municipal (IVM) ao longo do tempo. O mapa comparativo apresentado na Figura 2 exibe a distribuição espacial do IVM médio nas regiões imediatas durante os anos de 2020 e 2022. Por meio dessa representação gráfica, torna-se possível identificar a variação da vulnerabilidade dos municípios ao longo desse período.

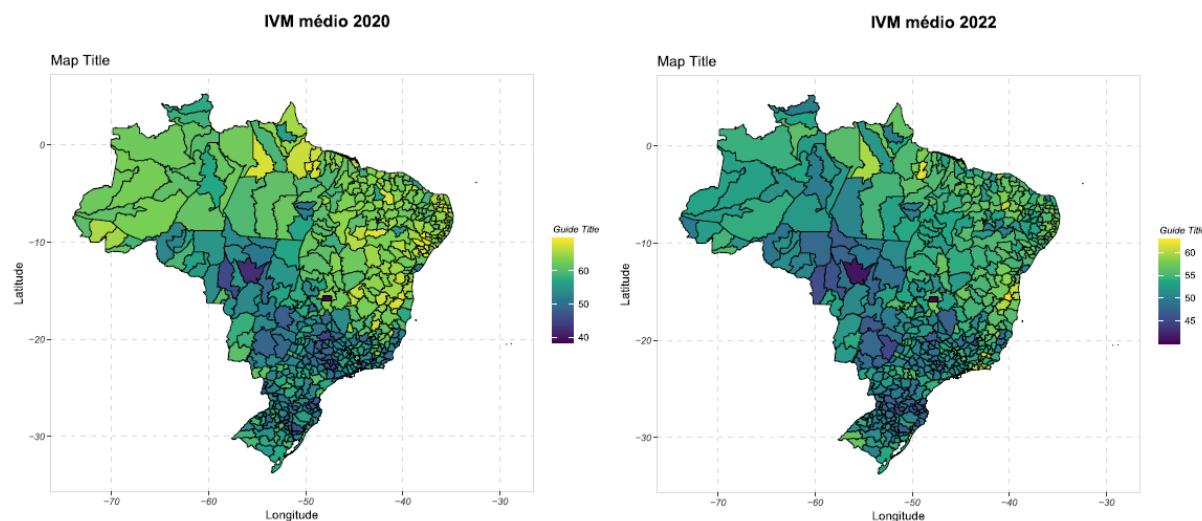


Figura 2: Mapa comparativo do Índice de Vulnerabilidade Municipal (IVM) médio nos anos de 2020 e 2022 nas regiões imediatas.

Essa análise espacial proporciona uma visão aprofundada das mudanças na vulnera-

bilidade municipal ao longo do tempo, tornando-se uma fonte valiosa de informações para o planejamento e tomada de decisões. Por meio dessas informações, é possível identificar áreas que demandam maior atenção e investimentos em políticas públicas voltadas para a redução da vulnerabilidade.

Além disso, a relação entre a vulnerabilidade da população e a organização do sistema de saúde também foi explorada através da análise espacial. Ao comparar os mapas dos pilares "População Vulnerável" e "Organização do Sistema de Saúde" do IVM de 2022, observamos um padrão interessante: os locais onde o IVM apresenta um maior valor de população vulnerável tende a ter um menor valor para uma organização do sistema de saúde. Em outras palavras, esses dois pilares mostram uma relação inversamente proporcional.

A Figura 3 apresenta os mapas dos pilares "População Vulnerável" e "Organização do Sistema de Saúde" do IVM de 2022, onde é possível visualizar a relação inversa entre esses pilares.

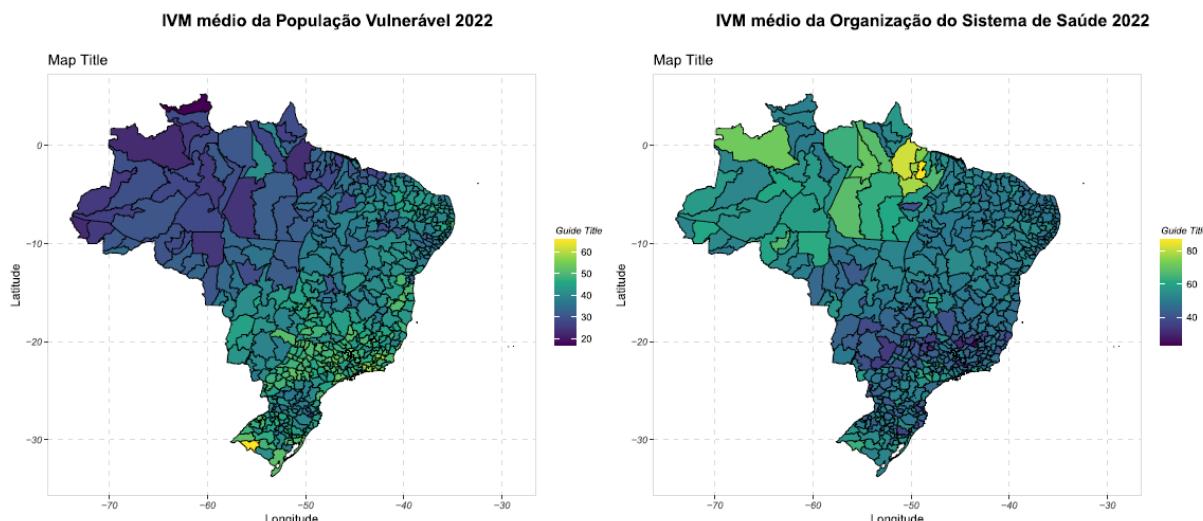


Figura 3: Análise espacial IVM 2022 dos pilares População Vulnerável e Organização do sistema de saúde.

A fim de entender a dinâmica espacial das variáveis independentes que influenciam o IVM, as variáveis "precipitação percentil 90 média", "temperatura amplitude média" e "umidade amplitude média" foram apresentadas na Figura 4.

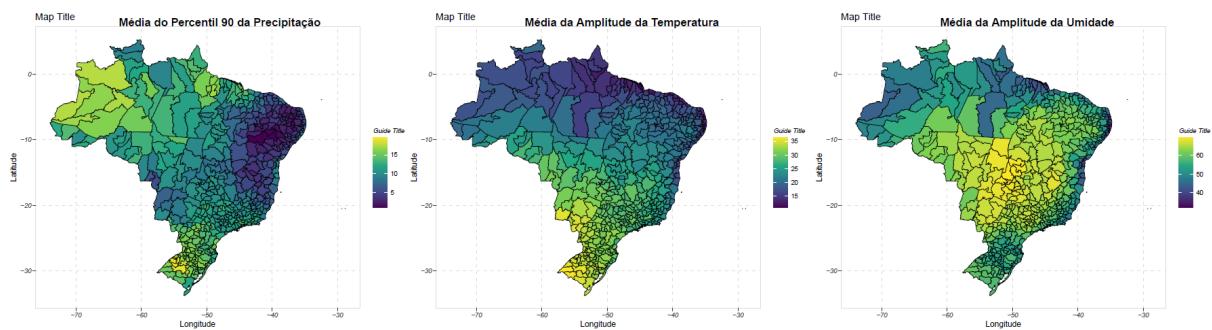


Figura 4: Análise espacial das variáveis significativas do modelo escolhido.

Os resultados dos testes de Moran localizados no Apêndice E indicam a presença de autocorrelação espacial positiva (clusterização) nas variáveis "IVM 2022media", "precipitacao percentil 90 media", "temperatura amplitude media" e "umidade amplitude media". Essa autocorrelação espacial positiva significa que valores semelhantes dessas variáveis tendem a ocorrer próximos uns aos outros no espaço.

A presença de autocorrelação espacial positiva nas variáveis independentes indica que elas podem desempenhar um papel importante na explicação da variação espacial do índice de vulnerabilidade municipal (IVM 2022media). Essas variáveis estão relacionadas não apenas à variabilidade em cada município escolhido, mas também à forma como essas variabilidades se distribuem no espaço, influenciando o padrão global do índice de vulnerabilidade.

Portanto, a significância estatística das variáveis "precipitacao percentil 90 media", "temperatura amplitude media" e "umidade amplitude media" no modelo de regressão linear múltipla (lm) indica que essas variáveis têm um efeito significativo na explicação da variação espacial do índice de vulnerabilidade municipal "IVM 2022media", levando em conta a autocorrelação positiva espacial presente nas variáveis.

O resultado do teste de Moran I para IVM 2022media mostra um valor extremamente alto do desvio padrão de Moran I e um valor-p muito próximo de zero, o que indica uma forte autocorrelação espacial positiva. Isso significa que os valores da variável "IVM 2022media" são mais próximos de valores semelhantes em relação aos seus vizinhos, indicando uma tendência de organização espacial. A esperança (Expectation) é próxima de zero, sugerindo que não há autocorrelação espacial esperada aleatoriamente. A variância é um valor pequeno, o que reforça a ideia de que há um agrupamento espacial significativo na variável.

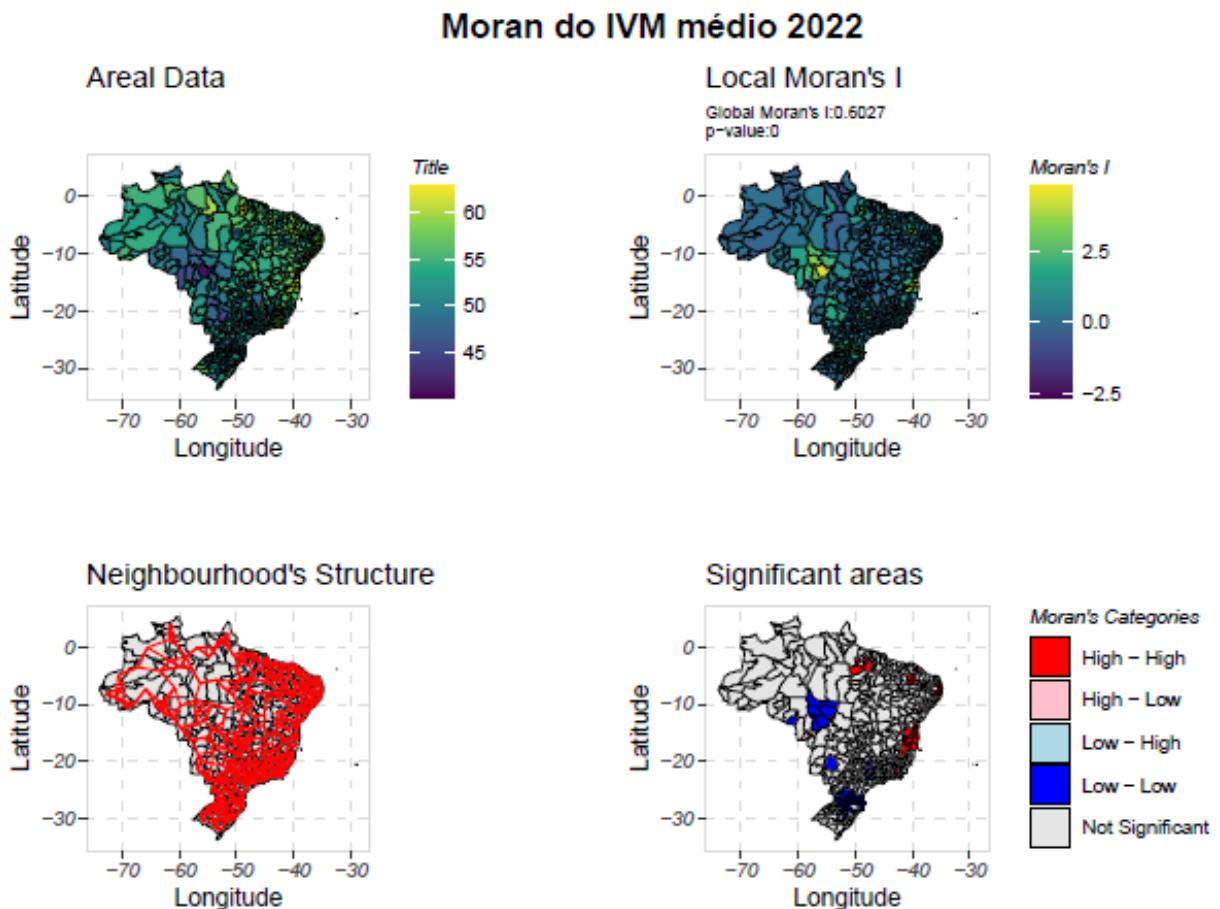


Figura 5: Dependência espacial para o teste de Moran para IVM médio de 2022, considerando 5 vizinhos mais próximos.

Em resumo, os resultados do teste de Moran indicam que a variável "IVM 2022media" exibe forte autocorrelação espacial positiva, ou seja, municípios com valores semelhantes tendem a estar geograficamente próximos uns dos outros.

Essa análise espacial dos fatores que influenciam o IVM, juntamente com a compreensão das variações espaciais do IVM ao longo do tempo, fornece insights valiosos para o planejamento e implementação de ações voltadas para a redução da vulnerabilidade em regiões específicas. Considerar a dimensão espacial na análise do IVM e seus componentes é fundamental para identificar áreas de maior vulnerabilidade e necessidade de ações.

4 Conclusões

Este trabalho avaliou a vulnerabilidade municipal agregada por regiões imediatas que corresponde a uma agregação do IBGE, no qual segundo características meteorológicas realizou-se uma profunda análise da vulnerabilidade municipal no Brasil. Observou-se agrupamento de regiões mais vulneráveis na região Nordeste do Brasil. Essa região possui clima com pouca chuva, muito calor e pouca umidade.

Buscou-se o entendimento de como as relações entre esses fatores influenciam vulnerabilidade das regiões imediatas do país.

O modelo final apresenta que a variável média da precipitação no percentil 90 (quantidade média de chuva em dias com precipitação relativamente alta), média da amplitude de temperatura e média da amplitude de umidade tem um efeito significativo sobre o IVM médio de 2022, explicando cerca de 34,55% da variabilidade observada.

Além disso, é importante notar que ainda há uma parcela significativa da variabilidade do IVM médio de 2022 que não é explicada pelas variáveis incluídas no modelo.

Os mapas comparativos do IVM médio entre os anos de 2020 e 2022, que podem ser observados na Análise Espacial, permitiram identificar mudanças na vulnerabilidade municipal ao longo desse período. Na análise espacial ficou clara a importância de considerar a dimensão espacial ao examinar o IVM e seus componentes, facilitando a identificação das áreas que sofreram intervenções específicas e o desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes.

Ressalta-se que o IVM foi idealizado com o objetivo de identificar municípios vulneráveis no contexto da pandemia de COVID-19, mas além disso, ele é um indicador que também pode ser usado em outros contextos, como por exemplo, identificar regiões do Brasil mais vulneráveis às mudanças climáticas.

Na análise dos pilares "População Vulnerável" e "Organização do Sistema de Saúde" evidencia uma relação inversa entre esses fatores, ressaltando a importância de considerar não ape-

nas a vulnerabilidade da população, mas também a capacidade e eficiência do sistema de saúde ao avaliar o nível de vulnerabilidade de uma região.

Essa observação é consistente com estudos anteriores, como o de Gulliford et al. (2002), que destacam a associação entre a Vulnerabilidade e os sistemas de saúde menos organizados. Locais com alta concentração de população vulnerável, como áreas com baixo nível socioeconômico, menor acesso a serviços de saúde e maior incidência de doenças crônicas, geralmente enfrentando desafios na organização e disponibilidade de recursos do sistema de saúde.

Diante de todas as informações simplificadas, fica evidente a contribuição deste estudo para uma maior compreensão sobre a vulnerabilidade municipal no Brasil, integrando dados climáticos, socioeconômicos e de saúde em uma análise espacial.

Do mesmo modo, se faz necessário ressaltar que este estudo possui algumas limitações. A análise considerou um período específico de coleta de dados, e a inclusão de outros anos poderia fornecer uma visão mais abrangente das tendências ao longo do tempo. Ademais, a análise espacial foi realizada em nível de regiões imediatas, o que pode ocultar variações demonstradas dentro de cada região.

Referências

- ALMEIDA, A. et al. Avaliação da vulnerabilidade social às mudanças climáticas em municípios da região sudoeste do estado da bahia, brasil. Revista Brasileira de Climatologia, v. 24, p. 365–382, 2019.
- ANSELIN, L. Local indicators of spatial association—LISA. Geographical Analysis, Wiley, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.
- BANERJEE, S.; CARLIN, B. P.; GELFAND, A. E. Hierarchical Modeling and Analysis for Spatial Data. [S.l.]: Chapman Hall/CRC, 2003.
- CARMO, M. E. d.; GUIZARDI, F. L. O conceito de vulnerabilidade e seus sentidos para as políticas públicas de saúde e assistência social. Cadernos de Saúde Pública, SciELO Brasil, v. 34, 2018.
- CLIFF, A. D.; ORD, J. K. Spatial processes: Models and applications. [S.l.]: Pion, 1981. v. 38.
- CRESSIE, N. A. Statistics for Spatial Data. [S.l.]: Wiley, 1993.
- Embrapa. Mudanças climáticas e agrícolas brasileiras: efeitos e adaptação. [S.l.], 2019.
- FONSECA, A. F. Q. et al. Vulnerabilidade socioambiental e de saúde da população dos municípios mineiros aos impactos das mudanças climáticas. Tese de Doutorado, 2017.
- FOTHERINGHAM, A. S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M. Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2002.
- GALLOPIN, G. Vínculos entre vulnerabilidade, resiliência e capacidade adaptativa. Mudança Ambiental Global, v. 7, n. 3, p. 301–312, 1997.
- GARG, P.; CORREIA, F. W.; FREITAS, M. A. Mudanças climáticas e vulnerabilidade socioambiental no brasil: Uma análise de eventos climáticos extremos. Gestão Ambiental, v. 67, n. 2, p. 364–378, 2021.
- GETIS, A.; ORD, J. K. The analysis of spatial association by use of distance statistics. Geographical analysis, Wiley, v. 24, n. 3, p. 189–206, 1992.
- GREENE, W. H. Econometric Analysis. [S.l.]: Prentice Hall, 2003.
- GUJARATI, D. N.; PORTER, D. Econometria básica. 5. ed. [S.l.]: Bookman Editora, 2011.
- GULLIFORD, M. et al. O que significa 'acesso aos cuidados de saúde'? Journal of health services research & policy, v. 7, n. 3, p. 186–188, 2002.

- HAIR, J. F.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E. Multivariate data analysis. 8. ed. [S.l.]: Cengage Learning, 2019.
- IVM. Indice de Vulnerabilidade Municipal – COVID-19. 2022. Disponível em: <<http://institutovotorantim.org.br/municipioscontraocorona/ivm/>>.
- KUTNER, M. H. et al. Applied linear statistical models. 5. ed. [S.l.]: McGraw-Hill/Irwin, 2004.
- LOBO, C.; SANTOS, I. Desenvolvimento e qualidade de vida: a utilização de indicadores sociais. Pensar BH-Política Urbana e Ambiental, Belo Horizonte, v. 4, n. 1, p. 49–50, 2002.
- MACHADO, G. O papel de indicadores no planejamento energético: conceitos e aplicações. In: IX Congresso Brasileiro de Energia. Rio de Janeiro. [S.l.: s.n.], 2002.
- MARIN, J.; RIBEIRO, K.; CUNHA, K. A vulnerabilidade social em face das mudanças climáticas: o caso do bairro de santa maria, em belém-pa. In: V Seminário de Inovação e Tecnologia na Educação Ambiental. [S.l.: s.n.], 2018.
- MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. Introduction to Linear Regression Analysis. 5th. ed. [S.l.]: John Wiley and Sons, Inc., 2012.
- MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; VINING, G. G. Introdução à Estatística Experimental. 2. ed. [S.l.]: LTC Editora, 2010.
- OPENSHAW, S. The modifiable areal unit problem. Geo Abstracts, 1984.
- RODRIGUES, A. et al. Vulnerabilidade social em relação à disponibilidade hídrica no brasil. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 11, n. 6, p. 1913–1925, 2018.
- RStudio, Inc. RStudio: Desenvolvimento Integrado para R. 2021. <<https://www.rstudio.com/>>.
- SILVA, J. A. B.; SOUZA, G. N. R.; ALVES, J. A. Relação entre a vulnerabilidade socioambiental e as condições climáticas nos municípios do nordeste brasileiro. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 34, n. 1, p. 129–140, 2019.
- SISAM. Sistema de Informações Ambientais Integrado a Saúde. 2022. Disponível em: <<http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/sisam/v2/dados/download/>>.
- SOUZA, E. et al. Vulnerabilidade social e climática em áreas urbanas: estudo de caso em municípios do semiárido nordestino. Revista Brasileira de Climatologia, v. 28, p. 151–168, 2020.
- SOUZA, L. d. S.; SANCHES, M. A.; RODRIGUES, R. R. Vulnerabilidade socioambiental e ocorrência de desastres naturais em municípios brasileiros. 2018. 71 p.
- TOBLER, W. R. Smooth pycnophylactic interpolation for geographical regions. Journal of the American Statistical Association, v. 74, n. 367, p. 519–530, 1979.
- WILCHES-CHAUX, G. La vulnerabilidad global. Los desastres no son naturales, LA RED, Bogota, p. 11–44, 1993.

APÊNDICE A – Descrição das variáveis

Tabela 5: Descrição das variáveis

Variável Resposta	Descrição da Variável
Precipitação média	Média das médias de precipitação de cada ano para cada município
Precipitação mediana	Mediana das medianas de precipitação de cada ano para cada município
Precipitação soma	Soma das somas de precipitação de cada ano para cada município
Precipitação máximo	Máximo dos valores máximos de precipitação de cada ano para cada município
Precipitação amplitude média	Média das amplitudes de precipitação de cada ano para cada município
Precipitação percentil 25 média	Média dos percentis 25 de precipitação de cada ano para cada município.
Precipitação percentil 75 média	Média dos percentis 75 de precipitação de cada ano para cada município.
Precipitação percentil 90 média	Média dos percentis 90 de precipitação de cada ano para cada município.
Temperatura média	Média das médias de temperatura de cada ano para cada município.
Temperatura mediana	Mediana das medianas de temperatura de cada ano para cada município.
Continua na próxima página	

Tabela 5 – Continuação da página anterior

Variável Resposta	Descrição da Variável
Temperatura mínimo	Mínimo dos valores mínimos de temperatura de cada ano para cada município.
Temperatura máximo	Máximo dos valores máximos de temperatura de cada ano para cada município.
Temperatura amplitude média	Média das amplitudes de temperatura de cada ano para cada município.
Temperatura percentil 25 média	Média dos percentis 25 de temperatura de cada ano para cada município.
Temperatura percentil 75 média	Média dos percentis 75 de temperatura de cada ano para cada município.
Temperatura percentil 90 média	Média dos percentis 90 de temperatura de cada ano para cada município.
Umidade média	Média das médias de umidade de cada ano para cada município.
Umidade mediana	Mediana das medianas de umidade de cada ano para cada município.
Umidade mínimo	Mínimo dos valores mínimos de umidade de cada ano para cada município.
Umidade máximo	Máximo dos valores máximos de umidade de cada ano para cada município.
Umidade amplitude média	Média das amplitudes de umidade de cada ano para cada município.
Umidade percentil 25 Média	média dos percentis 25 de umidade de cada ano para cada município.
Umidade percentil 75 Média	média dos percentis 75 de umidade de cada ano para cada município.
Umidade percentil 90 Média	média dos percentis 90 de umidade de cada ano para cada município.

APÊNDICE B – Modelos Lineares Simples

Tabela 6: Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio de 2020 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 1	precipitacao media	-2,33576	0,19685	< 0,001	0,21701
Modelo 2	precipitacao mediana	1,37633	0,73785	0,06271	0,00680
Modelo 3	precipitacao maximo	-0,01608	0,00854	0,06018	0,00694
Modelo 4	precipitacao amplitude media	-0,05890	0,01504	0,00010	0,02931
Modelo 5	precipitacao percentil 25 media	22,73550	6,52624	0,00054	0,02333
Modelo 6	precipitacao percentil 75 media	-1,47518	0,15441	< 0,001	0,15231
Modelo 7	precipitacao percentil 90 media	-0,76559	0,05438	< 0,001	0,28062
Modelo 8	temperatura media	1,21578	0,07949	< 0,001	0,31530
Modelo 9	temperatura mediana	1,31164	0,0844	< 0,001	0,32210
Modelo 10	temperatura minimo	0,57573	0,02999	< 0,001	0,42039
Modelo 11	temperatura maximo	-0,03108	0,12973	0,81074	0,00011
Modelo 12	temperatura amplitude media	-0,60994	0,03367	< 0,001	0,39249
Modelo 13	temperatura percentil 25 media	1,10976	0,07296	< 0,001	0,31292
Modelo 14	temperatura percentil 75 media	1,35977	0,09458	< 0,001	0,28922
Modelo 15	temperatura percentil 90 media	1,20535	0,09447	< 0,001	0,24270
Modelo 16	umidade media	-0,17127	0,05181	0,00101	0,02106
Modelo 17	umidade mediana	-0,14698	0,03471	< 0,001	0,03409
Modelo 18	umidade minimo	0,23781	0,03598	< 0,001	0,07918
Modelo 19	umidade maximo	-4,22917	6,06281	0,48577	0,00096
Modelo 20	umidade amplitude media	-0,25955	0,03464	< 0,001	0,09952
Modelo 21	umidade percentil 25 media	-0,11662	0,03813	0,00234	0,01808
Modelo 22	umidade percentil 75 media	-0,31764	0,06396	< 0,001	0,04630
Modelo 23	umidade percentil 90 media	-0,58891	0,09327	< 0,001	0,07276

Continua na próxima página

Tabela 6 – Continuação da página anterior

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
--------	-----------	------	----	---------	-------

Tabela 7: Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano de 2020 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 24	precipitacao media	-2,39081	0,20226	< 0,001	0,21572
Modelo 25	precipitacao mediana	1,20581	0,75820	0,11238	0,00495
Modelo 26	precipitacao maximo	-0,01985	0,00875	0,02370	0,01003
Modelo 27	precipitacao amplitude media	-0,06648	0,01539	< 0,001	0,03543
Modelo 28	precipitacao percentil 25 media	22,29240	6,70706	0,00095	0,02128
Modelo 29	precipitacao percentil 75 media	-1,49831	0,15882	< 0,001	0,14908
Modelo 30	precipitacao percentil 90 media	-0,78149	0,05596	< 0,001	0,27743
Modelo 31	temperatura media	1,23781	0,08192	< 0,001	0,31010
Modelo 32	temperatura mediana	1,33259	0,08710	< 0,001	0,31545
Modelo 33	temperatura minimo	0,58578	0,03099	< 0,001	0,41292
Modelo 34	temperatura maximo	-0,04764	0,13318	0,72070	0,00025
Modelo 35	temperatura amplitude media	-0,62442	0,03463	< 0,001	0,39028
Modelo 36	temperatura percentil 25 media	1,13243	0,07511	< 0,001	0,30916
Modelo 37	temperatura percentil 75 media	1,38201	0,0974	< 0,001	0,28346
Modelo 38	temperatura percentil 90 media	1,22075	0,09740	< 0,001	0,23620
Modelo 39	umidade media	-0,16906	0,05323	0,00159	0,01947
Modelo 40	umidade mediana	-0,14614	0,03567	< 0,001	0,03198
Modelo 41	umidade minimo	0,24126	0,03698	< 0,001	0,07732
Modelo 42	umidade maximo	-0,14614	0,03567	< 0,001	0,03198
Modelo 43	umidade amplitude media	-0,26596	0,03557	< 0,001	0,09914
Modelo 44	umidade percentil 25 media	-0,11457	0,03918	0,00361	0,01656
Modelo 45	umidade percentil 75 media	-0,31699	0,06575	< 0,001	0,04375
Modelo 46	umidade percentil 90 media	-0,59855	0,09583	< 0,001	0,07132

Tabela 8: Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio de 2022 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 47	precipitacao media	-1,16705	0,11907	< 0,001	0,15903
Modelo 48	precipitacao mediana	0,29588	0,43192	0,49363	0,00092
Modelo 49	precipitacao maximo	-0,00303	0,00500	0,54487	0,00072
Modelo 50	precipitacao amplitude media	-0,03211	0,00879	0,00029	0,02558
Modelo 51	precipitacao percentil 25 media	12,34953	3,81520	0,00129	0,02021
Modelo 52	precipitacao percentil 75 media	-0,73747	0,09225	< 0,001	0,11174
Modelo 53	precipitacao percentil 90 media	-0,37033	0,03363	< 0,001	0,19275
Modelo 54	temperatura media	0,57697	0,04988	< 0,001	0,20845
Modelo 55	temperatura mediana	0,62669	0,05300	< 0,001	0,21584
Modelo 56	temperatura minimo	0,28454	0,01922	< 0,001	0,30142
Modelo 57	temperatura maximo	-0,15883	0,07539	0,03563	0,00866
Modelo 58	temperatura amplitude media	-0,32005	0,02083	< 0,001	0,31723
Modelo 59	temperatura percentil 25 media	0,53090	0,04566	< 0,001	0,21022
Modelo 60	temperatura percentil 75 media	0,64552	0,05888	< 0,001	0,19133
Modelo 61	temperatura percentil 90 media	0,53579	0,05873	< 0,001	0,14077
Modelo 62	umidade media	-0,07011	0,03041	0,02152	0,01036
Modelo 63	umidade mediana	-0,07754	0,02032	0,00015	0,02785
Modelo 64	umidade minimo	0,14389	0,02093	< 0,001	0,08509
Modelo 65	umidade maximo	-1,50367	3,53970	0,67116	0,00036
Modelo 66	umidade amplitude media	-0,15887	0,02011	< 0,001	0,10945
Modelo 67	umidade percentil 25 media	-0,04774	0,02236	0,03323	0,00889
Modelo 68	umidade percentil 75 media	-0,15550	0,03760	< 0,001	0,03257
Modelo 69	umidade percentil 90 media	-0,31005	0,05484	< 0,001	0,05920

Tabela 9: Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano de 2020 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 70	precipitacao media	-1,26376	0,12434	< 0,001	0,16898
Modelo 71	precipitacao mediana	0,11734	0,45392	0,79611	0,00013
Modelo 72	precipitacao maximo	-0,00470	0,00524	0,37067	0,00157
Modelo 72	precipitacao amplitude media	-0,03501	0,00923	0,00017	0,02755

Continua na próxima página

Tabela 9 – Continuação da página anterior

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 74	precipitacao percentil 25 media	11,81940	4,01490	0,00339	0,01677
Modelo 75	precipitacao percentil 75 media	-0,82309	0,09612	< 0,001	0,12612
Modelo 76	precipitacao percentil 90 media	-0,39508	0,03519	< 0,001	0,19878
Modelo 77	temperatura media	0,61414	0,05222	< 0,001	0,21402
Modelo 78	temperatura mediana	0,66666	0,05547	< 0,001	0,22133
Modelo 79	temperatura minimo	0,29073	0,02042	< 0,001	0,28516
Modelo 80	temperatura maximo	-0,13002	0,07934	0,10186	0,00526
Modelo 81	temperatura amplitude media	-0,32612	0,02218	< 0,001	0,29846
Modelo 82	temperatura percentil 25 media	0,56119	0,04788	< 0,001	0,21286
Modelo 83	temperatura percentil 75 media	0,69620	0,06146	< 0,001	0,20167
Modelo 84	temperatura percentil 90 media	0,58587	0,06127	< 0,001	0,15252
Modelo 85	umidade media	-0,10415	0,03177	0,00112	0,02071
Modelo 86	umidade mediana	-0,09818	0,02121	< 0,001	0,04047
Modelo 87	umidade minimo	0,13602	0,02219	< 0,001	0,06890
Modelo 88	umidade maximo	-1,18970	3,71875	0,74916	0,00020
Modelo 89	umidade amplitude media	-0,15264	0,02133	< 0,001	0,09155
Modelo 90	umidade percentil 25 media	-0,07154	0,02338	0,00233	0,01810
Modelo 91	umidade percentil 75 media	-0,20101	0,03916	< 0,001	0,04932
Modelo 92	umidade percentil 90 media	-0,37847	0,05697	< 0,001	0,07994

Tabela 10: Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio da Organização do Sistema de Saúde 2022 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 93	precipitacao media	0,94788	0,23976	< 0,001	0,02985
Modelo 94	precipitacao mediana	5,04408	0,77859	< 0,001	0,07632
Modelo 95	precipitacao maximo	0,01841	0,00934	0,04921	0,00759
Modelo 96	precipitacao amplitude media	0,05844	0,01650	0,00043	0,02411
Modelo 97	precipitacao percentil 25 media	15,36633	7,19356	0,03315	0,00890
Modelo 98	precipitacao percentil 75 media	0,98752	0,17820	< 0,001	0,05701
Modelo 99	precipitacao percentil 90 media	0,16173	0,06979	0,02088	0,01046
Modelo 100	temperatura media	0,50168	0,10273	< 0,001	0,04484
Modelo 101	temperatura mediana	0,53170	0,10969	< 0,001	0,04421

Continua na próxima página

Tabela 10 – Continuação da página anterior

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 102	temperatura minimo	0,30804	0,04088	< 0,001	0,10051
Modelo 103	temperatura maximo	-0,03111	0,14195	0,82664	0,00009
Modelo 104	temperatura amplitude media	-0,29470	0,04542	< 0,001	0,07653
Modelo 105	temperatura percentil 25 media	0,48100	0,09392	< 0,001	0,04910
Modelo 106	temperatura percentil 75 media	0,48082	0,12088	< 0,001	0,03020
Modelo 107	temperatura percentil 90 media	,41815	0,11732	0,00040	0,02440
Modelo 108	umidade media	0,24688	0,05624	< 0,001	0,03654
Modelo 109	umidade mediana	0,14476	0,03811	0,00016	0,02762
Modelo 110	umidade minimo	0,20716	0,03999	< 0,001	0,05018
Modelo 111	umidade maximo	-1,52734	6,63675	0,81808	0,00010
Modelo 112	umidade amplitude media	-0,19537	0,03899	< 0,001	0,04710
Modelo 113	umidade percentil 25 media	0,18877	0,04127	< 0,001	0,03956
Modelo 114	umidade percentil 75 media	0,24827	0,07081	0,00050	0,02363
Modelo 115	umidade percentil 90 media	0,32346	0,10501	0,00218	0,01833

Tabela 11: Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde 2022 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 116	precipitacao media	0,70563	0,23532	0,00284	0,01739
Modelo 117	precipitacao mediana	4,59138	0,76334	< 0,001	0,06648
Modelo 118	precipitacao maximo	0,01771	0,00911	0,05242	0,00739
Modelo 119	precipitacao amplitude media	0,04907	0,01614	0,00249	0,01786
Modelo 120	precipitacao percentil 25 media	9,37595	7,03462	0,18319	0,00348
Modelo 121	precipitacao percentil 75 media	0,82083	0,17522	< 0,001	0,04141
Modelo 122	precipitacao percentil 90 media	0,09274	0,06830	0,17511	0,00362
Modelo 123	temperatura media	0,54527	0,09961	< 0,001	0,05570
Modelo 124	temperatura mediana	0,58094	0,10634	< 0,001	0,05549
Modelo 125	temperatura minimo	0,32096	0,03956	< 0,001	0,11474
Modelo 126	temperatura maximo	-0,04039	0,13843	0,77056	0,00017
Modelo 127	temperatura amplitude media	-0,30973	0,04400	< 0,001	0,08888
Modelo 128	temperatura percentil 25 media	0,51918	0,09106	< 0,001	0,06015
Modelo 129	temperatura percentil 75 media	0,53477	0,11734	< 0,001	0,03928

Continua na próxima página

Tabela 11 – Continuação da página anterior

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 130	temperatura percentil 90 media	0,47326	0,11392	< 0,001	0,03286
Modelo 131	umidade media	0,19742	0,05519	0,00038	0,02457
Modelo 132	umidade mediana	0,10838	0,03738	0,00390	0,01628
Modelo 133	umidade minimo	0,20262	0,03899	< 0,001	0,05047
Modelo 134	umidade maximo	-0,95549	6,47265	0,88270	0,00004
Modelo 135	umidade amplitude media	-0,18125	0,03811	< 0,001	0,04262
Modelo 136	umidade percentil 25 media	0,15349	0,04050	0,00017	0,02750
Modelo 137	umidade percentil 75 media	0,18932	0,06938	0,00658	0,01444
Modelo 138	umidade percentil 90 media	0,23759	0,10283	0,02126	0,01040

Tabela 12: Modelos Lineares Simples gerados do IVM médio da População Vulnerável 2022 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 139	precipitacao media	-0,06085	0,26274	0,81696	0,00011
Modelo 140	precipitacao mediana	-5,96994	0,83340	< 0,001	0,09174
Modelo 141	precipitacao maximo	-0,00760	0,01011	0,45282	0,00111
Modelo 142	precipitacao amplitude media	-0,03344	0,01797	0,06332	0,00677
Modelo 143	precipitacao percentil 25 media	-34,84879	7,64510	< 0,001	0,03929
Modelo 144	precipitacao percentil 75 media	-0,60521	0,19626	0,00216	0,01838
Modelo 145	precipitacao percentil 90 media	0,12932	0,07552	0,08743	0,00574
Modelo 146	temperatura media	-1,15233	0,10129	< 0,001	0,20304
Modelo 147	temperatura mediana	-1,22828	0,10816	< 0,001	0,20247
Modelo 148	temperatura minimo	-0,53693	0,03997	< 0,001	0,26210
Modelo 149	temperatura maximo	-0,37622	0,15233	0,01384	0,01187
Modelo 150	temperatura amplitude media	0,51923	0,04552	< 0,001	0,20388
Modelo 151	temperatura percentil 25 media	-1,11980	0,09132	< 0,001	0,22838
Modelo 152	temperatura percentil 75 media	-1,15604	0,12217	< 0,001	0,14984
Modelo 153	temperatura percentil 90 media	-1,02553	0,11987	< 0,001	0,12594
Modelo 154	umidade media	-0,20074	0,06121	0,00111	0,02073
Modelo 155	umidade mediana	-0,14058	0,04125	0,00071	0,02236
Modelo 156	umidade minimo	-0,24945	0,04288	< 0,001	0,06245
Modelo 157	umidade maximo	1,32100	7,16417	0,85378	0,00007

Continua na próxima página

Tabela 12 – Continuação da página anterior

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 158	umidade amplitude media	0,20204	0,04217	< 0,001	0,04323
Modelo 159	umidade percentil 25 media	-0,14738	0,04498	0,00112	0,02070
Modelo 160	umidade percentil 75 media	-0,19802	0,07686	0,01027	0,01290
Modelo 161	umidade percentil 90 media	-0,24551	0,11389	0,03158	0,00906

Tabela 13: Modelos Lineares Simples gerados do IVM mediano da População Vulnerável 2022 e suas respectivas estimativas

Modelo	Variáveis	Beta	ST	P-Valor	R^2
Modelo 162	precipitacao media	-0,12960	0,27321	0,63543	0,00044
Modelo 163	precipitacao mediana	-6,29523	0,86551	< 0,001	0,09432
Modelo 164	precipitacao maximo	-0,01171	0,01051	0,26574	0,00244
Modelo 165	precipitacao amplitude media	-0,03902	0,01867	0,03710	0,00853
Modelo 166	precipitacao percentil 25 media	-33,59246	7,97382	< 0,001	0,03376
Modelo 167	precipitacao percentil 75 media	-0,65931	0,20392	0,00130	0,02016
Modelo 168	precipitacao percentil 90 media	0,11233	0,07861	0,15364	0,00400
Modelo 169	temperatura media	-1,14290	0,10655	< 0,001	0,18466
Modelo 170	temperatura mediana	-1,21894	0,11376	< 0,001	0,18435
Modelo 171	temperatura minimo	-0,54054	0,04203	< 0,001	0,24558
Modelo 172	temperatura maximo	-0,36611	0,15854	0,02133	0,01039
Modelo 173	temperatura amplitude media	0,52303	0,04772	< 0,001	0,19127
Modelo 174	temperatura percentil 25 media	-1,11157	0,09622	< 0,001	0,20806
Modelo 175	temperatura percentil 75 media	-1,14059	0,12817	< 0,001	0,13486
Modelo 176	temperatura percentil 90 media	-1,00994	0,12559	< 0,001	0,11292
Modelo 177	umidade media	-0,21578	0,06361	0,00075	0,02215
Modelo 178	umidade mediana	-0,14969	0,04287	0,00052	0,02344
Modelo 179	umidade minimo	-0,25540	0,04465	< 0,001	0,06052
Modelo 180	umidade maximo	-1,19594	7,45083	0,87254	0,00005
Modelo 181	umidade amplitude media	0,21247	0,04384	< 0,001	0,04420
Modelo 182	umidade percentil 25 media	-0,15874	0,04674	0,00074	0,02220
Modelo 183	umidade percentil 75 media	-0,21215	0,07990	0,00818	0,01369
Modelo 184	umidade percentil 90 media	-0,27239	0,11837	0,02179	0,01032

APÊNDICE C – Variáveis dos modelos compostos

Tabela 14: Variáveis dos modelos compostos gerados

Modelo	Variável resposta	x1	x2	x3
Modelo 1	IVM 2020 média	Precipitação percentil 90 média	Temp. mínima	Umid. amplitude média
Modelo 2	IVM 2020 mediana	Precipitação percentil 90 média	Temp. mínima	Umid. amplitude média
Modelo 3	IVM 2022 média	Precipitação percentil 90 média	Temp. amplitude média	Umid. amplitude média
Modelo 4	IVM 2022 mediana	Precipitação percentil 90 média	Temp. amplitude média	Umid. amplitude média
Modelo 5	IVM 2022 Pop. Vul. média	Precipitação mediana	Temp. mínima	Umid. mínima
Modelo 6	IVM 2022 Pop. Vul. mediana	Precipitação mediana	Temp. mínima	Umid. mínima
Modelo 7	IVM 2022 Org. Sist. Saúde média	Precipitação mediana	Temp. mínima	Umid. mínima
Modelo 8	IVM 2022 Org. Sist. Saúde mediana	Precipitação mediana	Temp. mínima	Umid. mínima
Modelo 9	IVM 2020 média	Precipitação percentil 90 média	Temp. mínima	-
Modelo 10	IVM 2020 mediana	Precipitação percentil 90 média	Temp. mínima	-
Modelo 11	IVM 2022 média	Precipitação percentil 90 média	Temp. amplitude média	-

Continua na próxima página

Tabela 14 – Continuação da página anterior

Modelo	Variável resposta	x1	x2	x3
Modelo 12	IVM 2022 mediana	Precipitação percentil 90 média	Temp. amplitude média	-
Modelo 13	IVM 2022 Pop. Vul. média	Precipitação mediana	Temp. mínima	-
Modelo 14	IVM 2022 Pop. Vul. mediana	Precipitação mediana	Temp. mínima	-
Modelo 15	IVM 2022 Org. Sist. Saúde média	Precipitação mediana	Temp. mínima	-
Modelo 16	IVM 2022 Org. Sist. Saúde mediana	Precipitação mediana	Temp. mínima	-
Modelo 17	IVM 2020 média	Precipitação percentil 90 média	Umid. amplitude média	-
Modelo 18	IVM 2020 mediana	Precipitação percentil 90 média	Umid. amplitude média	-
Modelo 19	IVM 2022 média	Precipitação percentil 90 média	Umid. amplitude média	-
Modelo 20	IVM 2022 mediana	Precipitação percentil 90 média	Umid. amplitude média	-
Modelo 21	IVM 2022 Pop. Vul. média	Precipitação mediana	Umid. mínima	-
Modelo 22	IVM 2022 Pop. Vul. mediana	Precipitação mediana	Umid. mínima	-
Modelo 23	IVM 2022 Org. Sist. Saúde média	Precipitação mediana	Umid. mínima	-
Modelo 24	IVM 2022 Org. Sist. Saúde mediana	Precipitação mediana	Umid. mínima	-
Modelo 25	IVM 2020 média	Temperatura mínima	Umid. amplitude média	-
Modelo 26	IVM 2020 mediana	Temperatura mínima	Umid. amplitude média	-
Modelo 27	IVM 2022 média	Temperatura amplitude média	Umid. amplitude média	-
Modelo 28	IVM 2022 mediana	Temperatura amplitude média	Umid. amplitude média	-
Modelo 29	IVM 2022 Pop. Vul. média	Temperatura mínima	Umid. mínima	-
Modelo 30	IVM 2022 Pop. Vul. mediana	Temperatura mínima	Umid. mínima	-
Modelo 31	IVM 2022 Org. Sist. Saúde média	Temperatura mínima	Umidade mínima	-

Continua na próxima página

Tabela 14 – Continuação da página anterior

Modelo	Variável resposta	x1	x2	x3
Modelo 32	IVM 2022 Org. Sist. Saúde mediana	Temperatura mínima	Umidade mínima	-

APÊNDICE D – Resultados dos modelos compostos

```

call:
lm(formula = IVM_2020media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_minimo + umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q     Max 
-20.0781 -2.7532  0.6466  2.9142  9.1622 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       65.74835   2.20863  29.769 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.41381   0.05895 -7.020 7.18e-12 ***
temperatura_minimo          0.38244   0.03961  9.654 < 2e-16 ***
umidade_amplitude_media     -0.11457   0.03033 -3.777 0.000177 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 4.4 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4749,    Adjusted R-squared:  0.4718 
F-statistic: 152.5 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 6: Modelo completo IVM médio de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2020mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_minimo + umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-20.2047 -2.7148  0.5409  3.2603 10.2072 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       66.27561   2.28218 29.041 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.42648   0.06091 -7.002 8.08e-12 ***
temperatura_minimo          0.38590   0.04093  9.427 < 2e-16 ***
umidade_amplitude_media     -0.11963   0.03134 -3.817 0.000152 *** 
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 4.546 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.468,    Adjusted R-squared:  0.4649 
F-statistic: 148.4 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 7: Modelo completo IVM mediano de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2022media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_amplitude_media + umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-13.2404 -1.7651  0.0963  1.7294  8.6297 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       63.34117   1.11018 57.055 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.20254   0.04049 -5.002 7.85e-07 ***
temperatura_amplitude_media     -0.20743   0.03362 -6.170 1.40e-09 ***
umidade_amplitude_media        -0.05571   0.02386 -2.335  0.0199 *  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.858 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3494,    Adjusted R-squared:  0.3455 
F-statistic: 90.58 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 8: Modelo completo IVM médio de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_amplitude_media + umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-13.3854 -1.8750  0.1658  1.8471  9.3039 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 63.24932   1.17938  53.629 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.22439   0.04302  -5.216 2.67e-07 ***
temperatura_amplitude_media     -0.21113   0.03572  -5.912 6.24e-09 ***
umidade_amplitude_media        -0.04758   0.02535  -1.877  0.0611 .  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 3.037 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3347, Adjusted R-squared:  0.3307 
F-statistic: 84.84 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 9: Modelo completo IVM mediano de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_Vulnerável_media ~ precipitacao_mediana +
    temperatura_minimo + umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-19.9507 -4.0500  0.2933  4.1588 19.1564 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 44.99821   0.71193  63.206 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana -4.88984   0.79681  -6.137 1.7e-09 ***
temperatura_minimo   -0.52469   0.04280 -12.258 < 2e-16 ***
umidade_minimo       0.06826   0.04411   1.547   0.122  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 5.939 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3142, Adjusted R-squared:  0.3101 
F-statistic: 77.27 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 10: Modelo completo IVM médio da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_vulnerável_mediana ~ precipitacao_mediana +
    temperatura_minimo + umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-19.4808 -4.1161  0.2314  4.3560 19.6283 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 44.83732  0.74764 59.972 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana -5.22397  0.83677 -6.243 9.09e-10 ***
temperatura_minimo -0.52607  0.04495 -11.703 < 2e-16 ***
umidade_minimo     0.06987  0.04633  1.508   0.132  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.237 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3007,    Adjusted R-squared:  0.2966 
F-statistic: 72.53 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 11: Modelo completo IVM mediano da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_organização_do_sistema_de_saúde_media ~
    precipitacao_mediana + temperatura_minimo + umidade_minimo,
    data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-24.2653 -2.6039 -0.7355  2.4986 26.5030 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 46.66701  0.73336 63.635 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana 4.11822  0.82079  5.017 7.26e-07 ***
temperatura_minimo   0.26638  0.04409  6.042 2.96e-09 ***
umidade_minimo       0.01164  0.04544  0.256   0.798  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.118 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1521,    Adjusted R-squared:  0.147 
F-statistic: 30.24 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 12: Modelo completo IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_organização_do_sistema_de_saúde_mediana ~
    precipitacao_mediana + temperatura_minimo + umidade_minimo,
    data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-26.0581 -1.9621 -0.3254  1.4890 30.0705 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 45.70519   0.71327  64.079 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana 3.62201   0.79830   4.537 7.13e-06 ***
temperatura_minimo    0.28440   0.04288   6.632 8.53e-11 ***
umidade_minimo        0.01009   0.04420   0.228     0.82  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.95 on 506 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1566,    Adjusted R-squared:  0.1516 
F-statistic: 31.32 on 3 and 506 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 13: Modelo completo IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2020media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-20.8870 -2.6157  0.4645  3.0795  9.1244 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 57.93921   0.78733  73.590 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.34834   0.05708 -6.103 2.07e-09 ***
temperatura_minimo        0.45519   0.03507  12.980 < 2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 4.457 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4601,    Adjusted R-squared:  0.4579 
F-statistic: 216 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 14: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2020mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q      Max 
-21.0494 -2.6872  0.5792  3.2882 10.1677 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                  58.12147   0.81378  71.42 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.35812   0.05899  -6.07 2.5e-09 ***
temperatura_minimo             0.46186   0.03625  12.74 < 2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 4.607 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4527, Adjusted R-squared:  0.4505 
F-statistic: 209.7 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 15: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2022media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q      Max 
-13.6445 -1.7760  0.0546  1.7564  8.7195 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                  61.04550   0.51804 117.838 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.15933   0.03618 -4.404 1.3e-05 ***
temperatura_amplitude_media     -0.26177   0.02437 -10.741 < 2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.871 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3424, Adjusted R-squared:  0.3398 
F-statistic: 132 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 16: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    temperatura_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-13.7305 -1.7951  0.1434  1.7933  9.4585 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                  61.28892   0.54929 111.577 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.18750   0.03836 -4.888 1.37e-06 ***
temperatura_amplitude_media     -0.25754   0.02584 -9.966 < 2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1 

Residual standard error: 3.044 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.33,    Adjusted R-squared:  0.3274 
F-statistic: 124.9 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 17: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_Vulnerável_media ~ precipitacao_mediana +
    temperatura_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-20.4024 -3.9951  0.1563  4.0130 19.1677 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                  45.90105   0.40851 112.362 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana       -4.41678   0.73684 -5.994 3.88e-09 ***
temperatura_minimo        -0.49792   0.03921 -12.699 < 2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1 

Residual standard error: 5.947 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3109,    Adjusted R-squared:  0.3082 
F-statistic: 114.4 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 18: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_Vulnerável_mediana ~ precipitacao_mediana +
    temperatura_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q      Max 
-19.9431 -4.1514  0.2808  4.3517 19.6398 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 45.76151   0.42895 106.683 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana -4.73973   0.77371 -6.126 1.81e-09 ***
temperatura_minimo -0.49867   0.04117 -12.112 < 2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.245 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2976,    Adjusted R-squared:  0.2948 
F-statistic: 107.4 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 19: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_Organização_do_Sistema_de_Saúde_media ~
    precipitacao_mediana + temperatura_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q      Max 
-24.2299 -2.5574 -0.7999  2.4949 26.4087 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 46.8210   0.4198 111.522 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana 4.1989   0.7573  5.545 4.74e-08 ***
temperatura_minimo  0.2710   0.0403  6.724 4.78e-11 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.112 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1519,    Adjusted R-squared:  0.1486 
F-statistic: 45.42 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 20: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_Organização_do_Sistema_de_saúde_mediana ~
    precipitacao_mediana + temperatura_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q      Max 
-26.0274 -1.9120 -0.3645  1.4486 30.1302 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 45.83860   0.40833 112.258 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana 3.69191   0.73652  5.013 7.43e-07 ***
temperatura_minimo  0.28836   0.03919  7.358 7.59e-13 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.945 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1565, Adjusted R-squared:  0.1532 
F-statistic: 47.05 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 21: Modelo com Precipitação e Temperatura IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2020media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q      Max 
-18.6921 -2.9280  0.6116  3.3796 12.4627 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 80.45862   1.73812 46.291 <2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.76287   0.05062 -15.072 <2e-16 ***
umidade_amplitude_media       -0.25693   0.02881 -8.917 <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 4.783 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3781, Adjusted R-squared:  0.3757 
F-statistic: 154.1 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 22: Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2020mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-18.8061 -2.8718  0.4888  3.4244 12.2712 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       81.11902   1.78951  45.330 <2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.77869   0.05211 -14.943 <2e-16 ***
umidade_amplitude_media        -0.26328   0.02967 -8.875 <2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 4.925 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3746,    Adjusted R-squared:  0.3721 
F-statistic: 151.8 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 23: Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2022media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-12.388 -1.765  0.211   1.902  9.982 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       65.75964   1.07598  61.116 <2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.36866   0.03133 -11.766 <2e-16 *** 
umidade_amplitude_media        -0.15760   0.01784 -8.835 <2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.961 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3005,    Adjusted R-squared:  0.2977 
F-statistic: 108.9 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 24: Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-12.5180 -1.7332  0.1674  2.0331 10.8297 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                 65.71095   1.13976  57.653 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.39347   0.03319 -11.855 < 2e-16 ***
umidade_amplitude_media       -0.15128   0.01890  -8.006 8.13e-15 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 3.137 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2887,   Adjusted R-squared:  0.2859 
F-statistic: 102.9 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 25: Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_vulnerável_media ~ precipitacao_mediana +
    umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-25.1739 -4.6160  0.0785  4.9441 23.0103 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                 44.50915   0.80870  55.038 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana      -4.74522   0.90644  -5.235 2.42e-07 *** 
umidade_minimo              -0.15021   0.04591  -3.272  0.00114 **  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.757 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1105,   Adjusted R-squared:  0.107 
F-statistic: 31.5 on 2 and 507 DF,  p-value: 1.274e-13

```

Figura 26: Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_Vulnerável_mediana ~ precipitacao_mediana +
    umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-24.718 -4.909   0.167   5.098  23.492 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 44.34697   0.84062  52.755 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana -5.07898   0.94221 -5.390 1.08e-07 ***
umidade_minimo   -0.14917   0.04772 -3.126  0.00187 **  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 7.024 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1114,    Adjusted R-squared:  0.1079 
F-statistic: 31.79 on 2 and 507 DF,  p-value: 9.808e-14

```

Figura 27: Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_organização_do_sistema_de_saúde_media ~
    precipitacao_mediana + umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-25.3381 -3.0422   0.1272   2.7907  28.2860 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 46.9153   0.7574  61.942 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana 4.0448   0.8489   4.765 2.48e-06 ***
umidade_minimo   0.1226   0.0430   2.851  0.00454 **  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.328 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.09089,    Adjusted R-squared:  0.0873 
F-statistic: 25.34 on 2 and 507 DF,  p-value: 3.235e-11

```

Figura 28: Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```

Call:
lm(formula = IVM_2022_Organização_do_sistema_de_saúde_mediana ~
    precipitacao_mediana + umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-27.203 -2.243  0.347  1.894 31.704 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 45.97028   0.74172  61.978 < 2e-16 ***
precipitacao_mediana 3.54362   0.83136   4.262 2.41e-05 ***
umidade_minimo       0.12851   0.04211   3.052  0.00239 **  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.197 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.08332, Adjusted R-squared:  0.07971 
F-statistic: 23.04 on 2 and 507 DF,  p-value: 2.641e-10

```

Figura 29: Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```

Call:
lm(formula = IVM_2020media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-18.6921 -2.9280  0.6116  3.3796 12.4627 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 80.45862   1.73812  46.291 <2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.76287   0.05062 -15.072 <2e-16 ***
umidade_amplitude_media        -0.25693   0.02881  -8.917 <2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 4.783 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3781, Adjusted R-squared:  0.3757 
F-statistic: 154.1 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 30: Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2020mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-18.8061 -2.8718  0.4888  3.4244 12.2712 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       81.11902   1.78951  45.330 <2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.77869   0.05211 -14.943 <2e-16 ***
umidade_amplitude_media        -0.26328   0.02967 -8.875 <2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 4.925 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3746,    Adjusted R-squared:  0.3721 
F-statistic: 151.8 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 31: Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2020

```

call:
lm(formula = IVM_2022media ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-12.388 -1.765  0.211   1.902  9.982 

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)       65.75964   1.07598  61.116 <2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.36866   0.03133 -11.766 <2e-16 *** 
umidade_amplitude_media        -0.15760   0.01784 -8.835 <2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.961 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3005,    Adjusted R-squared:  0.2977 
F-statistic: 108.9 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 32: Modelo com Precipitação e Umidade IVM médio de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022mediana ~ precipitacao_percentil_90_media +
    umidade_amplitude_media, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-12.5180 -1.7332  0.1674  2.0331 10.8297 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                 65.71095   1.13976  57.653 < 2e-16 ***
precipitacao_percentil_90_media -0.39347   0.03319 -11.855 < 2e-16 ***
umidade_amplitude_media       -0.15128   0.01890  -8.006 8.13e-15 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 3.137 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2887,   Adjusted R-squared:  0.2859 
F-statistic: 102.9 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 33: Modelo com Precipitação e Umidade IVM mediano de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_vulnerável_media ~ temperatura_minimo +
    umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-19.8718 -3.8571  0.4429  4.1944 19.3026 

Coefficients:
                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)                 46.20617   0.70848  65.218 <2e-16 ***
temperatura_minimo        -0.52080   0.04432 -11.751 <2e-16 *** 
umidade_minimo             -0.03560   0.04218  -0.844   0.399  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.15 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2631,   Adjusted R-squared:  0.2602 
F-statistic: 90.52 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 34: Modelo com Temperatura e Umidade IVM médio da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_População_Vulnerável_mediana ~ temperatura_minimo +
    umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-22.8051 -4.4433  0.4671  4.5517 19.7844 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 46.12782   0.74492  61.923 <2e-16 ***
temperatura_minimo -0.52191   0.04660 -11.200 <2e-16 ***
umidade_minimo   -0.04109   0.04435  -0.926   0.355  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.466 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2469, Adjusted R-squared:  0.2439 
F-statistic: 83.09 on 2 and 507 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 35: Modelo com Temperatura e Umidade IVM mediano da População Vulnerável de 2022

```

call:
lm(formula = IVM_2022_organização_do_sistema_de_saúde_media ~
    temperatura_minimo + umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-24.808 -2.913 -0.692  2.624 33.541 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 45.64966   0.72137  63.281 < 2e-16 ***
temperatura_minimo 0.26311   0.04513  5.830 9.85e-09 ***
umidade_minimo   0.09912   0.04295  2.308  0.0214 *  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 6.262 on 507 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1099, Adjusted R-squared:  0.1064 
F-statistic: 31.29 on 2 and 507 DF,  p-value: 1.539e-13

```

Figura 36: Modelo com Temperatura e Umidade IVM médio da Organização do Sistema de Saúde de 2022

```
call:  
lm(formula = IVM_2022Organização do Sistema de Saúde mediana ~  
    temperatura_minimo + umidade_minimo, data = Basetotal_micro2)  
  
Residuals:  
    Min      1Q  Median      3Q     Max  
-26.535 -2.259 -0.498  1.613 35.218  
  
Coefficients:  
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
(Intercept) 44.81043   0.69858 64.145 < 2e-16 ***  
temperatura_minimo 0.28152   0.04370  6.442 2.74e-10 ***  
umidade_minimo     0.08702   0.04159  2.092  0.0369 *  
---  
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1  
  
Residual standard error: 6.064 on 507 degrees of freedom  
Multiple R-squared:  0.1223,    Adjusted R-squared:  0.1189  
F-statistic: 35.33 on 2 and 507 DF,  p-value: 4.326e-15
```

Figura 37: Modelo com Temperatura e Umidade IVM mediano da Organização do Sistema de Saúde de 2022

APÊNDICE E - Índice de Moran das Variáveis explicativas do modelo escolhido

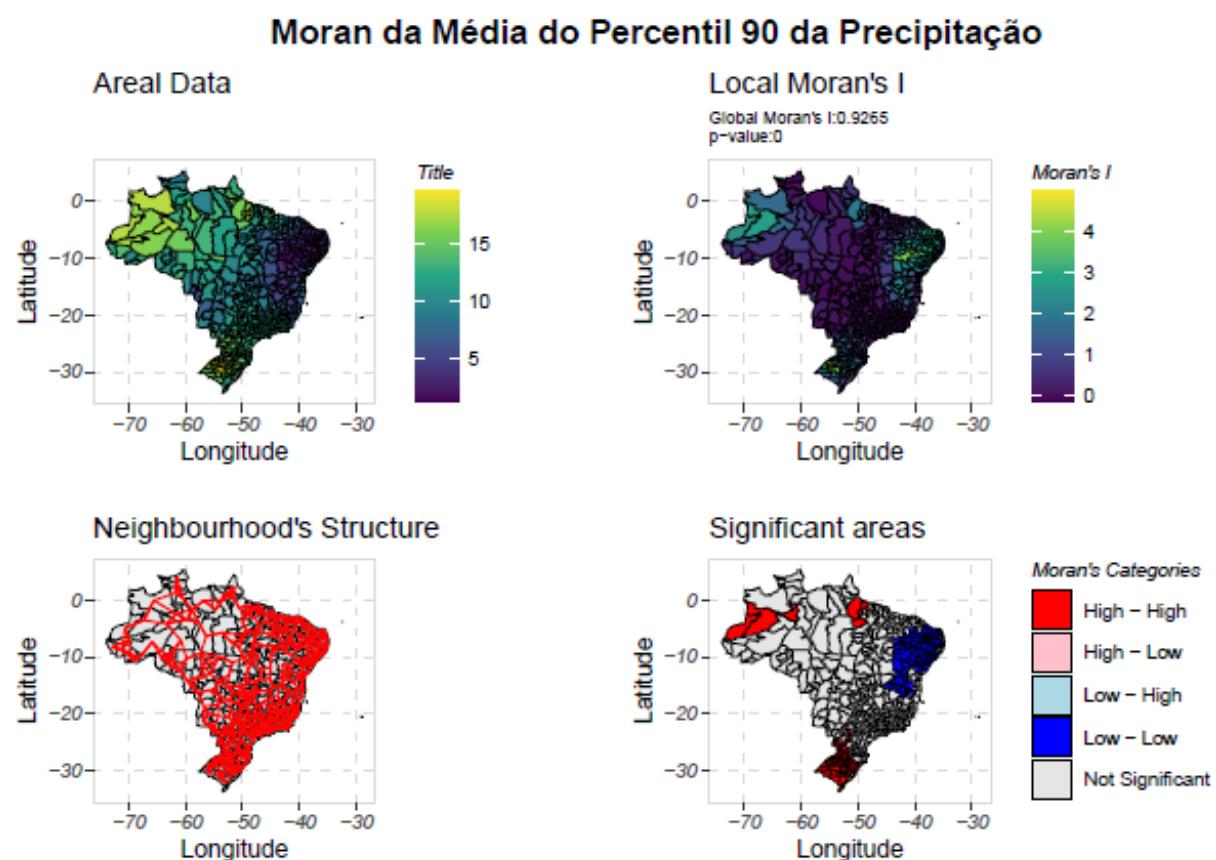


Figura 38: Dependência espacial para o teste de Moran da Média do Percentil 90 da Precipitação, considerando 5 vizinhos mais próximos

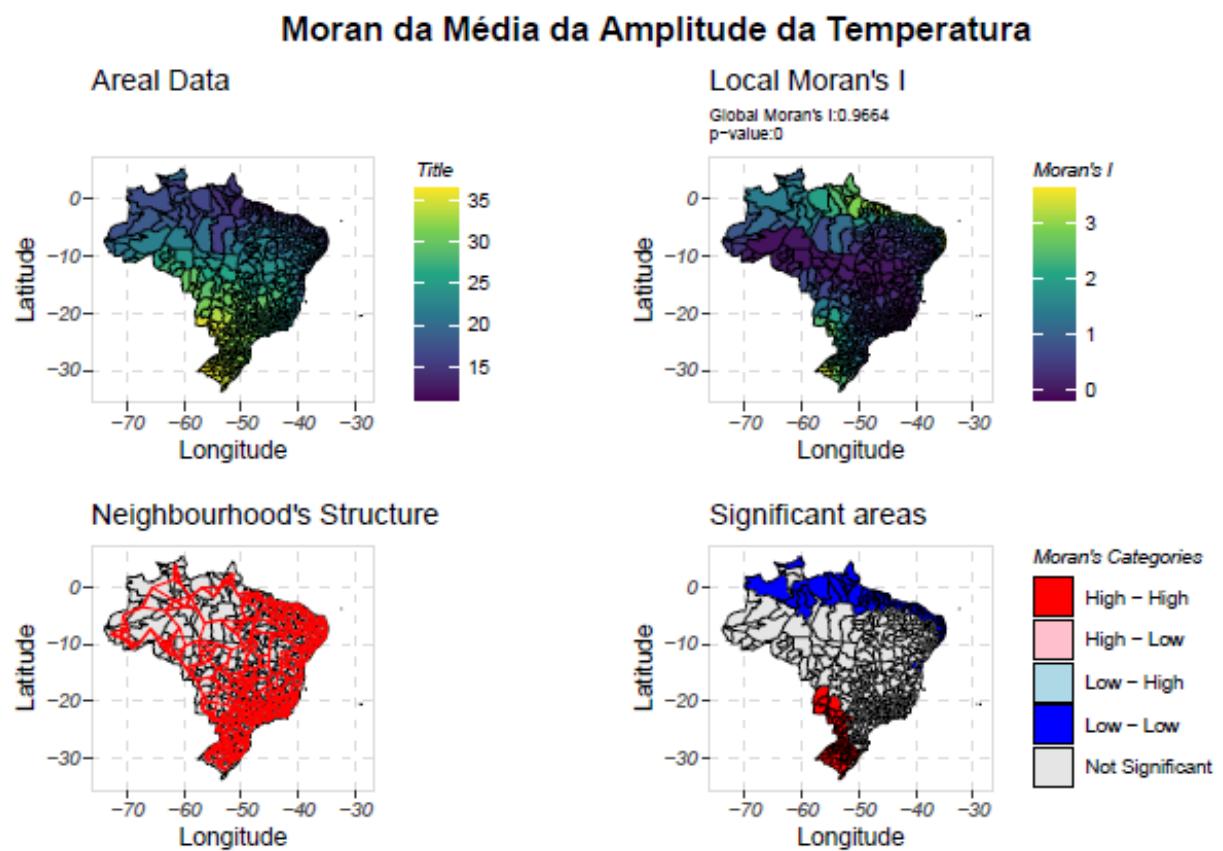


Figura 39: Dependência espacial para o teste de Moran da Média da Amplitude da Temperatura, considerando 5 vizinhos mais próximos

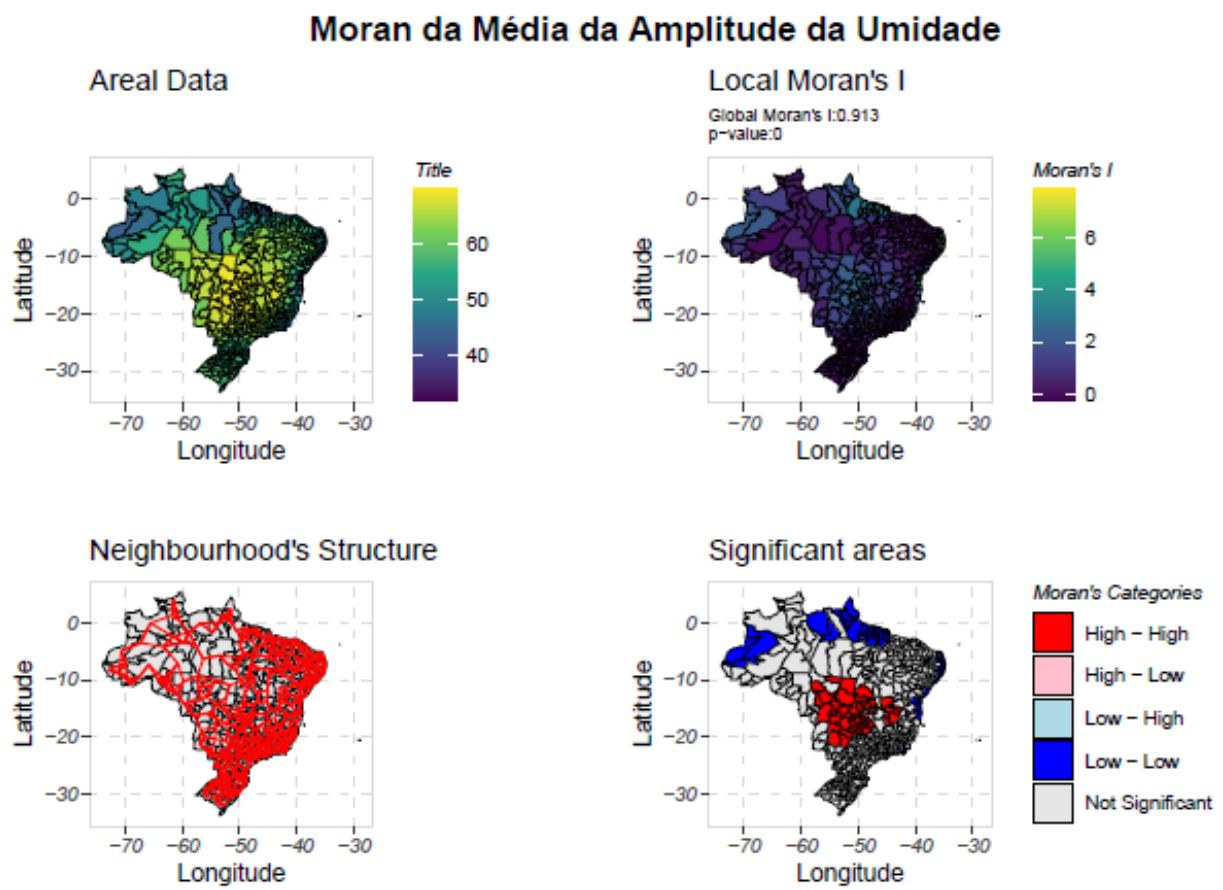


Figura 40: Dependência espacial para o teste de Moran da Média da Amplitude da Umidade, considerando 5 vizinhos mais próximos