UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Faculdade de Ciências Econômicas
Programa de Pós-graduação em Economia

Vitor da Silva Marinho

CLIMA, RAÇA E SAÚDE: Interseccionalidade na Produção de Vulnerabilidades Climáticas no Brasil

Belo Horizonte
2026

Vitor da Silva Marinho

CLIMA, RAÇA E SAÚDE: Interseccionalidade na Produção de Vulnerabilidades Climáticas no Brasil

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Vasconcelos Maia do Amaral

Coorientador: Prof. Dr. Lucas Resende de Carvalho

Belo Horizonte
2026

Ficha catalográfica

M338c 2025

Marinho, Vitor da Silva.
Clima, raça e saúde [manuscrito]: interseccionalidade na produção de vulnerabilidades climáticas no Brasil / Vitor da Silva Marinho. – 2025.
1v.: il.

Orientador: Pedro Vasconcelos Maia do Amaral.
Coorientadora: Lucas Resende de Carvalho.
Tese (doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional.
Inclui bibliografia e apêndices.

1. Mudanças climáticas – Teses. 2. Renda – Distribuição – Teses. 3. Brasil – Condições econômicas – Disparidades regionais – Teses. 4. Brasil – Relações raciais – Teses. I. Amaral, Pedro Vasconcelos Maia do. II. Carvalho, Lucas Resende de. III. Universidade Federal de Minas Gerais. Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional. IV. Título.

CDD: 363.7981

Elaborado por Leonardo Vasconcelos Renault CRB-6/2211
Biblioteca da FACE/UFMG. – 014/2026

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
CENTRO DE DESENVOLVIMENTO E PLANEJAMENTO REGIONAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

ATA DE DEFESA DE TESE DE VITOR DA SILVA MARINHO – NÚMERO DE REGISTRO 2024668199

Às quatorze horas do dia doze do mês de fevereiro de dois mil e vinte e seis, reuniu-se a Comissão Examinadora de TESE, indicada *ad referendum* pelo Colegiado do Curso em 06/02/2026, para julgar, em exame final, o trabalho final intitulado "CLIMA, RAÇA E SAÚDE: Interseccionalidade na Produção de Vulnerabilidades Climáticas no Brasil", requisito final para a obtenção do Grau de Doutor em Economia, área de concentração em economia aplicada. Abrindo a sessão, o Presidente da Comissão, Prof. Pedro Vasconcelos Maia do Amara, após dar a conhecer aos presentes o teor das Normas Regulamentares do Trabalho Final, passou a palavra ao candidato, para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores, com a respectiva defesa do candidato. Logo após, a Comissão composta pelos professores Pedro Vasconcelos Maia do Amaral (orientador) (CEDEPLAR/UFMG), Lucas Resende de Carvalho (coorientador) (CEDEPLAR/UFMG), Maria Turci (Unifenas), Allan Claudius Barbosa (UFMG), Philipe Scherrer Mendes (CEDEPLAR/UFMG) e Nayara Abreu Julião (CEDEPLAR/UFMG) se reuniu, sem a presença do candidato e do público, para julgamento e expedição do resultado final. A Comissão **APROVOU** o candidato por unanimidade. O resultado final foi comunicado publicamente ao candidato pelo Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, o Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente ATA, que será assinada por todos os membros participantes da Comissão Examinadora.

Belo Horizonte, 12 de fevereiro de 2026.

Prof. Pedro Vasconcelos Maia do Amaral (orientador) (CEDEPLAR/UFMG)

Prof. Lucas Resende de Carvalho (coorientador) (CEDEPLAR/UFMG)

Profa. Maria Aparecida Turci (Unifenas)

Prof. Allan Claudius Queiroz Barbosa (UFMG)

Philipe Scherrer Mendes (CEDEPLAR/UFMG)

Nayara Abreu Julião (CEDEPLAR/UFMG)

Documento assinado eletronicamente por **Lucas Resende de Carvalho**, **Professor do Magistério Superior**, em 13/02/2026, às 14:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Pedro Vasconcelos Maia do Amaral**, **Professor do Magistério Superior**, em 13/02/2026, às 14:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Nayara Abreu Julião**, **Professora Magistério Superior-Substituta**, em 13/02/2026, às 21:11, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Philipe Scherrer Mendes**, **Professor(a)**, em 13/02/2026, às 21:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Allan Claudius Queiroz Barbosa**, **Professor(a)**, em 23/02/2026, às 13:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

Documento assinado eletronicamente por **Maria Aparecida Turci**, **Usuário Externo**, em 23/02/2026, às 13:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4958890** e o código CRC **87DEAB42**.

Dedico este trabalho à educação pública, que abriu caminhos onde antes havia distância, sustentou permanências improváveis e tornou possível que sonhos individuais se transformassem em conhecimento coletivo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, antes de tudo, à educação pública brasileira, que tornou este percurso possível. Foi nela que aprendi a perguntar, a duvidar e a insistir. Em um país marcado por desigualdades profundas, a universidade pública permanece como espaço de resistência, produção de conhecimento e esperança coletiva.

Aos professores e professoras que, ao longo da minha formação, dedicaram tempo, escuta e rigor intelectual à tarefa de ensinar. Seu compromisso cotidiano com a ciência e com o pensamento crítico sustenta não apenas esta tese, mas gerações inteiras de pesquisadores.

Agradeço também às instituições que apoiaram esta trajetória de pesquisa. Ao Instituto Escolhas, por meio da Cátedra de Economia e Meio Ambiente, cujo apoio foi fundamental para o aprofundamento teórico e aplicado das reflexões sobre desenvolvimento sustentável e políticas ambientais. Ao Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), por meio do Programa de Incentivo à Pesquisa Aplicada (PIPA). Ao projeto Vulnerabilidade Étnico-Raciais, Ambiente, Clima e Impacto na Saúde (VERACIS), cuja experiência foi essencial para compreender, de forma concreta, a interface entre desigualdades raciais, crise climática e saúde pública.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Pedro Amaral, pelo qual tenho profunda admiração, pela condução firme e generosa deste trabalho. A confiança depositada, o rigor intelectual e as orientações sempre precisas foram decisivos para que esta pesquisa alcançasse coerência, profundidade e consistência analítica. Ao meu coorientador, Prof. Lucas Resende, agradeço pelo diálogo constante, pelas contribuições e pela disponibilidade permanente ao longo de todo o percurso.

Ao corpo docente do Cedeplar, pelo ambiente intelectual estimulante, pela excelência acadêmica e pelo compromisso com uma ciência socialmente comprometida.

Aos amigos e colegas da pós-graduação, pelo acolhimento, pela partilha, pela força nos momentos difíceis e pelas conversas regadas a café na sala de estudos, que transformaram um caminho solitário em experiência coletiva.

À minha família, que mesmo à distância sustentou este trajeto com afeto, incentivo e compreensão.

E, de forma muito especial, à minha esposa, Yana Brito. Pela presença constante, pelo cuidado silencioso, pela paciência nos momentos de exaustão e pela confiança inabalável. Sem ela, esta tese não teria sido possível.

"... E acredito, acredito sim, que os nossos sonhos, protegidos pelos lençóis da noite, ao se abrirem um a um no varal de um novo tempo, escorrem as nossas lágrimas, fertilizando toda a terra onde negras sementes resistem, reamanhecendo esperanças em nós." **Conceição Evaristo**

RESUMO

Esta tese investiga como as mudanças climáticas interagem com desigualdades raciais e territoriais para produzir disparidades em saúde no Brasil. Utilizando dados municipais, a pesquisa analisa a relação entre composição racial, vulnerabilidade climática e internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAPs), combinando análise fatorial, econometria espacial e estratégias de inferência causal. Inicialmente, desenvolve-se um Índice Composto de Vulnerabilidade Climática que sintetiza quatro dimensões: privação social, capacidade adaptativa urbana, estresse climático por secas e exposição a ondas de calor extremas. O índice apresenta forte concentração espacial de vulnerabilidade no semiárido nordestino, na Amazônia Legal, no Vale do Jequitinhonha e em bordas metropolitanas. Em seguida, modelos autorregressivos espaciais mostram que a proporção de população negra está positivamente associada às ICSAPs quando se controlam fatores climáticos, institucionais e de oferta de serviços de saúde, indicando que desigualdades raciais persistem mesmo após o ajuste por vulnerabilidades observáveis. Por fim, a partir de um *propensity score matching* espacial, estima-se o efeito causal da composição racial sobre a saúde em amostras pareadas de municípios estruturalmente semelhantes. Os resultados indicam que municípios com maior proporção de população negra apresentam taxas de ICSAPs entre 12% e 15% superiores às de seus contrafactuais, evidenciando que a vulnerabilidade climática no Brasil é multidimensional, espacialmente concentrada e racialmente estruturada. Os achados reforçam que as mudanças climáticas tendem a amplificar desigualdades históricas e produzir iniquidades sanitárias persistentes.

Palavras-chave: Mudanças Climáticas; Vulnerabilidade Climática; Desigualdades Raciais; Saúde pública; justiça ambiental.

ABSTRACT

This thesis investigates how climate change interacts with racial and territorial inequalities to produce health disparities in Brazil. Using municipal data, the research analyzes the relationship between racial composition, climate vulnerability, and hospitalizations for primary care-sensitive conditions (ICSAPs), combining factor analysis, spatial econometrics, and causal inference strategies. Initially, a Composite Climate Vulnerability Index is developed that synthesizes four dimensions: social deprivation, urban adaptive capacity, climate stress due to droughts, and exposure to extreme heat waves. The index shows a strong spatial concentration of vulnerability in the northeastern semi-arid region, the Legal Amazon, the Jequitinhonha Valley, and metropolitan edges. Next, spatial autoregressive models show that the proportion of the black population is positively associated with ICSAPs when controlling for climatic, institutional, and health service supply factors, indicating that racial inequalities persist even after adjusting for observable vulnerabilities. Finally, using spatial propensity score matching, we estimate the causal effect of racial composition on health in matched samples of structurally similar municipalities. The results indicate that municipalities with a higher proportion of black population have ICSAP rates between 12% and 15% higher than their counterfactuals, evidencing that vulnerability

Keywords: Climate Change; Climate Vulnerability; Racial Inequalities; Public Health; Environmental Justice.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Canais de transmissão das mudanças climáticas e segregação racial . . 37
Figura 3.1 – Estrutura conceitual da análise fatorial exploratória aplicada ao IVCS . 42
Figura 3.2 – Análise Paralela para Determinação do Número de Fatores. 49
Figura 3.3 – Matriz de Vizinhança 56
Figura 4.1 – Distribuição de temperaturas máxima e mínima por região. 66
Figura 4.2 – Frequência de ondas de calor por região. 68
Figura 4.3 – Ondas de calor no Brasil entre 1991 e 2023, segundo critérios de duração mínima (2, 3 e 4 dias) 69
Figura 4.4 – Precipitação média e evapotranspiração potencial por região. 70
Figura 4.5 – Aridez relativa por região. 71
Figura 4.6 – Fator de Privação Social 74
Figura 4.7 – Local Moran's I Cluster: Privação Social 75
Figura 4.8 – Fator de Capacidade Adaptativa Urbana 76
Figura 4.9 – Local Moran's I Cluster: Capacidade Adaptativa Urbana 77
Figura 4.10–Estresse Climático por Secas 78
Figura 4.11–Local Moran's I Cluster: Estresse Climático por Secas 80
Figura 4.12–Exposição ao Calor Extremo 81
Figura 4.13–Local Moran's I Cluster: Exposição ao Calor Extremo 82
Figura 4.14–Diagramas de dispersão de Moran para os fatores do IVCS 84
Figura 4.15–Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS) 86
Figura 4.16–Local Moran's I Cluster: IVCS 87
Figura 5.1 – Taxa de ICSAPs por 10 mil habitantes no Brasil (2014–2023) 90
Figura 5.2 – Distribuição regional das ICSAPs no Brasil 90
Figura 5.3 – Distribuição espacial das ICSAPs por quintis nos municípios brasileiros 92
Figura 5.4 – Autocorrelação espacial global e local da proporção de internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAP). 93
Figura 5.5 – Distribuição do Escore de Propensão Espacial Antes e Após o Pareamento 100
Figura 5.6 – P25de Composição Racial 102
Figura 5.7 – Mediana de Composição Racial 103
Figura 5.8 – P75 de Composição Racial 104
Figura C.1 – Dias do Ano com Ondas de Calor Extremas 125

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Variáveis utilizadas na construção do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial 45
Tabela 3.2 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na análise fatorial . . . 46
Tabela 3.3 – Comparação das soluções fatoriais segundo o método de rotação 50
Tabela 3.4 – Comunalidades das variáveis — qualidade de representação fatorial . . 52
Tabela 3.5 – Estatísticas descritivas da matriz de pesos espaciais 56
Tabela 3.6 – Definição das Variáveis Utilizadas na Análise Empírica 63
Tabela 3.7 – Estatísticas Descritivas das Variáveis do Modelo 64
Tabela 4.1 – Matriz de cargas fatoriais do IVCS 73
Tabela 4.2 – Distribuição dos municípios por faixa de intensidade dos fatores de vulnerabilidade climática 82
Tabela 5.1 – Comparação dos Modelos Autorregressivos Espaciais (SAR) 94
Tabela 5.2 – Estimativas dos Modelos Spatial Autoregressive Probit (MCMC) . . . 97
Tabela 5.3 – Balanço do Escore de Propensão e Distância Espacial Antes e Após o Pareamento por Quartis 98
Tabela 5.4 – Efeito da População Negra sobre ICSAP: Estimativas sobre a Amostra Pareada (PSM) 105
Tabela A.1 – Ranking Nacional de Vulnerabilidade Climática Socioespacial 122
Tabela B.1 – Lista Brasileira de Condições Sensíveis à Atenção Primária (ICSAP) . 123
Tabela C.1 – Estatísticas descritivas das variáveis climáticas 124
Tabela C.2 – Heatmap da Matriz de Correlações entre Variáveis Climáticas e Eventos Extremos 124

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AFE	Análise Fatorial Exploratória
APS	Atenção Primária à Saúde
ATT	Average Treatment Effect on the Treated
CadÚnico	Cadastro Único para Programas Sociais
CEMADEN	Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais
CID-10	Classificação Internacional de Doenças – 10ª Revisão
CNES	Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde
ESF	Estratégia Saúde da Família
ERA5	Fifth Generation ECMWF Reanalysis
E-S-A	Exposição, Sensibilidade e Capacidade Adaptativa
ICSAP	Internações por Condições Sensíveis à Atenção Primária
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
IPCC	Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas
IVCS	Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial
KMO	Kaiser-Meyer-Olkin
MMQ	Mínimos Quadrados
OECD	Organisation for Economic Co-operation and Development
OMS	Organização Mundial da Saúde
PNMC	Política Nacional sobre Mudança do Clima
PSM	Propensity Score Matching
RMSR	Root Mean Square of Residuals
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
SAR	Spatial Autoregressive Model
SAR-Probit	Modelo Probit Autorregressivo Espacial

SMD	Standardized Mean Difference
SUS	Sistema Único de Saúde
TLI	Tucker-Lewis Index
WHO	World Health Organization

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 16

2 VULNERABILIDADE CLIMÁTICA E DESIGUALDADES RACIAIS: FUNDAMENTOS TEÓRICOS E EVIDÊNCIAS . 19

2.1 Mudanças Climáticas, Eventos Extremos e Amplificação Observada 19

2.1.1 Indicadores de Vulnerabilidade Climática 22

2.2 Racismo Ambiental: Raízes Históricas e Mecanismos Causais da Desigualdade Climática 26

2.3 Canais de Transmissão da Vulnerabilidade Climática sobre os Sistemas Sociais 29

2.3.1 Atenção Primária em Saúde e Mudanças Climáticas 32

2.3.2 Impactos Diferenciados sobre a Saúde da População Negra 36

3 METODOLOGIA 40

3.1 Estrutura Teórica para construção de indicadores 40

3.2 Estrutura Empírica da Análise: Dados e Indicadores 43

3.2.1 Determinação do Número de Fatores 48

3.2.2 Comparação de Métodos de Rotação 50

3.2.3 Comunalidades das Variáveis 51

3.2.4 Agregação em Índice Composto 52

3.2.5 Esquema de Ponderação Baseado em Variância Explicada 53

3.2.6 Validação do Indicador, Implementação Computacional e Reprodutibilidade 54

3.3 Dependência Espacial e Estratégia de Identificação 55

3.3.1 Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) 55

3.4 Modelo Autorregressivo Espacial (SAR) 59

3.5 Modelo de Propensity Score Matching Espacial (PSM) 59

3.5.1 Definição do tratamento e do desfecho 60

3.5.2 Escore de propensão 61

3.5.3 Extensão espacial do modelo de propensão 61

3.5.4 Procedimento de pareamento 61

3.5.5 Dados e definição das variáveis 62

3.5.6 Avaliação do balanceamento 63

4 VULNERABILIDADE CLIMÁTICA SOCIOESPACIAL . . . 65

4.1 Mudanças Climáticas no Brasil e Padrões de Exposição Diferenciada 65

4.1.1 Gradiente Térmico Nacional e Heterogeneidade Regional 65

4.1.2 Ondas de Calor e Intensificação dos Extremos Térmicos 66

4.1.3 Alterações no Regime Hídrico: A Aridez como Segunda Dimensão de Exposição 70
4.2 Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial: Operacionalização do Framework E-S-A através de Análise Fatorial 71
4.2.1 Estrutura Fatorial do Índice de Vulnerabilidade Climática 72
4.2.2 Fator 2: Capacidade Adaptativa Urbana 75
4.2.3 Fator 3: Estresse Climático por Secas 77
4.2.4 Fator 4: Exposição ao Calor Extremo 80
4.2.5 Autocorrelação Espacial Global e Local 82
4.3 Padrões Espaciais da Vulnerabilidade Climática Socioespacial no Brasil . . . 85

5 EFEITOS DA COMPOSIÇÃO RACIAL SOBRE INTERNAÇÕES EVITÁVEIS: EVIDÊNCIA ESPACIAL E CONTRAFACTUAL 89
5.1 Panorama das Internações por Condições Sensíveis à Atenção Primária no Brasil 89
5.2 Associações Espaciais entre Composição Racial, Vulnerabilidade e ICSAPs . 93
5.3 Construindo o Contrafactual: Estratégia de Identificação por Propensity Score Matching Espacial 96
5.4 Efeitos da Composição Racial sobre Internações por Condições Sensíveis à Atenção Primária em Saúde 105

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS 107

REFERÊNCIAS 109

APÊNDICE A – RANKING NACIONAL DE VULNERABILIDADE CLIMÁTICA POR MUNICÍPIO 122

APÊNDICE B – DETALHAMENTO DA LISTA OFICIAL DE ICSAPS POR GRUPOS E CIDS 123

APÊNDICE C – ESTATÍSTICAS AUXILIARES DA ANÁLISE ESPACIAL 124

1 INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas configuram-se, segundo a Organização Mundial da Saúde, como a maior ameaça à saúde global no século XXI (World Health Organization, 2025). Essa caracterização não se apoia em projeções abstratas, mas em evidências já observadas. Entre 2000 e 2021, eventos climáticos extremos, como ondas de calor, enchentes, secas prolongadas e tempestades intensas, aumentaram de forma significativa em frequência, duração e intensidade em praticamente todas as regiões do planeta (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2021). Esses fenômenos têm produzido impactos diretos e indiretos sobre a saúde humana, incluindo aumento da mortalidade, expansão de doenças infecciosas e respiratórias, insegurança alimentar e deslocamentos populacionais forçados. A crise climática manifesta-se também como uma crise sanitária, cujos efeitos tendem a se intensificar à medida que o aquecimento global avança.

Entretanto, tais impactos não se distribuem de forma homogênea entre populações e territórios. Um consenso crescente na literatura indica que os efeitos das mudanças climáticas sobre a saúde seguem padrões estruturados de desigualdade social, econômica e racial. Grupos historicamente marginalizados como populações de baixa renda, comunidades negras, povos indígenas e mulheres em contextos de vulnerabilidade concentram simultaneamente maior exposição a riscos climáticos, maior sensibilidade aos seus efeitos e menor capacidade de adaptação (IPCC, 2022; World Health Organization, 2025; OTTO et al., 2017; BOSE, 2017; BERBERIAN et al., 2022). Essa desigualdade na distribuição dos impactos não é contingente, mas socialmente produzida. Ela resulta de trajetórias históricas de ocupação excludente do território, da concentração seletiva de infraestrutura e serviços, da alocação desigual de riscos ambientais e da proteção diferenciada conferida pelo Estado. Nesse sentido, as injustiças climáticas atuais representam a continuidade de padrões estruturais de injustiça ambiental e racial, que definem quem vive em áreas mais expostas, quem dispõe de menos recursos para enfrentar choques climáticos e quem permanece à margem das políticas de adaptação.

A literatura tem avançado de forma substantiva na compreensão desses mecanismos. Pesquisas no campo da justiça ambiental documentam, há décadas, como raça e segregação residencial estruturam a distribuição espacial de riscos ambientais (BULLARD, 1993b; PULIDO, 2017). Paralelamente, a literatura sobre vulnerabilidade climática consolidou o entendimento de que os impactos climáticos resultam da interação entre exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa, apresentando instrumentos analíticos para identificar populações mais vulneráveis (HOUGHTON et al., 2001). Estudos epidemiológicos recentes aprofundaram esse debate ao quantificar desigualdades raciais em mortalidade e morbidade associadas a eventos climáticos extremos (SONG et al., 2024; SANTOS et al., 2024).

Apesar desses avanços, o Brasil segue sub-representado nessa agenda de pesquisa.

Essa lacuna é especialmente significativa em um país que reúne elevada heterogeneidade climática, desigualdades socioeconômicas e raciais historicamente estruturadas e capacidades institucionais assimétricas de resposta e adaptação. Ainda são raros os estudos que articulem, de maneira sistemática, segregação racial, exposição a riscos climáticos e desfechos de saúde em escala municipal, nível federativo no qual se concentram a formulação e a implementação de grande parte das políticas públicas. Como consequência, persistem limitações empíricas substantivas para compreender como a intensificação das mudanças climáticas se entrelaça a desigualdades estruturais e se traduz em disparidades sanitárias no contexto brasileiro

Assim, o Brasil se apresenta como um caso ímpar para investigar essas interações. O país já enfrenta elevações consideráveis da temperatura média, intensificação das secas, aumento da frequência de eventos extremos de precipitação e deslocamento de vetores de doenças infecciosas (LAZZARI et al., 2024). Esses perigos não estão distribuídos de forma igual, mas sim em áreas onde as populações negras e de baixa renda têm vivido, ao longo da história, em lugares com menos infraestrutura urbana e menor acesso a serviços públicos (TELLES, 1995; SILVA; REQUIA, 2025). Nessa perspectiva, as mudanças climáticas tendem a amplificar desigualdades já existentes, acentuando diferenças raciais e regionais no que diz respeito à saúde.

Dessa forma, esta tese examina a extensão da relação entre a composição étnica dos municípios brasileiros e as desigualdades em saúde impactadas pelo clima, além de como essa relação se manifesta ao levar em conta vulnerabilidades socioambientais, climáticas e institucionais. Para tal, a pesquisa estabelece três objetivos principais: (i) elaborar um indicador composto de vulnerabilidade climática em âmbito municipal, que considere a exposição, a sensibilidade e a capacidade de adaptação; (ii) examinar empìricamente a relação entre a composição racial, a vulnerabilidade climática e as internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAPs), por meio de modelos econométricos espaciais; e (iii) adotar uma abordagem contrafactual fundamentada em *spatial propensity score matching* para identificar efeitos causais condicionais, atenuando os vieses de seleção decorrentes da distribuição não aleatória da população negra no espaço.

Os principais resultados apontam que a vulnerabilidade climática no Brasil possui uma estrutura multidimensional que se caracteriza por uma forte racialização e concentração espacial. A análise fatorial indica que a proporção da população negra constitui um elemento estrutural da dimensão de privação social, apresentando uma magnitude semelhante à de indicadores tradicionais de pobreza e mortalidade infantil. A elaboração do índice composto confirma a presença de significativa heterogeneidade territorial, destacando a concentração de vulnerabilidade extrema nas regiões do semiárido nordestino, na Amazônia Legal, no Vale do Jequitinhonha e nas áreas periféricas metropolitanas. Além disso, quando se faz um ajuste para vulnerabilidades socioambientais, as estimativas contrafactuais mostram que, apesar da estrutura do sistema de saúde e da proximidade geográfica, municípios com uma maior proporção de população negra têm taxas de internações que são de 13% a 16%

superiores em comparação aos seus contrafactuais. Os resultados obtidos sugerem que a composição étnica desempenha um papel como fator estrutural que influencia de maneira autônoma as disparidades em saúde suscetíveis às variáveis climáticas.

Sob uma perspectiva teórica, a tese fundamenta-se em três tradições que se complementam. A primeira refere-se à literatura acerca da vulnerabilidade climática, a qual concebe os impactos climáticos como consequência da interação entre fenômenos físicos e sistemas sociais e institucionais (HOUGHTON et al., 2001; SCHLOSBERG, 2007). A segunda refere-se à literatura acerca de justiça ambiental e racismo ambiental, a qual demonstra de que modo os processos históricos de segregação racial influenciam a distribuição de riscos ambientais (BULLARD, 1993b; COLE; FOSTER, 2001). A terceira abordagem trata dos determinantes sociais da saúde, a qual reconhece que a saúde é resultado de condições sociais, territoriais e institucionais distribuídas de maneira desigual (BRAVEMAN et al., 2011). A junção dessas abordagens possibilita a avaliação dos efeitos climáticos na saúde não como eventos exógenos e isolados, mas sim como fenômenos que são mediados socialmente e estruturados historicamente.

Ao combinar essas perspectivas, a pesquisa contribui com evidência inédita de que a vulnerabilidade climática em saúde no Brasil se organiza segundo padrões racializados. Os achados demonstram que os impactos climáticos tendem a intensificar desigualdades raciais estruturais, o que impõe a necessidade de políticas de adaptação desenhadas sob uma lógica de justiça distributiva, equidade racial e priorização de territórios historicamente marginalizados.

Por fim, esta tese organiza-se da seguinte forma. O Capítulo 2 apresenta a revisão de literatura e o referencial teórico que fundamentam a análise. Em seguida, o Capítulo 3 descreve as bases de dados utilizadas, os indicadores construídos e a abordagem metodológica adotada. O Capítulo 4 expõe os resultados obtidos a partir da construção do índice composto de vulnerabilidade climática socioespacial. Posteriormente, o Capítulo 5 investiga empiricamente a associação entre composição racial e ICSAPs, por meio de modelagem econométrica espacial e métodos de inferência contrafactual. O Capítulo 6 sintetiza os principais achados e discute suas implicações para a formulação de políticas públicas, bem como para futuras agendas de pesquisa.

2 VULNERABILIDADE CLIMÁTICA E DESIGUALDADES RACIAIS: FUNDAMENTOS TEÓRICOS E EVIDÊNCIAS

Este capítulo estabelece os fundamentos teóricos e empíricos que orientam a análise da vulnerabilidade climática e de suas interações com desigualdades raciais no Brasil. Parte-se do marco científico acerca das mudanças climáticas e da intensificação de eventos extremos para, em seguida, discutir como esses fenômenos se traduzem em riscos socialmente diferenciados por meio do arcabouço de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa proposto pelo IPCC. A revisão articula contribuições da literatura sobre indicadores de vulnerabilidade climática, justiça ambiental e racismo ambiental.

2.1 MUDANÇAS CLIMÁTICAS, EVENTOS EXTREMOS E AMPLIFICAÇÃO OBSERVADA

O sistema climático global está passando por mudanças rápidas e duradouras, cujos efeitos já são evidentes nos sistemas ambientais e sociais. O Intergovernmental Panel on Climate Change (2021) (IPCC) afirma, com elevado grau de confiança, que o aquecimento observado desde 1850 é predominantemente atribuído às atividades humanas. Essa conclusão representa uma convergência científica consolidada ao longo de décadas de avaliações sistemáticas do conhecimento climático disponível. Não se trata de projeções ou especulações acerca de cenários futuros, mas de uma realidade observada e amplamente documentada por diversas linhas de evidência independentes (IPCC, 2014; IPCC, 2022).

O IPCC define mudança climática como uma alteração duradoura no estado do clima, caracterizada por modificações significativas na média ou na variabilidade de suas propriedades, persistindo por décadas ou períodos mais longos (IPCC, 2014). Essa alteração pode decorrer de processos naturais intrínsecos ao sistema climático; contudo, nas últimas décadas, tem sido progressivamente atribuída a fatores antropogênicos, especialmente às emissões de gases de efeito estufa decorrentes das atividades humanas. A distinção temporal é central nessa discussão, pois as mudanças climáticas diferenciam-se da variabilidade climática natural por sua persistência, magnitude e tendência sistemática.

A manifestação mais imediata dessas transformações ocorre por meio da intensificação de fenômenos climáticos extremos. Ondas de calor tornaram-se mais intensas e prolongadas em praticamente todas as regiões continentais; eventos de precipitação extrema tornaram-se mais prováveis, especialmente em regiões tropicais e subtropicais; secas intensificaram-se em áreas cruciais para a produção global de alimentos; e observou-se intensificação de ciclones tropicais em diversos oceanos. Esses fenômenos ameaçam vidas humanas, comprometem a infraestrutura urbana e a produção agrícola, reduzem a disponibilidade hídrica e ocasionam perdas econômicas crescentes. As consequências humanitárias incluem estresse térmico, insegurança alimentar e deslocamentos populacionais associados

a secas prolongadas e inundações repentinas (IPCC, 2022; IPCC, 2014).

Segundo o IPCC, um evento climático extremo ocorre quando uma variável meteorológica, como temperatura ou precipitação, ultrapassa (ou fica aquém de) um limiar específico (SENEVIRATNE et al., 2021). Esses limiares podem ser relativos, como o percentil 90 da temperatura máxima diária em um período de referência, ou absolutos, como dias em que a temperatura excede 35°C. A escolha da definição influencia quais eventos são classificados como extremos, sua frequência observada e os impactos associados. Um dia com 36°C pode ser considerado extremo em uma cidade do sul do Brasil, mas não necessariamente em regiões historicamente mais quentes.

As mudanças climáticas afetam tanto a frequência quanto a magnitude desses eventos. A frequência refere-se ao número de ocorrências de um evento de determinada intensidade; a magnitude, por sua vez, corresponde à intensidade associada a um determinado período de recorrência. No caso das temperaturas extremas, evidências indicam que a frequência aumenta de forma não linear com o aquecimento global; assim, incrementos relativamente modestos na temperatura média podem resultar em aumentos desproporcionais na incidência de ondas de calor (SENEVIRATNE et al., 2021). Já a magnitude tende a variar de maneira mais linear. Essas dinâmicas têm implicações diretas para a saúde pública, uma vez que determinados limiares térmicos, como 35°C, estão associados a aumentos abruptos no risco de mortalidade e hospitalização (SALAS et al., 2024; EBI et al., 2021; BELL et al., 2018). À medida que tais limiares passam a ser frequentemente ultrapassados, os riscos deixam de ser excepcionais e tornam-se recorrentes, pressionando sistemas de saúde e exigindo estratégias contínuas de adaptação.

Além disso, a própria noção de “extremo” pode evoluir ao longo do tempo, à medida que sociedades e ecossistemas se ajustam, ou não, às novas condições climáticas. Essa dinâmica torna a avaliação de impactos mais complexa, sobretudo ao se analisar como diferentes grupos populacionais são afetados de forma desproporcional. Assim, compreender a definição de eventos extremos e a evolução de sua frequência e intensidade é fundamental para análises que articulam clima, território e saúde pública, especialmente considerando que populações marginalizadas enfrentam exposição diferenciada e menor capacidade de resposta a esses riscos (SCHLOSBERG, 2007).

Essas evidências reforçam a importância de análises que considerem as especificidades regionais do Brasil. A vulnerabilidade climática no país é heterogênea, configurando um mosaico de riscos influenciado tanto pelas características climáticas locais quanto por fatores sociais, raciais e institucionais próprios de cada território.

A intensificação e diversificação dos eventos extremos evidenciam a necessidade de compreender não apenas onde esses eventos ocorrem, mas também quem é mais impactado e por quais razões. A ocorrência de um fenômeno climático não implica, por si só, em desastre. A transformação de um evento natural em crise social resulta da interação entre o risco físico e as condições sociais, econômicas e institucionais das populações expostas. Essa constatação exige um arcabouço analítico que transcenda a dimensão estritamente

climatológica e incorpore as múltiplas dimensões da vulnerabilidade humana.

A relevância do conceito de vulnerabilidade climática ampliou-se significativamente nas últimas décadas, sobretudo diante do aumento na frequência e intensidade de eventos extremos. Com a expansão urbana, especialmente em áreas costeiras, e o agravamento dos riscos associados às mudanças climáticas, os níveis de exposição e risco têm aumentado. No Brasil, a extensão territorial e a diversidade socioambiental produzem impactos heterogêneos, que variam conforme as características socioeconômicas, ambientais e climáticas de cada localidade (CATELAN et al., 2024).

Desde o primeiro relatório de avaliação do IPCC, em 1990, análises de vulnerabilidade e risco tornaram-se centrais para compreender os impactos das mudanças climáticas, incluindo variações de temperatura, precipitação e elevação do nível do mar. Ao longo das sucessivas avaliações, o conceito de vulnerabilidade foi progressivamente refinado, consolidando-se como referência metodológica para grande parte da literatura.

De acordo com o IPCC, a vulnerabilidade às mudanças climáticas corresponde ao grau em que um sistema é suscetível ou incapaz de lidar com os efeitos adversos das alterações climáticas, incluindo variabilidade e eventos extremos. Ela é determinada pela natureza, magnitude e taxa das mudanças climáticas às quais o sistema está exposto, bem como por sua sensibilidade e capacidade adaptativa (MCCARTHY et al., 2001, p. 995).

Conceitualmente, a vulnerabilidade é estruturada em três componentes principais: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Essa tríade constitui o eixo organizador da maioria das análises contemporâneas, permitindo operacionalizar empiricamente um conceito frequentemente abstrato.

O primeiro componente, a exposição, refere-se à presença de pessoas, meios de subsistência, infraestrutura e ecossistemas em áreas sujeitas a perigos climáticos específicos, como ondas de calor, inundações ou secas (CARDONA et al., 2012). Trata-se de uma dimensão predominantemente geográfica, que responde à questão de onde os riscos incidem. Comunidades localizadas em encostas ou planícies de inundação, por exemplo, estão mais expostas a deslizamentos e enchentes.

Entretanto, a exposição não determina, isoladamente, a gravidade dos impactos. Essa gravidade depende da sensibilidade, entendida como o grau em que um sistema ou população é afetado negativamente quando exposto a um perigo (CARDONA et al., 2012). A sensibilidade está associada a fatores como idade, estado de saúde, dependência econômica de atividades sensíveis ao clima e acesso limitado a serviços essenciais. Assim, populações idosas são mais suscetíveis a ondas de calor, e comunidades agrícolas dependentes de chuva são mais vulneráveis à estiagem.

O terceiro componente, a capacidade adaptativa, refere-se à habilidade de antecipar, responder e se recuperar dos impactos associados aos riscos climáticos (CARDONA et al., 2012). Essa capacidade varia conforme renda, qualidade institucional, infraestrutura disponível, acesso à tecnologia e coesão social. Duas comunidades igualmente expostas e sensíveis podem experimentar impactos distintos se uma dispuser de sistemas de alerta

precoce, infraestrutura resiliente e mecanismos de proteção social, enquanto a outra carece desses recursos.

A relação entre esses três componentes pode ser expressa formalmente como:

$$\text{Vulnerabilidade} = f(E, S, A) \tag{1}$$

em que maiores níveis de exposição (E) e sensibilidade (S) elevam a vulnerabilidade, enquanto maior capacidade adaptativa (A) contribui para reduzi-la. A vulnerabilidade, portanto, não é inerente ao evento climático, mas resulta da interação entre o risco físico e as características estruturais do sistema social afetado.

Compreender a vulnerabilidade por meio dessa estrutura oferece três contribuições analíticas principais. Primeiramente, permite identificar populações vulneráveis não apenas pela ocorrência de eventos extremos, mas pelas condições sociais que amplificam seus efeitos. Em segundo lugar, possibilita análises espacialmente desagregadas, evidenciando desigualdades intra e inter-regionais frequentemente ocultas em abordagens agregadas. Por fim, estabelece um vínculo direto entre mudança climática e desigualdade social, demonstrando como os impactos climáticos atuam como amplificadores de iniquidades preexistentes, particularmente no que se refere à distribuição de recursos, infraestrutura e poder político. Essas desigualdades tornam-se ainda mais evidentes quando consideradas dimensões como raça e segregação residencial, que estruturam padrões sistemáticos de exposição diferenciada e acesso desigual a recursos adaptativos.

2.1.1 Indicadores de Vulnerabilidade Climática

A investigação quantitativa acerca da vulnerabilidade às alterações climáticas tem sido amplamente marcada pela aplicação de índices que objetivam avaliar os principais elementos que contribuem para essa vulnerabilidade (CATELAN et al., 2024). Vários estudos têm sugerido indicadores compostos para mensurar a vulnerabilidade climática, apresentando diferenças em relação aos critérios aplicados na escolha de variáveis, às fontes de dados frequentemente utilizadas e aos métodos estatísticos ou heurísticos de agregação.

A dimensão de exposição refere-se à essência e ao nível em que um sistema está sujeito a alterações climáticas relevantes (MCCARTHY et al., 2001). Normalmente, as variáveis categorizadas neste componente estão ligadas à ocorrência de eventos climáticos extremos, aos desastres naturais resultantes, a questões ambientais, bem como às mudanças climáticas futuras previstas (QUINTãO; OUTROS, 2017; MENEZES; OUTROS, 2018; SANTOS; OUTROS, 2019; VOMMARO et al., 2020; DERESSA et al., 2008; GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014).

A sensibilidade é definida como o grau com que um sistema é influenciado, de maneira negativa ou positiva, por estímulos associados ao clima (IPCC, 2011). O efeito pode manifestar-se de forma direta, como uma modificação na produtividade agrícola, ou de maneira indireta, como um prejuízo decorrente da elevação na frequência de inundações

provocada pelo aumento do nível do mar. O corpo literário abrange, neste elemento, variáveis referentes à condição de saúde da população e ao nível de dependência da agricultura (DERESSA et al., 2008; MENEZES; OUTROS, 2018; QUINTãO; OUTROS, 2017; SANTOS; OUTROS, 2019; VOMMARO et al., 2020; GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014).

Em última análise, a capacidade adaptativa é caracterizada como a habilidade de um sistema em se adaptar às alterações climáticas, com o intuito de reduzir danos, aproveitar oportunidades ou enfrentar suas consequências (MCCARTHY et al., 2001). Trata-se da habilidade de um sistema de se deslocar para uma situação menos suscetível a riscos, além de adaptar ou prever os fatores que impulsionam tais transformações (O'BRIEN; OUTROS, 2004; MONTERROSO; OUTROS, 2014). Os grupos socioeconômicos e territórios mais suscetíveis são os que estão intensamente expostos às alterações climáticas e apresentam uma capacidade de adaptação restrita (GEBREHIWOT; VEEN, 2013). Por conseguinte, neste componente, são levadas em consideração variáveis de natureza socioeconômica, política e institucional (O'BRIEN; OUTROS, 2004; DERESSA et al., 2008; GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014).

A produção literária tem exposto as questões teóricas e práticas relacionadas à combinação de variáveis em indicadores de vulnerabilidade climática. Conforme argumentam vários autores (DERESSA et al., 2008; GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014), uma das principais dificuldades reside na escolha das variáveis e na definição dos pesos a serem atribuídos a cada uma delas para a elaboração de um índice global.

Três métodos principais podem ser utilizados para a atribuição de pesos às variáveis: (a) por meio do conhecimento prévio de especialistas, (b) através da escolha arbitrária de pesos idênticos, ou (c) empregando métodos estatísticos, como a análise fatorial (AF) ou a análise de componentes principais (ACP), para determinar os pesos (GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014). A atribuição de pesos idênticos a todas as variáveis pode ocasionar uma estrutura desequilibrada no índice geral, uma vez que nem todos os indicadores influenciam de maneira equivalente a vulnerabilidade; além disso, essa abordagem é tida como excessivamente subjetiva (Joint Research Centre (JRC); OECD, 2008; GEBREHIWOT; VEEN, 2013). Alternativamente, a escolha de considerar as variáveis fundamentando-se na perspectiva de especialistas pode ser restringida pela carência de conhecimento especializado em comunidades menores, assim como pelas dificuldades em alcançar um consenso (GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014).

A abordagem que consiste na aplicação de métodos estatísticos tradicionais previne a dúvida em relação à distribuição igual de pesos quando uma variedade de variáveis é empregada (GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014). De forma específica, o método de análise fatorial possibilita a identificação e a ponderação estatística (e não subjetiva) das variáveis que mais influenciam a elaboração do índice composto geral (Joint Research Centre (JRC); OECD, 2008; CATELAN et al., 2024). A análise fatorial é

empregada para examinar a possibilidade de agrupar as variáveis originais coletadas em subconjuntos de novas variáveis que sejam mutuamente não correlacionadas, permitindo a identificação de fatores (variáveis latentes) que não apresentam correlação entre si, os quais sintetizam as informações mais relevantes das variáveis originais (MINGOTI, 2005).

Uma parte das pesquisas que tratam da vulnerabilidade climática considera também os três elementos (exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa) na definição do índice geral, conforme evidenciam os estudos de (MONTERROSO; OUTROS, 2014), (MENEZES; OUTROS, 2018), (QUINTãO; OUTROS, 2017), (SANTOS; OUTROS, 2019) e (VOMMARO et al., 2020).

Vários estudos de caráter internacional têm se empenhado em elaborar indicadores compostos que visam quantificar a vulnerabilidade climática em distintos contextos geográficos e socioeconômicos. Vincent (2004), por exemplo, sugeriu um índice de vulnerabilidade para 49 nações africanas, fundamentando-se na combinação de cinco subíndices que abordam aspectos como a estabilidade econômica, a configuração demográfica e a dependência de recursos naturais. Conforme Gbetibouo et al. (2010), ao examinar as províncias da África do Sul, foi elaborado um índice fundamentado em dezenove variáveis socioeconômicas e ambientais, empregando análise de componentes principais (ACP) para a distribuição de pesos. Os resultados demonstraram uma vulnerabilidade acentuada nas províncias marcadas por degradação do solo, alta densidade populacional rural, baixo índice de escolaridade e infraestrutura inadequada.

Adicionalmente, Gebrehiwot e Veen (2013) utilizaram a mesma técnica estatística para analisar os estados da Etiópia, chegando à conclusão de que as regiões mais áridas e com menor desenvolvimento socioeconômico demonstravam os níveis mais elevados de vulnerabilidade. No âmbito da América Latina, Monterroso e outros (2014) conduziram uma análise dos municípios mexicanos com base em variáveis climáticas, ambientais, socioeconômicas e setoriais. Por meio da análise fatorial (AF), os autores descobriram que aproximadamente 13% da população habitava em regiões com alta ou extremamente alta vulnerabilidade, vinculadas a elementos como degradação ambiental, desigualdade de gênero, escassez de irrigação agrícola e baixa produtividade em culturas alimentares essenciais. Os referidos estudos demonstram a variedade de abordagens metodológicas e a complexidade intrínseca à criação de indicadores compostos de vulnerabilidade climática em distintas escalas e contextos regionais.

No contexto brasileiro, múltiplas pesquisas têm sido realizadas em níveis estaduais e municipais. Quintão e outros (2017) investigaram a vulnerabilidade dos municípios de Minas Gerais e concluíram que a região leste do estado apresentava a maior vulnerabilidade, principalmente em razão da elevada frequência de desastres naturais e da reduzida proporção de cobertura vegetal nativa.

Menezes et al. (2018) examinaram os municípios do estado do Amazonas e verificaram que a região sul foi a mais suscetível, em razão da alta incidência de pobreza e das piores previsões climáticas projetadas para essa área. Enquanto Santos e outros (2019)

elaboraram um índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas para os municípios do Espírito Santo, observaram que as localidades localizadas na microrregião Noroeste do estado exibem vulnerabilidades superiores, devido aos mais adversos resultados socioeconômicos e ambientais.

Vommaro et al. (2020) realizaram uma análise da vulnerabilidade dos municípios do Maranhão em relação às mudanças climáticas, evidenciando que as mesorregiões central e oeste do estado se destacam como as mais suscetíveis devido ao aumento das temperaturas e à redução prevista das chuvas, além da elevada taxa de pobreza e do baixo desenvolvimento socioeconômico.

Os autores Zanetti et al. (2016) criaram o Índice de Vulnerabilidade Socioambiental para Áreas Costeiras, que foi aplicado à cidade de Santos, demonstrando que cerca de 70% do território de Santos é composto por áreas de alta vulnerabilidade, as quais se encontram predominantemente nas proximidades de canais de drenagem urbana, zonas residenciais e outras áreas edificadas.

Ao examinar o corpus de pesquisas analisadas, percebe-se a existência de semelhanças metodológicas relevantes. A valorização de indicadores socioeconômicos na esfera da sensibilidade é uma prática comum, assim como a adoção de métricas relacionadas ao meio ambiente e ao clima para estabelecer a exposição (QUINTãO; OUTROS, 2017; MENEZES; OUTROS, 2018; SANTOS; OUTROS, 2019; VOMMARO et al., 2020). A maioria das pesquisas alinha-se com a estrutura conceitual do IPCC, implementando as três dimensões da vulnerabilidade de maneira integrada.

Entretanto, há divergências significativas em relação à seleção das variáveis, à escala de análise, à metodologia de ponderação dos indicadores e até mesmo à terminologia utilizada. Enquanto determinados estudos enfatizam abordagens qualitativas ou participativas, outros se fundamentam substancialmente em modelos estatísticos e análises multivariadas. Essas distinções metodológicas não apenas evidenciam diferentes tradições acadêmicas, mas também visam objetivos diversos — que vão desde diagnósticos regionais de vulnerabilidade até modelos comparativos entre nações.

A principal restrição da abordagem socioeconômica reside no fato de que ela foca exclusivamente nas variações presentes na sociedade, ou seja, nas discrepâncias entre indivíduos ou grupos. Entretanto, as sociedades demonstram graus distintos de vulnerabilidade, não somente em decorrência de fatores sociopolíticos, mas também devido a fatores ambientais (DERESSA et al., 2008). As pesquisas que abordam as vulnerabilidades biofísica e social costumam englobar os três elementos, entretanto, apresentam restrições. Um dos pontos é a ausência de um método uniforme para integrar os índices biofísicos e socioeconômicos, pois a inclusão de dados diversos é um desafio, uma vez que essas variáveis frequentemente apresentam pesos distintos e desconhecidos (DERESSA et al., 2008).

Durante a presente revisão, foram constatadas lacunas significativas na literatura referente a indicadores de vulnerabilidade climática. Diversas investigações ainda neces-

sitam de uma validação empírica sólida, o que restringe sua aplicabilidade na prática. Adicionalmente, nota-se uma carência de investigações direcionadas à esfera municipal em nações do Sul Global, especialmente no Brasil, onde a maioria das pesquisas foca em análises estaduais ou em regiões específicas.

2.2 RACISMO AMBIENTAL: RAÍZES HISTÓRICAS E MECANISMOS CAUSAIS DA DESIGUALDADE CLIMÁTICA

A compreensão da vulnerabilidade climática como função de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa, discutida anteriormente, abre espaço para uma questão analítica central: por que certos territórios apresentam simultaneamente maior exposição a perigos climáticos, maior sensibilidade aos seus efeitos e menor capacidade adaptativa? Por que essa combinação adversa não se distribui aleatoriamente, mas concentra-se de forma sistemática e persistente em determinados grupos populacionais e territórios? A literatura sobre justiça ambiental, desenvolvida desde o final da década de 1980, oferece respostas empiricamente fundamentadas a essas questões. Estudos documentam que a distribuição espacial dos riscos ambientais, não apenas climáticos, mas também industriais, de poluição e de degradação, está estruturada pela desigualdade racial (BULLARD, 1993b; PULIDO, 2017). Esse corpo de evidências demonstra que tais padrões não refletem preferência residencial, escolha individual ou acaso, mas resultam de decisões institucionais, mercadológicas e políticas que historicamente alocaram grupos racializados em territórios de risco.

Esse conjunto de evidencias empíricas deu origem ao conceito de racismo ambiental, entendido como a forma sistemática pela qual populações negras e outros grupos racializados são historicamente mais expostos a riscos ambientais e menos protegidos por processos decisórios e institucionais. O termo foi cunhado no contexto dos movimentos por justiça ambiental nos Estados Unidos e consolidado academicamente pelos trabalhos seminais de Bullard (1993b). A literatura documenta, desde então, que populações negras e outros grupos racializados concentram-se em áreas com maior exposição à poluição, degradação ambiental e riscos à saúde, configurando um padrão que transcende explicações baseadas exclusivamente em renda ou classe social.

Os trabalhos pioneiros de Robert D. Bullard, particularmente *Dumping in Dixie* (1990) e *Confronting Environmental Racism* (1993), foram fundamentais para estabelecer empiricamente esse campo de estudos. Bullard documentou que, nos Estados Unidos, a localização de aterros sanitários, incineradores, refinarias e depósitos de resíduos tóxicos apresentava uma forte associação com a composição racial dos territórios (BULLARD, 1993b; BULLARD, 1990). Sua contribuição metodológica central foi demonstrar que a raça era um preditor consistente da presença de riscos ambientais, frequentemente com maior poder explicativo do que variáveis estritamente socioeconômicas como renda ou valor da terra.

Esses resultados deslocaram o debate que se concentrava em classes sociais para

debater o aspecto racial. Estudos anteriores, predominantemente econômicos, atribuíam concentrações de poluição principalmente ao custo da terra, argumentando que firmas instalavam-se onde terrenos eram mais baratos. A evidência apresentada por Bullard revelou que essa explicação era incompleta. Mesmo controlando por renda e valor imobiliário, a raça permanecia como preditor significativo, sugerindo que mecanismos adicionais como discriminação ativa, assimetrias de poder político e restrições ao mercado de terras operavam além da lógica de preços (BULLARD, 1993b; BULLARD, 1990).

A partir desses resultados, a literatura evoluiu em duas vertentes principais, conforme sistematizado por Banzhaf et al. (2019). A primeira vertente, predominantemente correlacional, consolidou a documentação sistemática da coexistência entre fontes de poluição e concentração de populações racializadas. Trabalhos seminais como o relatório da *United Church of Christ* (Commission for Racial Justice, 1987), os estudos de Bullard (1993b) e as análises de Been (1994) estabeleceram que essa coexistência era estatisticamente robusta e geograficamente correlacionada. A partir da década de 1990, surgiu uma segunda vertente enfatizando a identificação de mecanismos causais subjacentes. Essa abordagem, representada pelos trabalhos de Hamilton (1995), Mohai e Saha (2006) e Wolverton (2009), incorporou modelos explícitos de decisão locacional, controles socioeconômicos rigorosos e estruturas espaciais complexas. O objetivo deslocou-se de documentar onde as desigualdades ambientais ocorrem para explicar como e por que elas se formam e se reproduzem ao longo do tempo.

Uma contribuição dessa segunda vertente, amplamente replicado na literatura, é a persistência do efeito da raça mesmo após controles por variáveis socioeconômicas. Mohai e Saha (2007) e Downey e Hawkins (2008) demonstram que, quando pesquisadores controlam simultaneamente por renda, características produtivas, valores imobiliários e outros fatores econômicos, o efeito da raça permanece explicativo. Essa persistência tem sido interpretada na literatura como evidência da atuação de mecanismos estruturais de discriminação racial.

Banzhaf et al. (2019) propõem um modelo teórico no qual firmas, ao selecionar locais para instalação, internalizam custos políticos e regulatórios diferenciados conforme a composição racial da comunidade. Segundo esse modelo, em comunidades negras com menor poder político organizado, os custos percebidos de resistência comunitária e regulação são menores, incentivando a alocação de atividades ambientalmente indesejáveis nessas áreas e criando concentrações espaciais persistentes de risco.

Para explicar como essas desigualdades são sistematicamente produzidas e reproduzidas, a literatura identifica três mecanismos principais que operam de forma articulada. O primeiro mecanismo, denominado localização estratégica ou *siting*, sistematizado Cole e Foster (2001), refere-se ao processo pelo qual decisões sobre onde instalar aterros, incineradores, refinarias e outras fontes de risco ambiental tendem a priorizar áreas com menor valor da terra, fraca organização política e alta vulnerabilidade social, características frequentemente associadas a comunidades racializadas.

Um exemplo emblemático dessa lógica é o *Cerrell Report* (1984), documento técnico produzido para orientar decisões de alocação de resíduos na Califórnia, que recomendava explicitamente a seleção de locais com base em "menor resistência política", visando áreas com populações de baixa renda e menor escolaridade (Commission for Racial Justice, 1987). Esse processo de *siting* inicial, conforme argumenta a literatura, estabelece o padrão geográfico da exposição diferencial que persiste ao longo do tempo.

Uma vez instaladas as fontes de poluição, opera o segundo mecanismo identificado pela literatura: a seleção residencial ou *sorting*. Been (1994), Hamilton (1995) e Hanna (2007) evidenciam que a presença de atividades poluidoras desvaloriza imóveis e reduz a atratividade das áreas afetadas, desencadeando dinâmicas de mobilidade seletiva. Suas análises demonstram que famílias com maior poder aquisitivo e mobilidade social evitam ou abandonam esses territórios, enquanto grupos com menor acesso a crédito, redes de apoio ou informação permanecem. Evidências longitudinais indicam que a renda média de áreas impactadas declina significativamente após a introdução desses tipos atividades.

A literatura também destaca que, mesmo quando controladas por renda e escolaridade, famílias negras enfrentam restrições persistentes à mobilidade residencial. Crowder e Downey (2010), utilizando dados longitudinais, demonstram que a discriminação racial nos mercados de habitação e crédito estadunidense, manifestada através de financiadores que oferecem menos crédito em áreas racializadas, proprietários que discriminam na venda, e imobiliárias que direcionam seletivamente, consolida também padrões de segregação ambiental. Seus resultados concluem que famílias brancas apresentam maior probabilidade de sair de bairros ambientalmente degradados, enquanto famílias negras, ainda que com recursos econômicos equivalentes, permanecem mais expostas devido a barreiras estruturais à mobilidade. Essa diferenciação racial na capacidade de *sorting* é interpretada na literatura como evidência de que a desigualdade ambiental resulta não apenas de decisões economicas iniciais, mas também de processos subsequentes de mobilidade racialmente estruturados.

O terceiro mecanismo identificado pela literatura corresponde às falhas regulatórias e aplicação desigual da lei. Ringquist (2005) e Konisky (2009), apontam que comunidades racializadas recebem menor fiscalização de agências ambientais, sanções mais brandas diante de violações e respostas mais lentas em situações de risco à saúde pública. Esse viés institucional, argumentam os autores, reforça a assimetria de poder político e representação, ampliando não apenas a exposição aos riscos ambientais, mas fragilizando os mecanismos públicos de prevenção e mitigação. O racismo ambiental manifesta-se, assim, também como vulnerabilidade institucional, dimensão crítica para compreender a persistência das desigualdades ambientais ao longo do tempo.

Uma corrente mais recente da literatura, utilizando metodologias longitudinais, tem demostrado como essa desigualdade ambiental se acumula ao longo do tempo não apenas entre territórios, mas ao longo das trajetórias individuais. Pais et al. (2014), em trabalho metodologicamente inovador com dados georreferenciados longitudinais, demonstra que

indivíduos negros são desproporcionalmente alocados em trajetórias de exposição persistentemente elevada ou crescente a riscos ambientais, enquanto indivíduos brancos tendem a seguir trajetórias de exposição baixa e estável. Essencialmente, essas disparidades persistem após controle por renda, escolaridade e suburbanização, sugerindo que a discriminação residencial e a vulnerabilidade habitacional operam de forma relativamente autônoma em relação à classe social. Esses fatores consolidam, nesta literatura, a interpretação da raça como determinante substantivo das trajetórias de exposição ambiental, reproduzindo desigualdades duradouras que não podem ser adequadamente explicadas apenas por fatores de classe (CROWDER; DOWNEY, 2010).

Ao articular evidências sobre mecanismos espaciais, institucionais e intergeracionais, a literatura consolida o racismo ambiental como componente estrutural da vulnerabilidade climática. Retomando a metodologia de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa discutido anteriormente, os estudos revisados demonstram que o racismo ambiental opera simultaneamente nas três dimensões: determina onde a exposição a riscos climáticos e ambientais é concentrada através de decisões de localização e segregação residencial; eleva a sensibilidade ao comprometer acesso a infraestrutura, serviços de saúde e condições habitacionais adequadas; e reduz a capacidade adaptativa através de barreiras à mobilidade, menor poder político e aplicação desigual de regulações protetivas.

A literatura converge, portanto, na interpretação do racismo ambiental não como fator adicional ou secundário, mas como uma das forças fundamentais que estrutura a vulnerabilidade climática em escala de territórios e populações. Consequentemente, conforme argumentam Downey et al. (2008) e Schlosberg et al. (2017), as mudanças climáticas não criam desigualdades novas, mas amplificam desigualdades já existentes, com implicações diretas para a saúde, resiliência e bem-estar de populações racializadas. Compreender como esses padrões se manifestam especificamente nos impactos à saúde requer examinar os canais através dos quais a segregação racial e os riscos climáticos se traduzem em impactos diferenciados.

2.3 CANAIS DE TRANSMISSÃO DA VULNERABILIDADE CLIMÁTICA SOBRE OS SISTEMAS SOCIAIS

Os impactos das mudanças climáticas variam amplamente conforme as condições sociais, econômicas e institucionais de cada território. Embora a elevação das temperaturas, a intensificação das secas ou a frequência de enchentes sejam fenômenos físicos quantificáveis, os danos causados por esses eventos são profundamente mediados por desigualdades estruturais. Compreender os efeitos da mudança climática requer, portanto, atenção não apenas aos riscos ambientais, mas também às estruturas sociais que moldam a exposição, a sensibilidade e a capacidade de resposta das populações afetadas (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022a). Os efeitos das mudanças climáticas manifestam-se simultaneamente em múltiplas dimensões da vida social, econômica e ambiental.

No plano econômico, eventos climáticos extremos e o aumento da variabilidade climática afetam negativamente o crescimento do PIB, ampliam a volatilidade econômica e impõem pressões adicionais sobre as contas fiscais e os sistemas financeiros (TOL, 2009; IBARRARÁN et al., 2009; FEYEN et al., 2020; ALESSANDRI; MUMTAZ, 2021). Esses impactos ocorrem por meio de choques na produtividade, no investimento e na arrecadação pública, bem como pelo aumento dos riscos financeiros associados a perdas físicas e à transição para economias de baixo carbono.

Também são amplas as evidências dos impactos sobre sistemas naturais, os quais sofrem transformações profundas que, por sua vez, retroalimentam os próprios efeitos econômicos. O aquecimento global tem provocado uma redistribuição espacial acelerada das espécies, alterando a composição das comunidades ecológicas e comprometendo a provisão de serviços ecossistêmicos essenciais à atividade econômica e ao bem-estar humano (PECL et al., 2017; MOONEY et al., 2009; Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022b; Intergovernmental Panel on Climate Change, 2021).

Nesse contexto, uma vertente consolidada da literatura tem se dedicado a examinar a agricultura e a segurança alimentar como um dos principais canais de transmissão dos impactos climáticos sobre a economia e o bem-estar social. Esses estudos mostram que alterações nos regimes de precipitação, a maior frequência de secas e o aumento das temperaturas afetam diretamente a produtividade agrícola, a estabilidade da oferta de alimentos e a renda no meio rural. Tais efeitos tendem a ser socialmente assimétricos, incidindo com maior intensidade sobre pequenos produtores e agricultores familiares, cuja capacidade de adaptação é limitada por restrições de crédito, tecnologia e acesso a políticas públicas, configurando a agricultura como um dos campos centrais da literatura de impactos climáticos e vulnerabilidade socioeconômica (RÖTTER; GEIJN, 1999; FISCHER et al., 2002; LIBONATI et al., 2022; BIBI; RAHMAN, 2023; SMITH et al., 2007).

A partir dessa perspectiva, torna-se evidente que os efeitos das mudanças climáticas não se restringem aos sistemas produtivos ou ecológicos, mas se materializam de forma particularmente crítica na saúde humana, dimensão onde os múltiplos vetores de vulnerabilidade se entrelaçam e se acumulam. Choques climáticos que afetam a produção agrícola, os ecossistemas e a dinâmica econômica acabam se traduzindo, direta ou indiretamente, em agravos à saúde, seja por meio da insegurança alimentar, da degradação ambiental, da exposição a eventos extremos ou da sobrecarga dos sistemas públicos. Por essa razão, a literatura tem reconhecido a saúde como um dos campos centrais para compreender como riscos climáticos se convertem em perdas concretas de bem-estar e em aprofundamento das desigualdades sociais. A Organização Mundial da Saúde, nesse sentido, caracteriza a mudança climática como a maior ameaça à saúde global no século XXI, destacando que seus impactos configuram uma crise estrutural de saúde pública, e não apenas um conjunto de choques episódicos (ORGANIZATION et al., 2021; BARCELLOS et al., 2022; World Health Organization, 2025).

Evidências recentes demonstram de forma consistente que as mudanças climáticas

já configuram um dos principais determinantes ambientais da saúde humana. Relatórios de referência, como o *Lancet Countdown* e o Relatório Especial da COP30 para Saúde, documentam que o aumento da frequência e intensidade de ondas de calor, secas, incêndios florestais e eventos extremos tem resultado em elevação expressiva da mortalidade, especialmente entre idosos, crianças e populações socialmente vulneráveis (ROMANELLO et al., 2025; World Health Organization, 2025).

Além dos efeitos diretos, esses relatórios destacam múltiplos canais indiretos pelos quais o clima afeta a saúde, incluindo a redução da capacidade laboral devido ao calor extremo, o agravamento da poluição atmosférica e a expansão geográfica de doenças transmitidas por vetores, como a dengue (ROMANELLO et al., 2025). Na América do Sul, essas dinâmicas são particularmente críticas, dada a combinação entre alta vulnerabilidade climática, desigualdades socioeconômicas persistentes e sistemas de saúde com capacidade adaptativa limitada. O relatório *South America report of The Lancet Countdown on health and climate change* aponta aumentos expressivos na mortalidade associada ao calor, na incidência de doenças sensíveis ao clima e na insegurança alimentar, agravando condições preexistentes de pobreza e exclusão social (HARTINGER et al., 2023).

Tais estudos também convergem ao destacar que os impactos das mudanças climáticas sobre a saúde são distribuídos de forma profundamente desigual, afetando de maneira desproporcional países de baixa e média renda, áreas rurais e populações marginalizadas (World Health Organization, 2025). Apesar da robustez das evidências científicas, persistem lacunas significativas na preparação institucional, no financiamento para adaptação em saúde e na implementação de políticas integradas de mitigação e proteção da saúde (ROMANELLO et al., 2025). Nesse contexto, a literatura enfatiza que a ação climática opera como um vetor que potencializa iniquidades pré-existentes (BARCELLOS et al., 2022; HARTINGER et al., 2023).

O Brasil apresentam reflexos diretos desses padrões globais de impactos climáticos sobre a saúde. O país encontra-se exposto a múltiplos vetores de risco climático cujas manifestações variam regionalmente e refletem a profunda heterogeneidade climática, ecológica e socioeconômica regionais (BARCELLOS et al., 2008; FERREIRA et al., 2023). Segudno Lazzari et al. (2024) o Brasil tem ampliando temperaturas extremas, a intensificação de secas prolongadas, eventos de precipitação excessiva e elevação da frequência de eventos compostos. Segundo os autores a anomalia de temperatura no Brasil aumentou mais de 1°C nos últimos 60 anos, com distribuição espacial heterogênea. Sendo que a região Nordeste apresenta tendência a secas acentuada, agravando vulnerabilidades socioambientais já históricas, enquanto a região Sul aumentos significativo de eventos de precipitação intensa, podendo elevar os riscos de inundações e perdas agrícolas.

A complexidade dos impactos das mudanças climáticas sobre a saúde no contexto brasileiro é sistematizada por Ferreira et al. (2023), que identificam múltiplos canais através dos quais alterações climáticas se traduzem em desfechos sanitários diferenciados. Os autores argumentam que o Brasil é um *hotspot* de doenças infecciosas emergentes

devido à sua localização tropical e rica biodiversidade. Por isso, enfrenta riscos amplificados através de eventos climáticos como *El Niño, La Niña*, ondas de calor, secas e inundações. Entre 2000 e 2018, segundo os autores o país registrou 65 inundações representando 71% dos desastres naturais e responsáveis por 2.435 mortes, 88% das fatalidades por desastres no período. Suas projeções de estresse térmico indicam que, sob o extresse do aquecimento global, a fração de mortes cardiovasculares atribuíveis ao calor alcançará 40% nas capitais do Norte, 35% no Nordeste e 25% no Centro-Oeste. Os autores, também identificam que vulnerabilidade a socioeconômica constitui o indicador com maior influência na determinação dos impactos climáticos à saúde.

No entanto, ainda há lacunas significativas nos estudos sobre os impactos ambientais na saúde no Brasil, com concentração de pesquisas em regiões metropolitanas e escassez em áreas rurais, cidades médias e nas regiões Norte e Nordeste. Além disso, desfechos como doenças renais, metabólicas, neurodegenerativas e transtornos mentais são pouco explorados. Do ponto de vista metodológico, o uso de indicadores compostos e a integração de dados ambientais e determinantes sociais permanecem limitados, apontando para a necessidade de estudos mais amplos, multicêntricos e de longo prazo , segundo o (BRASIL. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação, 2025).

Essas transformações climáticas traduzem-se em aumento da morbimortalidade associada ao clima. Ondas de calor elevam significativamente o risco de doenças cardiovasculares e respiratórias, especialmente entre idosos, crianças pequenas e populações em situação de pobreza. Segundo Costa et al. (2021) o Sul do Brasil registrou aumentos expressivos nas hospitalizações durante ondas de calor ou frio, com efeitos que podem se prolongar por dias após o evento extremo. Logo, as desigualdades sociais e territoriais determinam quem sofre mais intensamente os efeitos das mudanças climáticas, configurando um padrão no qual os impactos climáticos operam como multiplicadores de iniquidades pré-existentes.

2.3.1 Atenção Primária em Saúde e Mudanças Climáticas

Se os mecanismos socais e de adequação residencial estruturam padrões sistemáticos de vulnerabilidade climática diferencial, conforme documentado anteriormente, uma questão latente é como sistemas de saúde podem responder de forma equitativa a populações desigualmente expostas, sensíveis e com capacidades adaptativas heterogêneas. A Atenção Primária à Saúde tem sido identificada por organismos internacionais como elemento estratégico dessa resposta (LOKOTOLA et al., 2023; HAINES et al., 2024; KADANDALE et al., 2020). Seu posicionamento territorial, como primeiro ponto de contato entre indivíduos, famílias e comunidades com o sistema de saúde, confere à APS capacidade única de detectar, prevenir e responder aos efeitos climáticos sobre a saúde em escala local, particularmente entre populações mais vulneráveis (MINH et al., 2014). Essa capacidade de resposta territorialmente situada torna-se ainda mais relevante quando se considera

que as vulnerabilidades climáticas manifestam-se de forma espacialmente heterogênea, exigindo intervenções adaptadas às especificidades de cada contexto.

Segundo a OMS a atenção primaria pode ser definida como:

> *Primary health care is a whole-of-society approach to health that aims to maximize the level and equitable distribution of health and well-being by focusing on people's needs and preferences as early as possible along the continuum from health promotion and disease prevention to treatment, rehabilitation and palliative care* (World Health Organization, 2024, p. 4).

Essa definição destaca a atenção primária não apenas como um conjunto de serviços de saúde, mas como uma abordagem sistêmica que visa promover a equidade e a continuidade do cuidado ao longo de todo o percurso da atenção à saúde. Tais elementos se tornam especialmente relevantes frente à distribuição desigual dos riscos climáticos à saúde, que afetam de maneira desproporcional determinados grupos populacionais. Ao reconhecer a APS como estratégia central para maximizar o bem-estar de forma equitativa, reforça-se seu potencial em lidar com exposições e vulnerabilidades diferenciadas por meio de intervenções territorialmente sensíveis e orientadas pelas necessidades específicas das comunidades.

A OMS, propõe a construção de sistemas de saúde resilientes ao clima, fundamentado em seis pilares dos sistemas de saúde e incorporando dez componentes específicos de adaptação climática (World Health Organization, 2015). Esses componentes incluem preparação para emergências, monitoramento integrado de riscos, sistemas de vigilância, avaliações de vulnerabilidade, desenvolvimento de tecnologias e infraestruturas resilientes ao clima (HAINES et al., 2024). A aplicação destas indicações tem demonstrado utilidade para avaliar capacidades sistêmicas em contextos de recursos limitados, como evidenciado por Minh et al. (2014), Lokotola et al. (2023).

A literatura identifica múltiplos canais através dos quais a APS pode atuar na adaptação climática. Frente a riscos como eventos climáticos extremos, temperaturas extremas, doenças transmitidas por vetores e água, insegurança alimentar, poluição do ar e consequências para saúde mental, três categorias principais de intervenções são destacadas como prioritárias (LOKOTOLA et al., 2023; WALKER et al., 2011). Primeiro, estratégias de comunicação em saúde e modificação de comportamentos, operando desde o nível individual até a transformação de normas sociais comunitárias. Segundo, ações de fortalecimento do capital social e resiliência comunitária, enfatizando vínculos entre semelhantes, conexões entre diferentes grupos e acesso a recursos externos e institucionais. Terceiro, modificações no ambiente construído para redução de vulnerabilidades térmicas, promoção de transporte sustentável e criação de espaços verdes urbanos (WALKER et al., 2011; MINH et al., 2014).

Apesar do potencial da APS, evidências internacionais revelam lacunas significativas entre o reconhecimento dos riscos climáticos e a capacidade efetiva de resposta. Estudos

com profissionais de APS na China documentam alto reconhecimento dos efeitos climáticos na saúde, mas persistem desconexões importantes no entendimento científico das causas e mecanismos (YANG et al., 2020; MINH et al., 2014). Enquanto a maioria dos profissionais identifica corretamente consequências como doenças relacionadas ao calor e disseminação de vetores infecciosos, menos da metade compreende adequadamente as causas antropogênicas das mudanças climáticas. Essa lacuna entre reconhecimento de efeitos e compreensão de causas subjacentes pode limitar a capacidade de implementar intervenções baseadas em evidências e de engajar comunidades em ações preventivas efetivas.

A literatura também identifica barreiras estruturais que limitam a capacidade da APS de responder adequadamente aos desafios climáticos. O financiamento inadequado é apontado como a principal barreira, seguido pela dificuldade de tornar o tema prioritário e pela escassez de força de trabalho qualificada (YANG et al., 2020; HAINES et al., 2024). Em países de baixa renda, estima-se que o investimento per capita em APS precise aumentar de 25 para 65 dólares *per capita*, incluindo recursos para intervenções preventivas e cuidados comunitários, a fim de alcançar ganhos substanciais em expectativa de vida e preparação para mudanças climáticas (HAINES et al., 2024). Além das limitações financeiras, profissionais enfrentam capacitação insuficiente, ausência de especialistas, limitações nos sistemas de informação/alerta precoce e currículos de formação que não abordam adequadamente a interface entre clima e saúde (LOKOTOLA et al., 2023). Essas barreiras são particularmente persistentes em contextos de recursos limitados, onde se sobrepõem as desigualdades preexistentes em outras dimensões do desenvolvimento.

Portanto, embora a APS seja reconhecida como um eixo central da resposta climática no setor saúde, sua efetividade depende fundamentalmente da superação dessas barreiras estruturais e da construção de capacidades que integrem conhecimento científico, equidade territorial e coordenação sistêmica. Experiências exitosas em sistemas de alerta para ondas de calor, controle vetorial comunitário e intervenções com co-benefícios demonstram a viabilidade dessas abordagens quando adequadamente financiadas e institucionalmente apoiadas (WALKER et al., 2011). No entanto, a lacuna entre conhecimento e ação prática permanece como desafio central, particularmente em contextos caracterizados por desigualdades sociais e territoriais profundas, onde as vulnerabilidades climáticas à saúde se manifestam de forma mais aguda.

2.3.1.1 Condições Sensíveis à Atenção Primária no Brasil

As Internações por Condições Sensíveis à Atenção Primária (ICSAPs) correspondem a um conjunto de agravos à saúde cuja ocorrência, em grande medida, pode ser evitada por meio de ações oportunas, eficazes e contínuas no âmbito da atenção primária à saúde (APS). Esses eventos incluem doenças infecciosas preveníveis, agravos crônicos controláveis, complicações de condições agudas e desfechos associados ao cuidado pré-natal, cuja hospitalização é interpretada como indicativo indireto de falhas no acesso, na qualidade

ou na resolutividade da atenção básica (ALFRADIQUE et al., 2009; MALVEZZI et al., 2018; NEDEL et al., 2010). Nesse sentido, as ICSAPs têm sido amplamente utilizadas na literatura nacional e internacional como um indicador de desempenho dos sistemas de APS, refletindo tanto a capacidade de prevenção quanto a efetividade do acompanhamento clínico longitudinal, especialmente em contextos marcados por desigualdades socioeconômicas e territoriais.

No contexto brasileiro, o marco legal e institucional das ICSAPs foi estabelecido pela Portaria nº 221, de 17 de abril de 2008, do Ministério da Saúde, que oficializou a Lista Brasileira de Internações por Condições Sensíveis à Atenção Primária, estruturada segundo grupos de causas e diagnósticos definidos pela Classificação Internacional de Doenças (CID-10) (BRASIL, 2008). A formulação dessa lista resultou de um processo de consulta pública e teve como fundamento a Política Nacional de Atenção Básica e a priorização da Estratégia Saúde da Família (ESF), adaptando experiências internacionais às especificidades epidemiológicas e territoriais do país. A Portaria define explicitamente as ICSAPs como instrumento de avaliação da APS e da utilização da atenção hospitalar, passível de aplicação nos âmbitos nacional, estadual e municipal, consolidando seu uso como métrica central no monitoramento do Sistema Único de Saúde (SUS) e na análise das desigualdades regionais e sociais em saúde no Brasil (BRASIL, 2008; SANTOS et al., 2014; SANTOS et al., 2022).

A composição da lista reflete uma concepção ampla da APS, incorporando desde agravos preveníveis por imunização e doenças infecciosas/carenciais até condições crônicas como hipertensão, diabetes, asma e insuficiência cardíaca, bem como eventos relacionados ao cuidado pré-natal e à saúde da mulher. Essa heterogeneidade evidencia que as ICSAPs não capturam apenas falhas pontuais no acesso aos serviços, mas também déficits cumulativos na prevenção, no diagnóstico precoce, no manejo clínico contínuo e na coordenação do cuidado ao longo do tempo (ALFRADIQUE et al., 2009; NEDEL et al., 2010).

A literatura demonstra reduções consistentes nas taxas de ICSAPs ao longo das últimas duas décadas, associadas à expansão da ESF. Santos (2002) analisaram o período 2010–2019 e encontraram queda estatisticamente significativa nas taxas padronizadas nacionais e regionais (de 557,6 para 318,9 por 10 mil habitantes, -42,8%), com maiores reduções em regiões com maior cobertura da ESF. Em Minas Gerais, Santos et al. (2014) observaram diminuição de 15,8% nas ICSAPs entre 2000 e 2010, concentrada em municípios com cobertura ESF >70% .

Estudos ecológicos reforçam associações inversas, por exemplo, Veloso et al. (2022) em Belo Horizonte encontraram correlações negativas significativas entre cobertura ESF e taxas/custos de ICSAPs quando >70% de cobertura; Souza et al. (2011) registraram tendência de queda em quase todos os municípios mineiros, atribuída à APS. Revisões sistemáticas, como Nedel et al. (2010), sintetizam que características da APS (cobertura, resolutividade) reduzem risco de ICSAPs em até 30%.

Recentemente, Montilla et al. (2025) revisaram 15 estudos sobre idosos (1998–2019)

e confirmaram predominância de desenhos ecológicos, com ICSAPs crônicas (hipertensão, diabetes) mais impactadas pela APS. Lentsck et al. (2016) mapearam 50 estudos brasileiros, destacando variações regionais com Norte/Nordeste com taxas 2x maiores que Sul/Sudeste.

Essa heterogeneidade evidencia que as ICSAPs são particularmente adequadas para analisar desigualdades territoriais e sociais, permitindo interpretar variações nas internações como expressão de assimetrias estruturais na organização e efetividade da APS no Brasil (MALVEZZI et al., 2018; SANTOS et al., 2022).

2.3.2 Impactos Diferenciados sobre a Saúde da População Negra

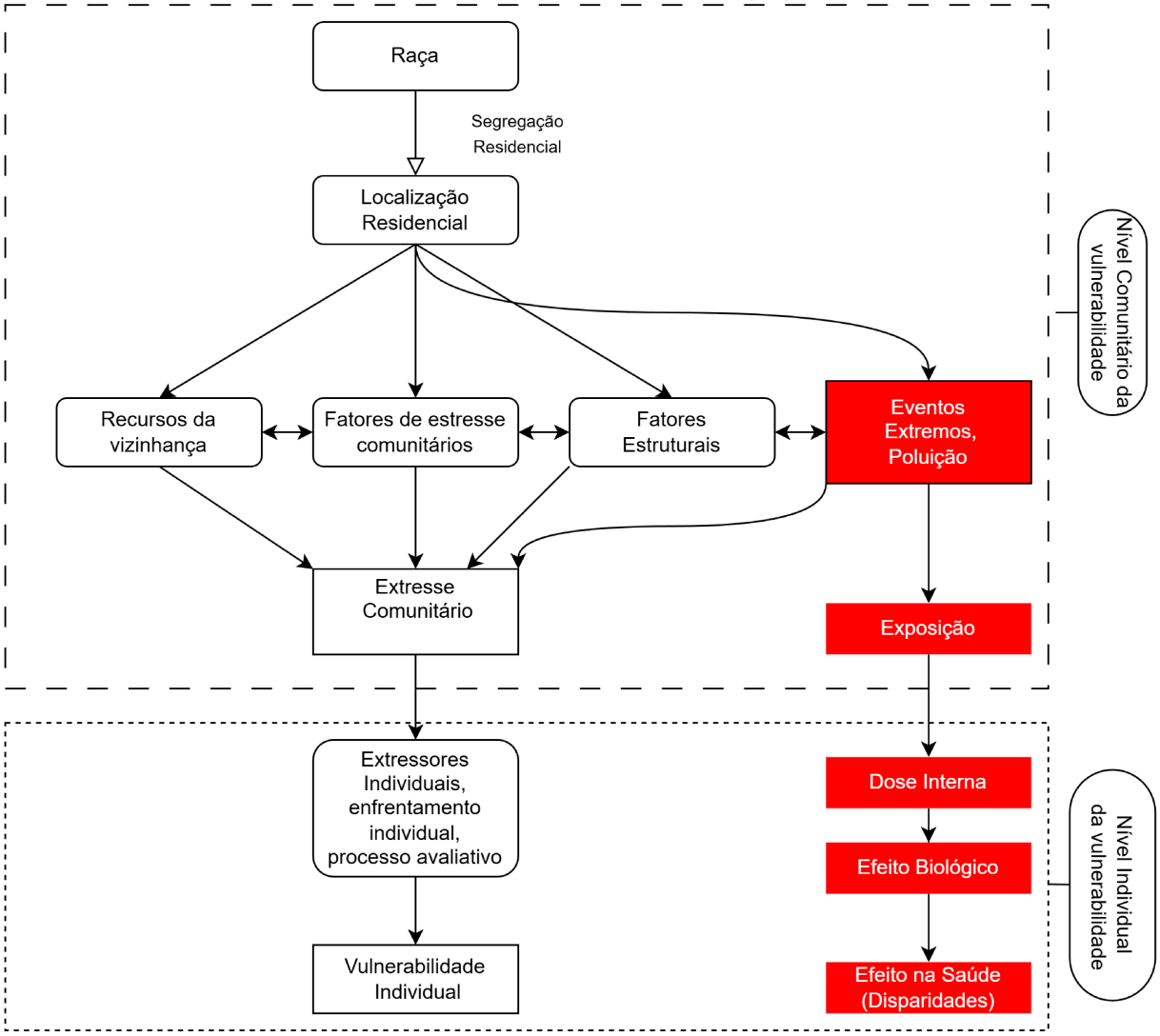
Os mecanismos de racismo ambiental anteriormente apresentados materializam-se em impactos diferenciados sobre a saúde das populações negras. Se os processos de *siting*, *sorting* e aplicação desigual de regulações determinam padrões sistemáticos de exposição diferencial a riscos ambientais e climáticos, torna-se fundamental examinar como essas desigualdades se traduzem em desfechos sanitários específicos. A literatura sobre clima e saúde tem documentado, de forma crescente, que as mudanças climáticas não apenas amplificam riscos de saúde preexistentes, mas o fazem de maneira profundamente desigual, seguindo as linhas de estratificação racial já estabelecidas (DEIVANAYAGAM et al., 2023; SONG et al., 2024).

Revisões sistemáticas recentes consolidam evidências sobre a distribuição desigual dos impactos climáticos na saúde. Song et al. (2024), em revisão sistemática de estudos quantitativos sobre clima e saúde, identificam que minorias étnico-raciais e populações de baixa renda concentram maior mortalidade e morbidade associadas a calor extremo, em eventos climáticos extremos, sob insegurança alimentar e doenças infecciosas. Neste estudo os resultados demonstram que essa distribuição assimétrica não resulta de maior exposição isoladamente, mas da interação entre exposição elevada, maior sensibilidade biológica e social, e menor capacidade adaptativa. Em mesma linha Deivanayagam et al. (2023), em revisão de escopo sobre clima, saúde e justiça , argumentam que populações negras, indígenas, migrantes e outros grupos racializados sofrem exposição diferencial a calor, eventos extremos, poluição do ar e insegurança alimentar, resultando em maior carga de doenças físicas e mentais. Os autores enfatizam que as mudanças climáticas intensificam desigualdades raciais preexistentes, configurando o que denominam injustiça climática estrutural.

Os múltiplos canais através dos quais raça, segregação residencial e exposição ambiental se convertem em disparidades de saúde podem ser sistematizados conforme ilustrado na Figura 2.1. Proposto por Payne-Sturges et al. (2006) integra duas dimensões analíticas do racismo ambiental o nivel comunitario e o individual. No nível comunitário, a raça opera como determinante estrutural que, através da segregação residencial, condiciona a localização residencial de grupos racializados. Essa localização diferencial determina, por sua vez, o acesso a recursos da vizinhança, a intensidade de fatores de estresse

comunitários, as características estruturais do ambiente construído e, essencialmente, a exposição a eventos extremos e poluição ambiental.

Figura 2.1 – Canais de transmissão das mudanças climáticas e segregação racial



Fonte: Adaptado de Payne-Sturges et al. (2006)

Esses elementos interagem para produzir níveis diferenciados de estresse comunitário e exposição física a riscos climáticos e ambientais. No nível individual, o estresse comunitário acumulado traduz-se em estressores individuais que, mediados por processos de enfrentamento e avaliação, configuram vulnerabilidade individual específica. Simultaneamente, a exposição física a poluentes e riscos climáticos converte-se em dose interna, que produz efeitos biológicos culminando em disparidades observáveis nos desfechos de saúde. Esse framework evidencia que disparidades raciais em saúde climática não resultam de fatores isolados, mas de cadeias causais complexas que conectam processos estruturais de segregação a mecanismos fisiológicos de adoecimento, operando simultaneamente através de vias psicossociais e de exposição física.

Evidências empíricas mais específicas dos Estados Unidos detalham os múltiplos desfechos através dos quais disparidades raciais em saúde são mediadas por exposições

climáticas. Banahene (2024) também por revisão de escopo apontam que a literatura recente tem implicado maior risco em pessoas negras, latinas, indígenas e outras minorias para mortalidade geral, doenças cardiovasculares e respiratórias, agravos renais, comprometimento da saúde mental, desfechos perinatais adversos e doenças infecciosas associadas a calor extremo, furacões, inundações e exposição à fumaça de incêndios florestais. Particularmente relevante é a constatação de que crianças negras apresentam vulnerabilidade agravada, sugerindo que disparidades raciais em saúde climática iniciam-se precocemente e que podem ter impacto por toda a vida.

Esses achados ecoam padrões de desigualdade ambiental documentados há décadas. Walker Jr. et al. (1995), já na da década de 1990, havia demonstrado que que afro-americanos viviam desproporcionalmente próximos a fontes de poluição industrial e apresentavam maior carga de doenças respiratórias, cardiovasculares e câncer. A persistência dessas disparidades ao longo de três décadas sugere que, na ausência de intervenções estruturais, padrões de desigualdade ambiental tendem a se reproduzir e potencialmente se intensificar sob mudanças climáticas aceleradas.

Estudos recentes te demonstrado que como mudanças climáticas, racismo estrutural e acesso desigual a alimentos formam um ciclo de estressores que afetam desproporcionalmente populações negras e outras minorias (EK et al., 2024). Os eventos climáticos extremos e degradação ambiental não apenas agravam, mas amplificam sistematicamente a insegurança alimentar em comunidades racializadas que já enfrentam barreiras estruturais ao acesso a alimentos nutritivos, resultado direto de processos históricos de desinvestimento em seus territórios. De forma precursora, Brulle e Pellow (2006) haviam antecipado esses debates ao proporem uma agenda de pesquisa e ação política em justiça ambiental que integrasse decisões históricas de uso do solo, políticas urbanas e seus efeitos cumulativos sobre indicadores de saúde

No contexto brasileiro, evidências recentes começam a documentar padrões similares de desigualdade racial e econômica na exposição a riscos climáticos e seus impactos na saúde. Silva e Requia (2025) conduziram estudo nacional combinando dados georreferenciados de temperatura extrema com informações por setor censitários, calculando exposição ponderada pela população a dias de calor intenso. Seus resultados indicam que populações indígenas, pretas e pardas e grupos de menor renda são sistematicamente os mais expostos a dias de calor extremo. A exposição indígena é aproximadamente 47% maior que a de brancos, enquanto o quartil mais pobre apresenta exposição quase três vezes superior ao quartil mais rico. O calor extremo, um dos principais vetores de risco à saúde sob mudanças climáticas, também distribui-se de forma profundamente estratificada por raça e renda no Brasil.

A exposição diferencial ao calor também se traduz em disparidades mensuráveis de mortalidade. Santos et al. (2024), em estudo de séries temporais em áreas urbanas brasileiras, estimaram mortalidade atribuível ao calor ao longo do século XXI e analisaram diferenças por idade, raça/cor, escolaridade e indicadores socioeconômicos. Seus resultados

apontam padrão sistemático de desigualdade racial entre pessoas com 65 anos ou mais, negros e pardos apresentaram razões de mortalidade por calor estatisticamente superiores às de pessoas brancas em múltiplas regiões metropolitanas. Em Belém, Recife, Brasília, Goiânia, São Paulo e Rio de Janeiro, as razões variaram entre 1,33 e 2,30 para negros/pardos, comparadas a 1,16–1,44 para brancos. Particularmente notável é o caso de Cuiabá, onde a razão entre mulheres idosas negras e pardas (3,25) foi mais que o dobro da observada para mulheres brancas (1,60). Significativamente, em nenhuma das regiões analisadas o excesso de mortalidade entre brancos superou o de negros e pardos, evidenciando que riscos climáticos não operam em vácuo, mas interagem sistematicamente com estruturas preexistentes de desigualdade racial.

Em contraste dos estudos anteriores, Requia e Castelhano (2023) utilizam o conceito de penalidade climática para quantificar como variações climáticas afetaram as concentrações de material particulado fino ($PM_{2,5}$) em municípios brasileiros, analisando subsequentemente disparidades por raça e renda na exposição a essas penalidades. Em escala nacional, o estudo identificou que 5.086 municípios apresentaram penalidades climáticas positivas, indicando aumento de $PM_{2,5}$ associado a mudanças climáticas. Contudo, os padrões de desigualdade revelaram-se espacialmente heterogêneos e contraintuitivos enquanto em nível nacional a população branca apresentou penalidade climática 31,60% superior à de pardos. Já nas regiões Centro-Oeste e Sul, áreas com maiores penalidades absolutas, a população negra foi o grupo mais exposto. Disparidades de renda mostraram-se mais consistentes espacialmente, com o grupo de alta renda experimentando penalidades 115,16% superiores ao grupo de baixa renda nacionalmente.

Em síntese, a revisão de literatura evidencia que, embora haja arcabouços conceituais consolidados e evidências crescentes sobre a relação entre mudanças climáticas, vulnerabilidade e saúde, persistem lacunas substantivas que limitam sua operacionalização empírica e sua utilidade para políticas públicas no contexto brasileiro. Em particular, destacam-se: a escassez de indicadores de vulnerabilidade climática validados em escala municipal; a ausência de análises causais que desagreguem os mecanismos pelos quais segregação residencial racial se traduz em exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa diferenciadas; a limitada compreensão da heterogeneidade espacial desses processos fora dos grandes centros urbanos; e a fragmentação entre diagnósticos territoriais de vulnerabilidade e a análise de desfechos específicos de saúde sensíveis ao clima. Diante dessas lacunas, esta tese se posiciona ao integrar, em escala municipal, a construção de um índice composto de vulnerabilidade climática socioespacial com estratégias econométricas espaciais e contrafactuais, permitindo avaliar de forma rigorosa se — e por quais canais — desigualdades raciais e territoriais se materializam em disparidades concretas de saúde no Brasil, contribuindo tanto para o avanço da literatura quanto para o desenho de políticas de adaptação climática orientadas por evidência.

3 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a estratégia metodológica adotada para operacionalizar e analisar a vulnerabilidade climática socioespacial nos municípios brasileiros. Inicialmente, descreve-se o processo de construção do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS), baseado em análise fatorial exploratória aplicada a um amplo conjunto de indicadores socioeconômicos, demográficos, climáticos e de infraestrutura urbana. Em seguida, detalham-se os procedimentos de agregação dos fatores em um índice composto, bem como os testes de adequação, validação e reprodutibilidade. Por fim, o capítulo expande a análise para uma estratégia de identificação causal, combinando técnicas de econometria espacial e Propensity Score Matching espacial, com o objetivo de estimar os efeitos da composição racial municipal sobre desfechos de saúde sensíveis à atenção primária, controlando explicitamente para dependência espacial e heterogeneidade territorial.

3.1 ESTRUTURA TEÓRICA PARA CONSTRUÇÃO DE INDICADORES

A vulnerabilidade climática constitui um fenômeno multidimensional que não é diretamente mensurável. Para operacionalizar este conceito, foi necessário sintetizar informações provenientes de múltiplas variáveis observadas referentes a dimensões distintas: exposição climática, sensibilidade socioeconômica e capacidade adaptativa urbana. A análise fatorial exploratória se apresenta como a técnica estatística mais apropriada para esta finalidade, pois permite identificar estruturas latentes nos dados e reduzir o conjunto original de variáveis a um número menor de dimensões interpretáveis.

Conforme a literatura especializada, particularmente os trabalhos seminais de Matos e Rodrigues (2021) sobre análise fatorial nas ciências humanas e sociais, e as diretrizes internacionais para construção de indicadores compostos estabelecidas pela Joint Research Centre (JRC) e OECD (2008), a análise fatorial exploratória é especialmente adequada quando se busca explorar a estrutura subjacente dos dados sem pressupor um modelo teórico completamente pré-definido. Neste sentido, a abordagem adotada nesta pesquisa permite que os agrupamentos naturais das variáveis surjam dos dados empíricos, sendo posteriormente validados através de critérios estatísticos rigorosos.

A análise é particularmente recomendada em contextos onde o objetivo é descobrir agrupamentos naturais de variáveis e sugerir fatores subjacentes a partir dos dados. Esta flexibilidade metodológica é recomendada quando se trabalha com dados sociodemográficos e climáticos heterogêneos, cujas inter-relações podem ser mais complexas do que inicialmente previsto.

A representação matemática da análise fatorial exploratória constitui um dos pilares para a compreensão de sua aplicação e interpretação. Conforme destacam Hair et al. (2005) e Matos e Rodrigues (2019), o modelo fatorial pode ser expresso através de um sistema de

equações lineares que relacionam as variáveis observadas aos fatores latentes subjacentes.

O modelo de análise fatorial exploratória pode ser expresso pela seguinte equação fundamental:

$$\mathbf{X} = \mathbf{\Lambda F} + \epsilon \tag{2}$$

onde $\mathbf{X}$ é a matriz $n \times p$ das variáveis observadas padronizadas (com n municípios e p indicadores), $\mathbf{\Lambda}$ é a matriz $p \times k$ de cargas fatoriais, $\mathbf{F}$ é a matriz $n \times k$ dos escores fatoriais (com k fatores latentes), e ϵ representa a matriz $n \times p$ de erros específicos ou variância única não explicada pelos fatores.

Para cada variável individual X_j, o modelo pode ser decomposto como:

$$X_j = \lambda_{j1}F_1 + \lambda_{j2}F_2 + \cdots + \lambda_{jk}F_k + \epsilon_j \tag{3}$$

onde λ_{ji} representa a carga fatorial da variável j no fator i, F_i é o i-ésimo fator comum, e ϵ_j é o erro específico da variável j.

A estrutura de covariância da matriz de dados pode ser decomposta em dois componentes principais:

$$\mathbf{\Sigma} = \mathbf{\Lambda\Lambda^T} + \mathbf{\Psi} \tag{4}$$

onde $\mathbf{\Sigma}$ é a matriz de covariância das variáveis observadas, $\mathbf{\Lambda\Lambda^T}$ representa a variância comum compartilhada entre as variáveis através dos fatores, e $\mathbf{\Psi}$ é uma matriz diagonal contendo as variâncias específicas (unicidades).

A comunalidade h_j^2 de cada variável, que representa a proporção de sua variância explicada pelos fatores comuns, é calculada como:

$$h_j^2 = \sum_{i=1}^{k} \lambda_{ji}^2 = 1 - \psi_j \tag{5}$$

onde ψ_j é a unicidade da variável j. A variância total explicada pelo modelo é dada pela soma das comunalidades:

$$\text{Variância Explicada} = \frac{1}{p}\sum_{j=1}^{p} h_j^2 \tag{6}$$

Após a extração dos fatores, aplica-se uma rotação oblíqua (Promax) para facilitar a interpretação, permitindo que os fatores sejam correlacionados. A matriz de cargas rotacionada $\mathbf{\Lambda}^*$ mantém as propriedades de reprodução da matriz de covariância, mas oferece uma estrutura mais interpretável:

$$\mathbf{\Lambda}^* = \mathbf{\Lambda T} \tag{7}$$

onde $\mathbf{T}$ é a matriz de transformação ortogonal ou oblíqua.

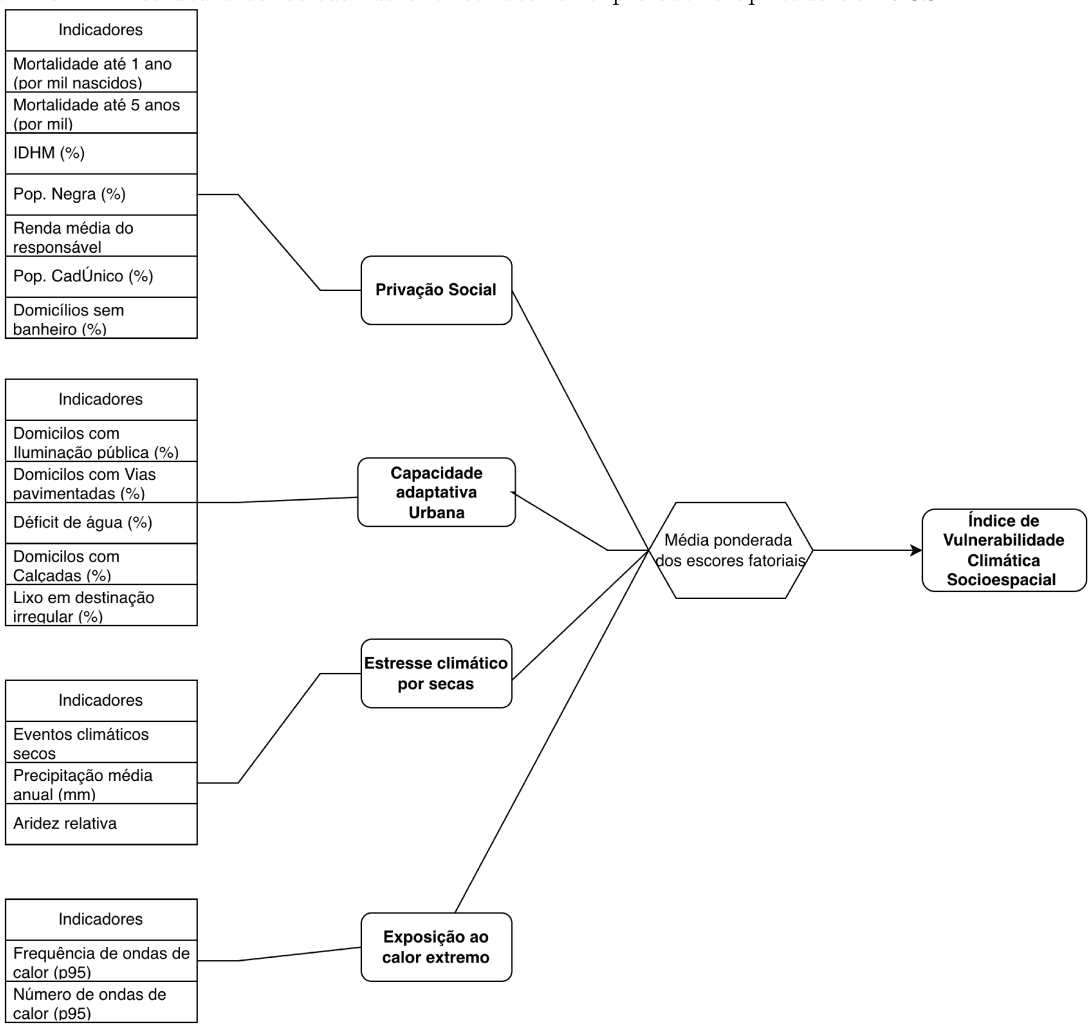
Finalmente, o Índice Composto de (IVCS) para cada município é calculado como a média ponderada dos escores fatoriais padronizados:

$$\text{IVCS}_i = \frac{\sum_{j=1}^{k} w_j \cdot F_{ij}}{\sum_{j=1}^{k} w_j} \tag{8}$$

onde F_{ij} é o escore do município i no fator j, e w_j é o peso do fator j, geralmente proporcional à variância explicada por esse fator.

A Figura 3.1 apresenta a estrutura conceitual resultante deste modelo, onde os indicadores observáveis (caixas à esquerda) são explicados por fatores latentes (caixas centrais), que por sua vez convergem para o índice composto através de uma média ponderada dos escores fatoriais.

Figura 3.1 – Estrutura conceitual da análise fatorial exploratória aplicada ao IVCS



Fonte: Elaboração própria.

Essa abordagem tem sido amplamente adotada em estudos nacionais e internacionais sobre índices de vulnerabilidade municipal Prestes et al. (2018), Teresa et al. (2021), fornecendo respaldo teórico e metodológico às escolhas realizadas neste trabalho. No eixo da exposição, foram incluídas variáveis que capturam a frequência e a intensidade de

eventos climáticos extremos, tais como a frequência de ondas de calor acima do percentil 90, o número de ocorrências de ondas de calor, além de secas, precipitação média e índices de aridez. Esses indicadores dialogam com metodologias de organismos como a OECD e o *Climate Risk Index*, que utilizam anomalias térmicas e hídricas para mapear riscos climáticos em escala local (ECKSTEIN et al., 2025; OECD, 2022; INSTITUTO VOTORANTIN, 2024).

A dimensão de sensibilidade incorpora variáveis que refletem desigualdades sociais historicamente enraizadas, como o percentual de famílias no Cadastro Único, a proporção da população negra, indicadores de saúde infantil (mortalidade de menores de um ano e proporção de mortalidade de menores de cinco anos) e de infraestrutura domiciliar e sanitária (déficit de acesso à água, percentual de domicilios com descarte irregular de lixo, percentual de esgotamento sanitário inadequado e proporção de domicílios precários). Esses fatores estão associados a uma maior suscetibilidade aos impactos climáticos, conforme evidenciado por estudos que relacionam pobreza, raça e infraestrutura precária a riscos ampliados à saúde, tanto em contextos urbanos como na região amazônica (ITDP Brazil, 2025; JACQUEZ et al., 2010).

Por fim, a capacidade adaptativa foi estimada a partir de variáveis que indicam o potencial de resposta das populações frente aos riscos climáticos, como a renda média dos responsáveis domiciliares, o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e o acesso à infraestrutura urbana (proporção de iluminação pública, proporção de calçamento e proporção de vias pavimentadas). Essas variáveis estão inversamente relacionadas à vulnerabilidade em diversos estudos nacionais (AZEVEDO et al., 2024; PRESTES et al., 2018; INSTITUTO VOTORANTIN, 2024).

3.2 ESTRUTURA EMPÍRICA DA ANÁLISE: DADOS E INDICADORES

A transição do modelo teórico apresentado para sua aplicação empírica requer a especificação das variáveis observadas que comporão a matriz $\mathbf{X}$, a definição dos critérios de adequação dos dados e a estratégia de estimação dos fatores latentes. No contexto deste estudo, a operacionalização do modelo fatorial busca capturar as múltiplas dimensões da vulnerabilidade climática nos municípios brasileiros, articulando indicadores de exposição a eventos climáticos extremos, sensibilidade sociodemográfica e capacidade adaptativa territorial.

A seleção das variáveis fundamenta-se tanto no arcabouço teórico (Exposição-Sensibilidade-Adaptação) quanto na disponibilidade de dados secundários consolidados e confiáveis para a totalidade dos municípios brasileiros. Esta seção apresenta, portanto, a caracterização da base de dados utilizada, as propriedades estatísticas das variáveis selecionadas e os procedimentos metodológicos específicos adotados na estimação da estrutura fatorial, estabelecendo a ponte entre o modelo teórico e a realidade empírica da vulnerabilidade climática no território nacional.

A base de dados utilizada neste estudo compreende a totalidade dos 5.570 municípios brasileiros, configurando um universo censitário de análise. Essa abrangência elimina a necessidade de procedimentos de amostragem e reduz potenciais vieses de seleção, conferindo elevada robustez estatística aos resultados. As informações foram obtidas a partir de fontes secundárias consolidadas e amplamente utilizadas na literatura, com cobertura temporal situada, entre 2010 e 2022, conforme a disponibilidade específica de cada variável. Para estas variáveis foi feita a média do período.

Tabela 3.1 – Variáveis utilizadas na construção do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial

Variável	Descrição	Unidade	Ano(s)	Fonte
Mortalidade infantil	Óbitos de crianças menores de 1 ano	Taxa por 1.000 nascidos vivos	2022	BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente (SVSA) (2026)
Mortalidade na infância	Óbitos de crianças menores de 5 anos	Taxa por 1.000	2022	BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente (SVSA) (2026)
População negra	População preta e parda residente no município	Proporção sobre a população total	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
Domicílios sem banheiro	Moradias sem banheiro ou sanitário	Proporção sobre o total de domicílios	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
Destinação inadequada do lixo	Domicílios sem coleta regular ou destinação adequada	Proporção sobre o total de domicílios	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
Renda média do responsável	Renda média mensal do responsável pelo domicílio	Reais (R$)	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
Iluminação pública	Domicílios com iluminação pública no entorno	Proporção sobre o total de domicílios	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
Calçadas	Domicílios com calçada no entorno	Proporção sobre o total de domicílios	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
Vias pavimentadas	Domicílios situados em vias pavimentadas	Proporção sobre o total de domicílios	2022	IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2022)
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal	Índice (0–1)	2010	IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (2026)
População no CadÚnico	Famílias em situação de vulnerabilidade socioeconômica	Proporção de famílias cadastradas	2012–2022	(BRASIL. Ministério do Desenvolvimento e Assistência Social, Família e Combate à Fome, 2025)
Esgotamento sanitário inadequado	Domicílios sem rede ou solução adequada de esgoto	Proporção sobre o total de domicílios	2022	(BRASIL. Ministério das Cidades, 2024)
Frequência de ondas de calor	Número médio anual de eventos de calor extremo (p95)	Eventos por ano	1991–2022	Hersbach et al. (2023)
Número de ondas de calor	Número total anual de ondas de calor extremo (p95)	Eventos por ano	1991–2022	Hersbach et al. (2023)
Eventos climáticos secos	Ocorrência média anual de eventos de seca	Eventos por ano	2012–2022	CEMADEN - Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (2026)
Precipitação média anual	Volume médio anual de precipitação	Milímetros (mm)	2012–2022	(SOARES et al., 2024)
Índice de aridez relativa	Indicador de estresse hídrico climático	Razão ETo / Precipitação	2012–2022	(SOARES et al., 2024)

Os dados estão disponiveis no repositorio: https://github/vitormarinho/IVCS

Fonte: Elaboração própria.

O tamanho da base é amplamente adequado para a aplicação da Análise Fatorial Exploratória (AFE). Recomendações clássicas indicam um mínimo entre 5 e 10 observações por variável para garantir estabilidade das cargas fatoriais e confiabilidade da estrutura latente identificada (HAIR et al., 2005; STEVENS, 1992). Considerando as 21 variáveis

incluídas na análise, o número mínimo recomendado variaria entre 105 e 210 observações. Nesse sentido, a utilização de aproximadamente 5.570 municípios supera amplamente tais requisitos, assegurando elevada precisão na estimação dos fatores e reduzindo a sensibilidade dos resultados a flutuações amostrais.

As estatísticas descritivas também apresentam assimetrias relevantes em diversas variáveis, com concentração de valores próximos a zero em parte dos municípios, especialmente nos indicadores de eventos climáticos extremos, contrastando com caudas superiores expressivas em regiões mais expostas. Tal comportamento reforça a necessidade de padronização prévia das variáveis e da adoção de métodos capazes de capturar estruturas correlacionais subjacentes, justificando o uso da AFE como estratégia de redução de dimensionalidade na construção do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS).

Adicionalmente, as estatísticas descritivas indicam assimetrias e concentrações relevantes em determinadas variáveis, como a elevada incidência de valores próximos a zero em eventos climáticos extremos em parte dos municípios, contrastando com caudas superiores expressivas em regiões mais expostas. Esse comportamento reforça a necessidade de padronização prévia das variáveis e da utilização de métodos que captem correlações estruturais entre indicadores, em vez de análises univariadas isoladas. Assim, tanto o tamanho da amostra quanto as propriedades estatísticas das variáveis apresentadas na Tabela 3.2 oferecem suporte empírico sólido para a aplicação da Análise Fatorial Exploratória no contexto da construção do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial.

Tabela 3.2 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na análise fatorial

Variável	N	Mínimo	p25	Mediana	Média	p75	Máximo
Índice de aridez relativa (ETo/Precipitação)	5568	0,353	0,800	1,055	1,426	1,574	7,600
Déficit de acesso à água potável	5425	-0,360	0,079	0,240	0,285	0,450	1,000
Eventos climáticos secos (média anual)	5067	0,000	0,000	0,333	0,615	1,000	5,091
Freq. média anual de ondas de calor (p95)	5565	17,600	31,800	38,000	39,747	45,400	89,600
IDHM	5565	0,386	0,597	0,657	0,653	0,708	0,857
Tx. de mortalidade infantil (<1 ano)	5565	8,512	14,627	17,730	19,619	24,553	47,308
Nº médio anual de ondas de calor (p95)	5565	4,800	7,800	8,800	9,051	10,000	15,600
Prop. de famílias no CadÚnico	5570	0,031	0,377	0,545	0,542	0,717	1,000
Prop. dom. esgotamento inadequado	5570	0,000	0,163	0,410	0,451	0,730	1,000
Prop. dom. destinação inadequada do lixo	5570	0,000	0,051	0,148	0,199	0,311	0,981
Precipitação média anual (mm)	5568	0,864	2,812	3,702	3,685	4,551	10,380
Prop. dom. com calçada	5570	0,000	0,364	0,545	0,545	0,735	0,990
Prop. dom. com iluminação pública	5570	0,043	0,497	0,670	0,655	0,829	0,997
Proporção da população negra	5570	0,025	0,374	0,608	0,560	0,753	0,972
Prop. dom. em vias pavimentadas	5570	0,026	0,400	0,568	0,574	0,761	0,996
Tx. de mortalidade na infância (<5 anos)	5565	9,909	16,752	20,067	22,104	27,201	54,003
Renda média do responsável (R$)	5570	R$ 93.689	R$ 138.599	R$ 203.344	R$ 209.439	R$ 257.206	R$ 1.643.956

Fonte: Elaboração própria.

A construção do IVCS baseou-se inicialmente na seleção de variáveis indicadoras, organizadas conceitualmente a partir do arcabouço teórico clássico de vulnerabilidade climática, que articula exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Contudo, a definição final das dimensões do índice foi orientada primordialmente pelos resultados empíricos da Análise Fatorial Exploratória, apresentados na Tabela 5.1, garantindo aderência estrita entre teoria e estrutura estatística observada nos dados.

O primeiro fator extraído, denominado *Privação Social e Saúde*, agrega indicadores de vulnerabilidade demográfica, social e econômica, apresentando cargas fatoriais elevadas e positivas para mortalidade infantil (até 1 ano e até 5 anos), proporção da população negra, proporção de famílias cadastradas no CadÚnico, domicílios sem banheiro, bem como cargas negativas expressivas para o IDHM e para a renda média do responsável pelo domicílio. Essa configuração indica que o fator sintetiza uma dimensão estrutural de privação social, na qual desigualdades econômicas, raciais, sanitárias e habitacionais se reforçam mutuamente, aumentando a sensibilidade das populações aos impactos climáticos.

O segundo fator, *Exposição ao Calor Extremo*, é fortemente determinado pela frequência e pelo número de ondas de calor definidas a partir do percentil 90, com cargas fatoriais elevadas e concentradas exclusivamente nessas variáveis. A ausência de cargas relevantes de indicadores socioeconômicos ou de infraestrutura urbana reforça a interpretação deste fator como uma dimensão puramente climática, capturando a intensidade e recorrência de eventos térmicos extremos como ameaça específica e distinta no contexto da vulnerabilidade climática.

O terceiro fator, denominado *Capacidade Adaptativa Urbana*, apresenta cargas positivas elevadas para indicadores de infraestrutura urbana básica, como iluminação pública, vias pavimentadas e calçadas, e cargas negativas relevantes para déficit de acesso à água, destinação inadequada de resíduos sólidos, esgotamento sanitário inadequado. Essa estrutura evidencia que o fator representa a capacidade dos municípios de mitigar impactos climáticos por meio de infraestrutura física e serviços urbanos, operando como um eixo de resiliência territorial que contrapõe déficits estruturais a condições urbanas mais favoráveis à adaptação.

Por fim, o quarto fator, *Estresse Climático por Secas*, sintetiza características do regime hídrico e da escassez de água, apresentando cargas positivas elevadas para a precipitação média anual e cargas negativas expressivas para o índice de aridez relativa e para a ocorrência de eventos climáticos secos. Essa configuração distingue municípios inseridos em contextos de maior estresse hídrico, associados a condições áridas ou semiáridas, daqueles localizados em regiões mais úmidas, funcionando como marcador específico de ameaça climática relacionada à seca.

Anterior à execução da análise fatorial, foi realizado procedimento sistemático de processamento e padronização dos dados. Esta etapa é fundamental para garantir a comparabilidade entre variáveis que apresentam diferentes escalas, unidades de medida e distribuições.

O primeiro passo consistiu no tratamento de valores omissos. Observou-se que algumas variáveis apresentavam proporções reduzidas de dados faltantes. Para estas lacunas, foi utilizada imputação por mediana, obtida especificamente para cada variável. Este método foi selecionado por ser conservador, não introduzindo pressupostos paramétricos restritivos e sendo adequado para proporções pequenas de dados ausentes, especialmente quando não há evidência de mecanismo de ausência não aleatória.

O segundo passo envolveu a padronização das variáveis através da transformação z-score. Esta transformação, expressa matematicamente como

$$z_i = \frac{x_i - \overline{x}}{s} \tag{9}$$

onde x_i representa o valor original, $\overline{x}$ a média e s o desvio-padrão, garante que todas as variáveis possuem média zero e desvio-padrão unitário. Esta padronização é essencial na análise fatorial, pois as técnicas de extração de fatores são sensíveis às escalas das variáveis originais. Sem esta padronização, variáveis com maior amplitude de valores exerceriam influência desproporcional sobre a estrutura fatorial resultante (MATOS; RODRIGUES, 2019).

Foi verificada se a matriz de correlação dos dados era adequada para este procedimento apresentados na tabela 3.3. Dois testes estatísticos foram aplicados com este propósito.

O primeiro teste realizado foi o Teste de Esfericidade de Bartlett, que verifica a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade, ou seja, que não há correlação entre as variáveis. A rejeição desta hipótese nula, indicada por p-valor inferior a 0,05, sugere que correlações significativas existem entre as variáveis, tornando-as apropriadas para análise fatorial conforme estabelecido por (BARTLETT, 1951).

O segundo teste foi o Índice de Adequação Amostral Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), que avalia a qualidade da correlação entre variáveis comparando as correlações observadas com as correlações parciais. O índice KMO varia entre 0 e 1, com interpretação conforme Kaiser (1974): valores abaixo de 0,50 indicam adequação inadequada; entre 0,50 e 0,60, adequação medíocre; entre 0,60 e 0,70, adequação razoável; entre 0,70 e 0,80, adequação boa; entre 0,80 e 0,90, adequação muito boa; e valores acima de 0,90, adequação excelente. Ambos os testes confirmaram que a estrutura de correlações nos dados era suficientemente forte para justificar a aplicação de análise fatorial exploratória.

3.2.1 Determinação do Número de Fatores

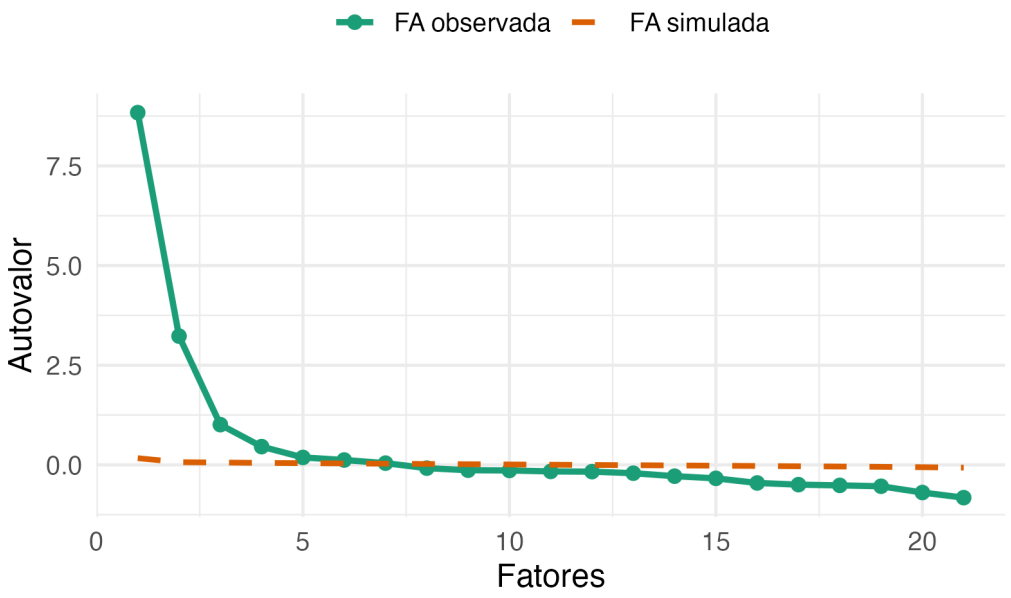
A decisão sobre quantos fatores deveriam ser retidos foi fundamentada em três critérios complementares, todos amplamente recomendados na literatura especializada. O procedimento integrou métodos estatísticos rigorosos com validação através de múltiplas abordagens, garantindo a robustez da decisão.

O primeiro e principal critério foi a Análise Paralela, um procedimento mais sofisticado e robusto do que os critérios tradicionais. A Análise Paralela compara os autovalores observados da matriz de correlação com autovalores simulados gerados a partir de dados aleatórios com as mesmas dimensões. O método retém os fatores cuja variância explicada observada supera aquela esperada por chance, avaliada no percentil 95 das simulações. Esta abordagem foi desenvolvida por Horn (1965) e posteriormente refinada por Velicer et al. (2000), demonstrando ser superior aos critérios tradicionais por ser

menos suscetível ao tamanho da amostra e ao número de variáveis. Na presente pesquisa, a Análise Paralela foi executada com 100 iterações de simulação Monte Carlo, gerando distribuições de referência robustas sob a hipótese nula de ausência de estrutura.

Conforme ilustrado na Figura 3.2, os quatro primeiros fatores apresentam autovalores observados sistematicamente superiores aos autovalores simulados, indicando a presença de variância comum não atribuível ao acaso. A partir do quinto fator, observa-se convergência entre os autovalores observados e simulados, sugerindo que fatores adicionais capturam predominantemente ruído estatístico. Esta transição clara indica que a retenção de quatro fatores é consistente com o critério da análise paralela.

Figura 3.2 – Análise Paralela para Determinação do Número de Fatores.



Fonte: Elaboração própria. Nota: A figura compara autovalores observados (linha contínua) com autovalores simulados a partir de 100 iterações de dados aleatórios (linha tracejada). Fatores com autovalores observados superiores aos simulados indicam presença de estrutura latente verdadeira.

Como verificação complementar, foram considerados o Critério de Kaiser (autovalores maiores que um) e a interpretabilidade substantiva dos fatores. O Critério de Kaiser, também denominado Critério do Autovalor, recomenda reter fatores com autovalores superiores a 1,00, baseando-se na lógica de que um fator retido deve explicar ao menos tanta variância quanto uma única variável padronizada. Na presente análise, este critério indicou a retenção de exatamente quatro fatores, com autovalores variando entre 2,51 e 6,24, confirmando a indicação da Análise Paralela. Os quatro fatores retidos exibiram estruturas de carga conceitualmente coerentes com o arcabouço teórico de Exposição–Sensibilidade–Capacidade Adaptativa adotado no estudo, reforçando a adequação da solução.

3.2.2 Comparação de Métodos de Rotação

Após a extração inicial, os fatores foram submetidos a procedimentos de rotação com o objetivo de aprimorar a interpretabilidade da solução fatorial. Para a especificação final, adotou-se a rotação Promax, um método oblíquo que permite correlação entre os fatores latentes, característica compatível com a natureza do fenômeno analisado (MATOS; RODRIGUES, 2019).

A opção por uma rotação oblíqua, em detrimento de rotações ortogonais como a Varimax, fundamenta-se em considerações teóricas e empíricas. A vulnerabilidade climática constitui um fenômeno inerentemente multidimensional, no qual as dimensões de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa não são conceitualmente independentes. Ao contrário, espera-se que essas dimensões apresentem correlações sistemáticas: territórios mais expostos a extremos climáticos tendem a concentrar maior sensibilidade socioeconômica, enquanto limitações na capacidade adaptativa frequentemente coexistem com maiores níveis de exposição e privação estrutural (HOUGHTON et al., 2001). Impor ortogonalidade entre os fatores implicaria assumir independência artificial entre dimensões que, do ponto de vista teórico, são interdependentes, podendo distorcer a estrutura substantiva do fenômeno.

A rotação foi implementada a partir de uma rotação Varimax inicial. Esse procedimento, conhecido como *promax transformation*, intensifica padrões de simplicidade estrutural já presentes na solução ortogonal, resultando em uma configuração final com cargas mais concentradas e melhor separação entre fatores (KAISER, 1958; DISTEFANO et al., 2009). Tal característica favorece a interpretação substantiva e a nomeação consistente dos fatores extraídos.

A adequação da escolha metodológica foi avaliada por meio da comparação entre diferentes estratégias de rotação, utilizando múltiplos indicadores de qualidade de ajuste. A Tabela 3.3 apresenta essa comparação de forma sintética. Observa-se que a variância explicada total permanece constante em 70% em todas as soluções, conforme esperado, uma vez que a rotação não altera o subespaço fatorial. De modo semelhante, os índices globais de ajuste (RMSR = 0,04; TLI = 0,66; RMSEA = 0,192) mantêm-se invariantes entre os métodos, refletindo que o ajuste estatístico global do modelo não é afetado pela escolha da rotação.

Tabela 3.3 – Comparação das soluções fatoriais segundo o método de rotação

Rotação	Fatores	Variância explicada	RMSR	TLI	RMSEA	Complexidade média
Sem rotação	4	0.70	0.04	0.66	0.192	1.91
Varimax (ortogonal)	4	0.70	0.04	0.66	0.192	1.60
Oblimin (oblíqua)	4	0.70	0.04	0.66	0.192	1.31
Promax (oblíqua)	4	0.70	0.04	0.66	0.192	1.29

Fonte: Elaboração Própria. *Nota*: RMSR = Root Mean Square of Residuals; TLI = Tucker-Lewis Index; RMSEA = Root Mean Square Error of Approximation. A variância explicada permanece invariante entre métodos de rotação.

Em contraste, verifica-se redução sistemática da complexidade média à medida

que se passa de soluções sem rotação ou com rotação ortogonal para rotações oblíquas. A complexidade média diminui de 1,91 na solução sem rotação para 1,60 com Varimax, alcançando valores ainda menores nas rotações oblíquas, com destaque para a rotação Promax (1,29). Esse resultado indica maior parcimônia estrutural, no sentido de que cada variável tende a apresentar cargas elevadas em um número mais restrito de fatores, reduzindo ambiguidade interpretativa.

A matriz de cargas fatoriais após rotação Promax (oblíqua) é apresentada na Tabela. A rotação oblíqua foi selecionada porque permite que fatores sejam correlacionados, refletindo a realidade de que vulnerabilidade social, infraestrutura, condições climáticas e ameaças térmicas não são absolutamente independentes mas apresentam inter-relações esperadas teoricamente. As cargas fatoriais representam correlações entre variáveis e fatores, sendo interpretadas como grau de associação entre cada variável e cada fator latente.

3.2.3 Comunalidades das Variáveis

As comunalidades indicam a proporção da variância de cada variável explicada pelo conjunto de fatores retidos, constituindo uma medida diagnóstica fundamental da qualidade de representação fatorial. Valores elevados de comunalidade sugerem que a estrutura latente captura adequadamente a informação contida na variável observada, enquanto valores mais baixos indicam maior peso de variância específica não compartilhada.

A Tabela 3.4 apresenta as comunalidades estimadas para as 25 variáveis incluídas na análise fatorial. Os valores variam de 0,95, no caso da frequência de ondas de calor extremas (percentil 95, duração mínima de dois dias), a 0,29, no número de ondas de calor extremas com duração mínima de dois dias, evidenciando heterogeneidade relevante na qualidade de representação fatorial entre os indicadores considerados. Essa variação é esperada em análises multivariadas que integram dimensões climáticas, socioeconômicas, sanitárias e de infraestrutura.

Observa-se que a maior parte das variáveis apresenta comunalidades elevadas. Dezenove indicadores exibem valores de h^2 iguais ou superiores a 0,55, indicando que mais de 55% de sua variância é explicada pelos fatores latentes. Nesse grupo destacam-se os indicadores de exposição climática extrema (frequência e número de ondas de calor), os indicadores de saúde infantil (mortalidade até 1 e até 5 anos), o IDHM e os indicadores de infraestrutura urbana, como iluminação pública, calçadas e vias pavimentadas. A elevada comunalidade desses indicadores confirma que os fatores extraídos capturam de forma consistente as dimensões centrais da vulnerabilidade climática socioespacial.

Tabela 3.4 – Comunalidades das variáveis — qualidade de representação fatorial

Variável	Comunalidade (h^2)	Variância única (u^2)
Frequência de ondas de calor (p95, 2 dias)	0.95	0.05
Mortalidade até 1 ano	0.92	0.08
Frequência de ondas de calor (p95, 3 dias)	0.91	0.09
Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM)	0.91	0.09
Mortalidade até 5 anos	0.90	0.10
Domicílios com Iluminação pública (%)	0.90	0.10
Domicílios com Vias pavimentadas (%)	0.89	0.11
Domicílios com Calçadas (%)	0.88	0.12
Precipitação média anual (mm)	0.87	0.13
Aridez relativa	0.82	0.18
População cadastrada no CadÚnico (%)	0.80	0.20
Número de ondas de calor (p95, 4 dias)	0.78	0.22
Frequência de ondas de calor (p95, 4 dias)	0.77	0.23
Lixo em destinação irregular (%)	0.72	0.28
Renda média do responsável	0.70	0.30
População negra (%)	0.65	0.35
Número de ondas de calor (p95, 3 dias)	0.60	0.40
Domicílios sem banheiro (%)	0.55	0.45
Eventos climáticos secos	0.47	0.53
Déficit de água (%)	0.36	0.64
Número de ondas de calor (p95, 2 dias)	0.29	0.71

Fonte: Elaboração própria.

Por outro lado, um subconjunto restrito de variáveis apresenta comunalidades mais baixas, situadas abaixo de 0,50. Entre elas encontram-se o deficit de água, a proporção de população negra em domicílios inadequados, a proporção de domicílios inadequados e o número de ondas de calor extremas com duração mínima de dois dias. Esses indicadores possuem maior variância única, sugerindo que capturam aspectos mais específicos e menos correlacionados com os fatores latentes dominantes, o que é compatível com sua natureza estruturalmente mais localizada ou com dinâmicas próprias menos compartilhadas com o restante do conjunto de variáveis.

Em síntese, o padrão de comunalidades observado é teoricamente consistente e metodologicamente satisfatório. A elevada qualidade de representação das variáveis centrais assegura a robustez da estrutura fatorial para a construção do Indicador de Vulnerabilidade Climática Socioespacial, enquanto a presença de variância específica em alguns indicadores reflete adequadamente a complexidade e a heterogeneidade dos processos socioambientais analisados, sem comprometer a validade global do modelo.

3.2.4 Agregação em Índice Composto

Após a extração e caracterização dos fatores latentes, procedeu-se à agregação dos mesmos em um índice composto único que sintetizasse a vulnerabilidade climática socioespacial. Esta etapa seguiu as diretrizes metodológicas estabelecidas no Manual de Construção de Indicadores Compostos da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OECD), conforme Joint Research Centre (JRC) e OECD (2008).

3.2.5 Esquema de Ponderação Baseado em Variância Explicada

A agregação dos quatro fatores extraídos foi média podenrada dos fatores, onde cada fator recebe um peso proporcional à variância que explica do conjunto total de variáveis originais. Esta abordagem de ponderação endógena é recomendada pela OECD quando não existe consenso explícito de especialistas sobre pesos normativos anteriormente definidos.

Matematicamente, os pesos foram calculados conforme a equação:

$$w_j = \frac{\text{Variância Explicada}_j}{\sum_{k=1}^{4} \text{Variância Explicada}_k} \tag{10}$$

onde w_j representa o peso atribuído ao fator j, e a soma dos pesos é normalizada para igualar 1,00. Esta metodologia reflete objetivamente a importância relativa de cada dimensão de vulnerabilidade conforme expressa pela estrutura de correlação empírica dos dados. Fatores que explicam maior proporção da variância total recebem automaticamente maior peso na composição do índice final, um procedimento que evita arbitrariedade e se sustenta em fundamentação estatística rigorosa.

A escolha deste esquema de ponderação endógeno oferece vantagens significativas. Primeiro, elimina necessidade de elicitação de pesos de especialistas, procedimento que introduziria subjetividade e demandaria tempo e recursos. Segundo, a ponderação reflete a verdadeira estrutura dos dados empíricos, não imposições externas potencialmente enviesadas. Terceiro, conforme recomendação do Manual da OECD, este procedimento é transparente e facilmente reproduzível, qualidades essenciais para indicadores que serão utilizados em contextos de formulação de políticas públicas.

Previamente à agregação, os escores de cada fator foram transformados para uma escala comum [0,1] utilizando a transformação Min-Max normalizada, conforme especificado pela metodologia OECD. Esta transformação, expressa como:

$$F^*_{j,m} = \frac{F_{j,m} - F_{j,\min}}{F_{j,\max} - F_{j,\min}} \tag{11}$$

garante que todos os fatores contribuem para o índice final em escala comparável. O índice final de vulnerabilidade climática socioespacial foi calculado conforme:

$$IVCS_m = w_1 \cdot F^*_{1,m} + w_2 \cdot F^*_{2,m} + w_3 \cdot F^*_{3,m} + w_4 \cdot F^*_{4,m} \tag{12}$$

onde IVCS_m representa o índice para o município m, w_j é o peso do fator j, e $F^*_{j,m}$ é o escore normalizado do fator j para o município m.

Um procedimento importante foi aplicado ao fator representando capacidade adaptativa urbana. Como maiores valores neste fator indicam maior capacidade (logo, menor vulnerabilidade), procedeu-se à inversão deste fator antes da normalização, garantindo que valores altos do índice final correspondem consistentemente a alta vulnerabilidade em todas as suas dimensões. Esta inversão foi realizada conforme:

$$F^*_{A,m} = 1 - \frac{F_{A,m} - F_{A,\min}}{F_{A,\max} - F_{A,\min}} \tag{13}$$

onde o índice A denota especificamente o fator de capacidade adaptativa. Este procedimento garante coerência conceptual: quando um município apresenta baixa capacidade adaptativa, seu índice de vulnerabilidade aumenta, consistente com a lógica subjacente ao construto.

O índice composto resultante, apresentando uma distribuição contínua de valores, foi submetido a uma última transformação Min-Max para assegurar que a distribuição final do IVCS ocupasse integralmente o intervalo [0,1], facilitando a interpretação comparativa entre municípios. Valores próximos a zero indicam menor vulnerabilidade climática socioespacial, enquanto valores próximos a um indicam maior vulnerabilidade.

3.2.6 Validação do Indicador, Implementação Computacional e Reprodutibilidade

A qualidade e confiabilidade do índice construído foi verificada através de múltiplas abordagens complementares, conforme recomendações da literatura especializada em construção de indicadores compostos.

A primeira validação foi realizada através da avaliação dos índices de qualidade de ajuste da solução fatorial. O índice RMSR (Root Mean Square of Residuals) mensura a discrepância média entre as correlações observadas na matriz de dados original e aquelas reproduzidas pelo modelo fatorial. Valores RMSR inferiores a 0,08 indicam ajuste apropriado. O índice TLI (Tucker-Lewis Index) compara o modelo fatorial com um modelo nulo, onde valores superiores a 0,90 indicam ajuste excelente. O RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) avalia o erro de aproximação do modelo por grau de liberdade, onde valores inferiores a 0,06 indicam bom ajuste. Todos estes índices confirmaram a adequação da solução fatorial obtida, tabela 3.3.

Adicionalmente, a estabilidade da solução foi verificada através da comparação com soluções obtidas sob diferentes estratégias de rotação. A robustez da estrutura fatorial foi confirmada pela consistência dos padrões de carga fatorial quando diferentes métodos de rotação foram aplicados, sugerindo que a estrutura de fatores identificada não é artefato de escolhas metodológicas específicas, mas reflete genuína estrutura latente nos dados.

A análise foi implementada no ambiente R. A análise fatorial exploratória e a análise paralela foram conduzidas com o pacote *psych* (REVELLE, 2024). A manipulação e transformação dos dados foram realizadas com o ecossistema *tidyverse*, incluindo *dplyr* e *tidyr* (WICKHAM et al., 2019). O processamento geoespacial utilizou o pacote *sf* (PEBESMA, 2018). As visualizações foram elaboradas com *ggplot2* e os elementos cartográficos com *ggspatial* (WICKHAM, 2016; DUNNINGTON, 2023).

A reprodutibilidade completa dos procedimentos é garantida pela documentação de todas as etapas de processamento, limpeza, transformação e análise dos dados. O código computacional utilizado encontra-se disponibilizado em repositório público[1], acessível em

[1] Base de dados e códigos disponiveis no repositório https://github.com/vitormarinh0/IVCS.git

plataforma de controle de versão, permitindo que pesquisadores independentes possam replicar integralmente os resultados aqui apresentados. Os dados brutos utilizados também encontram-se disponibilizados através de múltiplas fontes de acesso público, documentadas nas referências específicas de cada variável.

Os procedimentos metodológico adotado garantem que o IVCS apresenta qualidade suficiente para investigação científica e aplicação prática em contextos de governança climática. Finalizado o delineamento dos fundamentos metodológicos, o próximo capítulo apresenta os resultados empíricos da análise fatorial, discutindo a estrutura emergente dos dados, a interpretação dos fatores identificados, e a distribuição espacial do índice de vulnerabilidade climática socioespacial entre municípios brasileiros.

3.3 DEPENDÊNCIA ESPACIAL E ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO

A distribuição territorial dos desfechos de saúde e da vulnerabilidade climática nos municípios brasileiros não é aleatória. Municípios vizinhos compartilham características institucionais, infraestrutura sanitária, condições socioeconômicas e exposição a eventos climáticos semelhantes, o que tende a gerar padrões sistemáticos de concentração espacial. Ignorar essa estrutura de dependência viola a hipótese de independência entre observações e pode produzir estimativas viesadas e inconsistentes (ANSELIN, 1988; ANSELIN, 2002).

A estratégia analítica adotada neste estudo é desenvolvida em duas etapas complementares. Na primeira, de caráter exploratório, empregam-se técnicas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), notadamente o Índice Global de Moran e os Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA) conforme Anselin (1995), com o objetivo de identificar a presença e a natureza dos padrões de autocorrelação espacial nos indicadores de vulnerabilidade climática. Na segunda etapa, de caráter confirmatório, adota-se o Modelo Autorregressivo Espacial (SAR), que incorpora formalmente a dependência espacial à estrutura de regressão, e o Modelo de Propensity Score Matching Espacial (PSM Espacial), voltado à estimação de efeitos causais controlando pela estrutura geográfica dos dados.

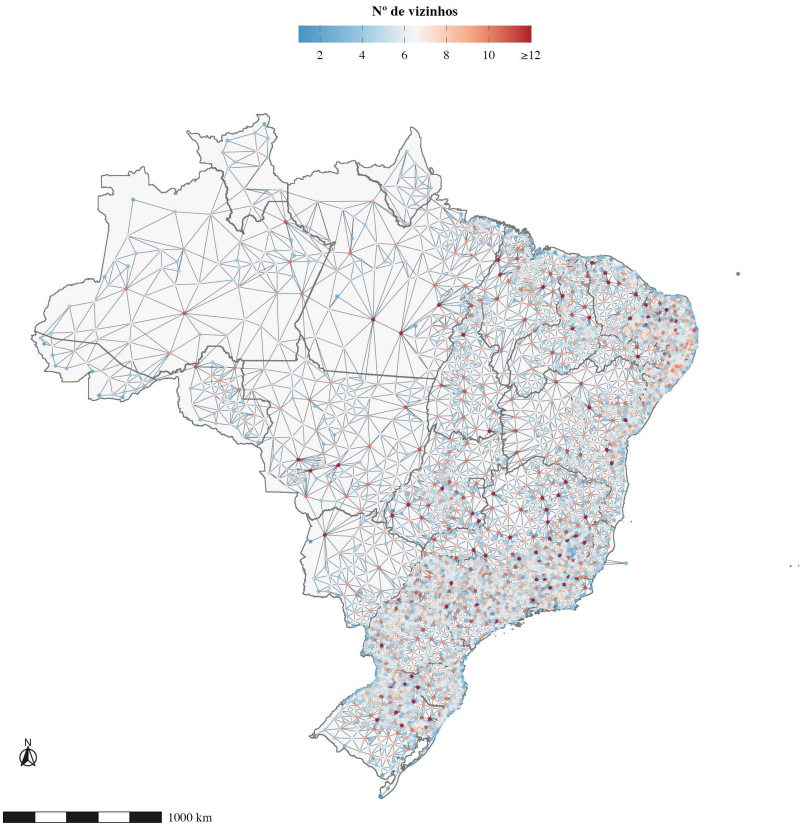
3.3.1 Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE)

Antes de especificar qualquer modelo confirmatório, é necessário caracterizar empiricamente a estrutura de dependência espacial presente nos dados. Para essa finalidade, recorre-se à AEDE, que combina técnicas de visualização cartográfica com medidas formais de autocorrelação espacial (ANSELIN, 1995; SYMANZIK, 2021).

A modelagem espacial entre os municípios brasileiros foi realizada a partir de uma matriz de pesos espaciais do tipo contiguidade rainha (*queen contiguity*), na qual duas unidades espaciais são consideradas vizinhas caso compartilhem ao menos um ponto de fronteira ou vértice. Essa especificação é amplamente adotada em análises espaciais

aplicadas a dados municipais, por capturar de forma abrangente interações territoriais diretas (ANSELIN, 1988).

Figura 3.3 – Matriz de Vizinhança



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 3.5 – Estatísticas descritivas da matriz de pesos espaciais

Característica	**Valor**
Número de municípios	5.557
Número total de vínculos espaciais	31.722
Percentual de pesos não nulos	10,27%
Número médio de vizinhos	5,71
Municípios com apenas 1 vizinho	12
Maior número de vizinhos	22
Estilo de padronização	W (row-standardized)
Constante S_0	5.557
Constante S_1	2.061,85
Constante S_2	23.153,04

Fonte: Elaboração própria.

A matriz apresenta padrão esparso, como esperado em bases espaciais com grande número de unidades, mas mantém conectividade suficiente para garantir a propagação de efeitos de transbordamento entre áreas contíguas. A padronização por linha (estilo W) assegura que a influência espacial seja distribuída proporcionalmente entre os vizinhos de cada município, permitindo interpretar a defasagem espacial como a média dos valores

observados nas unidades adjacentes. Essa construção garante estabilidade estatística aos testes de autocorrelação e fornece base consistente para a estimação dos modelos SAR, nos quais a dependência espacial é tratada explicitamente como parte integrante da dinâmica socioespacial analisada.

3.3.1.1 Índice Global de Moran

O ponto de partida da análise exploratória é o Índice Global de Moran (I), que mensura o grau de associação espacial de uma variável considerando o conjunto total de municípios. Formalmente, para uma variável y com n observações, o índice é definido como:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \tag{14}$$

onde n é o número de unidades espaciais, x_i e x_j são os valores da variável nas localizações i e j, e $(x_i - \bar{x})$ representa o desvio da observação em relação à média. Os elementos w_{ij} compõem a matriz de pesos espaciais que define a vizinhança, enquanto $S_0 = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij}$ é a soma de todos os pesos. Valores de I positivos e estatisticamente significativos indicam que unidades com valores elevados (ou reduzidos) tendem a ser circundadas por vizinhos com características semelhantes, logo, com autocorrelação espacial positiva. A significância estatística é avaliada por meio de procedimento de aleatorização condicional com 999 permutações (ANSELIN, 1995).

Embora o Índice Global de Moran forneça uma síntese útil sobre a tendência geral de agrupamento espacial, ele constitui uma medida de toda a região e, como tal, não permite identificar onde os clusters se localizam nem detectar eventuais instabilidades locais. Para superar essa limitação, recorre-se aos Indicadores Locais de Associação Espacial.

3.3.1.2 Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA)

Os Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA), introduzidos por Anselin (1995), constituem a decomposição local do Índice Global de Moran. Para ser classificado como um LISA, um indicador local L_i deve satisfazer duas propriedades fundamentais: (i) o indicador global deve ser uma função dos indicadores locais, e (ii) deve ser possível determinar a significância estatística do padrão de associação espacial em cada localidade individualmente (ANSELIN, 1995; LITTLE, 2013).

A versão local do Índice de Moran para o município i é definida como:

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^{n} w_{ij} z_j \tag{15}$$

onde z_i e z_j são os desvios padronizados da variável de interesse nos municípios i e j, respectivamente, e w_{ij} são os pesos espaciais da matriz row-standardizada. A soma $\sum_j w_{ij} z_j$

corresponde à média espacialmente ponderada dos valores nos municípios vizinhos de i — o chamado *spatial lag* de z.

Um resultado fundamental é que a soma dos indicadores locais é proporcional ao Índice Global de Moran:

$$I = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} I_i \tag{16}$$

A interpretação dos valores de I_i é realizada de forma conjunta com a posição de cada município no Diagrama de Dispersão de Moran (*Moran Scatterplot*), que relaciona o valor padronizado de z_i (eixo horizontal) ao seu *spatial lag* $\sum_j w_{ij} z_j$ (eixo vertical). Essa combinação permite classificar cada município em um dos quatro quadrantes, com a seguinte interpretação:

- Alto-Alto (HH): municípios com valor elevado rodeados por vizinhos igualmente elevados — cluster de alta vulnerabilidade;
- Baixo-Baixo (LL): municípios com valor reduzido rodeados por vizinhos igualmente reduzidos — cluster de baixa vulnerabilidade;
- Alto-Baixo (HL): municípios com valor elevado circundados por vizinhos com valores reduzidos — outlier espacial positivo;
- Baixo-Alto (LH): municípios com valor reduzido circundados por vizinhos com valores elevados — outlier espacial negativo.

A significância estatística de cada I_i é avaliada por meio de inferência por permutação condicional, em que os valores da variável são redistribuídos aleatoriamente entre os municípios, mantendo fixas as posições geográficas. Esse procedimento é repetido 999 vezes, gerando uma distribuição de referência empírica sob a hipótese nula de aleatoriedade espacial. Apenas municípios com valores pseudo-p inferiores a 0,05 são considerados estatisticamente significativos e incluídos nos mapas de clusters LISA (ANSELIN, 1995; LITTLE, 2013).

É importante notar que a realização de n testes simultâneos expõe a análise ao problema de comparações múltiplas. Neste estudo, adota-se o critério convencional de significância em $p < 0{,}05$ como limiar para a identificação dos clusters, procedimento amplamente adotado na literatura de análise espacial exploratória (ANSELIN, 2002).

Os mapas de clusters LISA resultantes, apresentados no Capítulo 4, permitem identificar a geometria territorial da vulnerabilidade climática socioespacial, distinguindo regiões de concentração sistêmica de alta vulnerabilidade (HH), zonas de baixa vulnerabilidade (LL) e anomalias espaciais (HL e LH) que podem revelar dinâmicas locais distintas das tendências regionais. Essa etapa exploratória fundamenta empiricamente a adoção de modelos de regressão espacial na etapa confirmatória subsequente.

3.4 MODELO AUTORREGRESSIVO ESPACIAL (SAR)

A análise exploratória descrita na seção anterior estabelece a presença de autocorrelação espacial significativa nos desfechos de interesse. Em face disso, a análise confirmatória requer o tratamento explícito dessa dependência na estrutura do modelo de regressão. Adota-se, para esse fim, o Modelo Autorregressivo Espacial (*Spatial Autoregressive Model* — SAR), que incorpora um termo de defasagem espacial da variável dependente, permitindo modelar formalmente os efeitos de transbordamento entre municípios vizinhos (ANSELIN, 1988; ELHORST et al., 2014).

A especificação geral do modelo é dada por:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\beta + \varepsilon \tag{17}$$

onde $\mathbf{y}$ representa o vetor $(N \times 1)$ do logaritmo das ICSAPs municipais; $\mathbf{W}$ é a matriz de pesos espaciais $(N \times N)$, previamente descrita; ρ é o parâmetro autorregressivo espacial; $\mathbf{X}$ é a matriz de covariáveis observáveis; β é o vetor de parâmetros associados; e ε é o termo de erro idiossincrático, assumido com média zero e variância constante.

O parâmetro ρ captura a intensidade da dependência espacial. Quando estatisticamente significativo, indica que o nível de internações sensíveis à atenção primária em um município depende não apenas de suas próprias características estruturais, mas também da média ponderada das internações nos municípios vizinhos.

O modelo SAR é estimado por Máxima Verossimilhança, procedimento consistente sob hipóteses padrão de regularidade (ANSELIN, 1988). A adoção da especificação espacial é justificada empiricamente pela detecção prévia de autocorrelação espacial significativa, tanto por meio do Índice Global de Moran aplicado à variável dependente quanto pela análise LISA, conforme descrito na seção anterior.

3.5 MODELO DE PROPENSITY SCORE MATCHING ESPACIAL (PSM)

Embora o modelo autorregressivo espacial seja adequado para captar dependência territorial e efeitos de transbordamento entre municípios, seus coeficientes possuem natureza predominantemente associativa, o que limita sua interpretação causal direta. Quando o objetivo é estimar efeitos médios de tratamento, como o impacto da composição racial municipal sobre desfechos de saúde, torna-se necessário adotar uma estratégia que permita aproximar o contrafactual e mitigar vieses de seleção.

Em contextos espaciais, entretanto, a inferência causal enfrenta desafios adicionais aos tradicionalmente tratados pelo *propensity score matching* (PSM) convencional (ROSENBAUM; RUBIN, 1983a). Fatores observados e não observados tendem a exibir padrões sistemáticos de autocorrelação, produzindo o chamado *geographic confounding* (DAVIS et al., 2019). Ademais, a própria probabilidade de tratamento pode depender das

características das unidades vizinhas, violando a hipótese de independência condicional implícita em modelos probit e logit padrão (CHAGAS et al., 2011).

Diante disso, a estratégia empírica incorpora explicitamente a estrutura espacial tanto na estimação do escore de propensão quanto na construção do grupo de comparação. Seguindo Chagas et al. (2011) e Davis et al. (2021), estima-se um modelo probit autorregressivo espacial (SAR-Probit), no qual a probabilidade de tratamento depende de covariáveis locais e de efeitos de vizinhança. Essa especificação permite construir um contrafactual territorialmente consistente, fortalecendo a validade da identificação causal em um contexto marcado por segregação espacial e desigualdades estruturais persistentes.

O objetivo central do procedimento é estimar o efeito médio do tratamento sobre os tratados (*Average Treatment Effect on the Treated* – ATT), reduzindo vieses de seleção associados a características observáveis e à rigidez locacional dos municípios.

3.5.1 Definição do tratamento e do desfecho

Seja D_i uma variável binária de tratamento, definida como:

$$D_i = \begin{cases} 1, & \text{se o município } i \text{ pertence ao grupo tratado,} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

No contexto desta pesquisa, o tratamento está associado à elevada proporção de população negra no município, interpretada como uma condição estrutural que reflete desigualdades raciais historicamente construídas e espacialmente reproduzidas. O desfecho de interesse é representado por Y_i, correspondente às internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAPs), utilizadas como proxy de desigualdades em saúde sensíveis a fatores socioambientais e institucionais.

Cada município apresenta dois resultados potenciais: $Y_i(1)$, caso tratado, e $Y_i(0)$, caso não tratado. Contudo, observa-se apenas um desses resultados para cada unidade, o que caracteriza o problema fundamental da inferência causal.

A definição dicotômica do tratamento baseia-se no posicionamento relativo dos municípios na distribuição nacional da proporção de população negra. O ponto de corte principal é a mediana, que separa municípios com perfis socioespaciais estruturalmente distintos. A escolha da mediana assegura tamanhos amostrais equilibrados entre os grupos tratado e controle antes do pareamento ($n_{tratado} = 2.784$ e $n_{controle} = 2.784$), maximizando a eficiência estatística e ampliando a região de suporte comum. Adicionalmente, como estratégia de robustez e validação externa dos resultados, o procedimento foi replicado utilizando pontos de corte alternativos correspondentes ao percentil 25 e ao percentil 75 da distribuição, permitindo avaliar a estabilidade dos efeitos estimados em diferentes intensidades de exposição racial e reduzindo a dependência dos achados a uma única definição operacional do tratamento.

O grupo de controle é composto, portanto, por municípios com menor proporção de população negra, que são tornados estatisticamente comparáveis aos tratados em

termos socioeconômicos, demográficos, climáticos, institucionais e regionais por meio do procedimento de pareamento. Sob a hipótese de seleção em observáveis, isto é, assumindo que todas as variáveis que afetam simultaneamente a composição racial municipal e os desfechos de saúde são observadas e controladas, essa estratégia permite estimar o diferencial médio de internações sensíveis à atenção primária associado à composição racial municipal.

3.5.2 Escore de propensão

O escore de propensão é definido como a probabilidade condicional de um município receber o tratamento, dado um conjunto de covariáveis observáveis $\mathbf{X}_i$:

$$p(\mathbf{X}_i) = \Pr(D_i = 1 \mid \mathbf{X}_i).$$

Seguindo Rosenbaum e Rubin (1983a), sob as hipóteses de independência condicional

$$\{Y_i(0), Y_i(1)\} \perp D_i \mid \mathbf{X}_i$$

e de suporte comum

$$0 < p(\mathbf{X}_i) < 1,$$

o pareamento por escore de propensão permite comparar municípios tratados e de controle com distribuições semelhantes de características observáveis.

3.5.3 Extensão espacial do modelo de propensão

Em contextos territoriais, a probabilidade de tratamento pode ser influenciada por autocorrelação espacial, violando a hipótese de independência entre observações. Para lidar com esse problema, adota-se um modelo de escore de propensão espacial que incorpora explicitamente a estrutura de vizinhança municipal.

O modelo estimado assume a forma:

$$D = \rho W D + \mathbf{X}\beta + \varepsilon,$$

em que W representa a matriz de pesos espaciais, ρ captura o grau de autocorrelação espacial do tratamento, $\mathbf{X}$ é o vetor de covariáveis observáveis e ε é o termo de erro. Essa especificação permite controlar efeitos de transbordamento locacional e rigidez territorial, conforme discutido por Anselin (1988) e Chagas et al. (2011). A partir desse modelo, obtém-se o escore de propensão espacial estimado $\hat{p}_i$, utilizado na etapa subsequente de pareamento.

3.5.4 Procedimento de pareamento

O pareamento é realizado pelo método do vizinho mais próximo (*nearest neighbor matching*), sem reposição e com imposição de *caliper*, assegurando que apenas municípios

com escores de propensão suficientemente próximos sejam comparados. O efeito médio do tratamento sobre os tratados é estimado como:

$$ATT = E[Y_i(1) - Y_i(0) \mid D_i = 1],$$

sendo o contrafactual $E[Y_i(0) \mid D_i = 1]$ aproximado pelo resultado médio dos municípios de controle pareados.

3.5.5 Dados e definição das variáveis

A estimação do escore de propensão espacial e do efeito médio do tratamento baseia-se em um conjunto amplo de covariáveis socioeconômicas, demográficas, climáticas e de oferta de serviços de saúde, selecionadas com base na literatura sobre desigualdades raciais em saúde e determinantes territoriais das ICSAPs. A Tabela 3.6 apresenta a definição das variáveis utilizadas, suas fontes de dados e o sinal esperado dos coeficientes.

Tabela 3.6 – Definição das Variáveis Utilizadas na Análise Empírica

Variável	Descrição	Sinal Esperado	Fonte
ICSAPs (em log)	Número de internações por condições sensíveis à atenção primária no município, agregado no período 2012-2022 e expresso em logaritmo natural.	–	DATASUS / SIH-SUS
Proporção de população negra	Proporção de residentes autodeclarados pretos e pardos no município.	(+)	IBGE – Censo Demográfico
Sensibilidade socioeconômica	Indicador fatorial que sintetiza condições socioeconômicas associadas à maior vulnerabilidade social e sanitária.	(+)	Elaboração própria
Capacidade adaptativa urbana	Indicador fatorial que capta a capacidade urbana e institucional de resposta a riscos, incorporando saneamento, infraestrutura e serviços públicos.	(–)	Elaboração própria
Estresse climático (secas)	Indicador padronizado de exposição municipal a eventos de seca, construído a partir de séries históricas climáticas.	(+)	Elaboração própria
Estresse climático (ondas de calor)	Indicador de exposição a ondas de calor, baseado na frequência e intensidade de eventos extremos de temperatura.	(+)	Elaboração própria
Cobertura da ESF	Proporção da população municipal coberta pela Estratégia Saúde da Família.	(–)	DATASUS
Leitos SUS (por 1.000 hab.)	Número de leitos hospitalares do SUS por mil habitantes no município.	(+)	DATASUS
Enfermeiros (por 1.000 hab.)	Número de enfermeiros vinculados ao SUS por mil habitantes.	(-)	DATASUS
Médicos (por 1.000 hab.)	Número de médicos vinculados ao SUS por mil habitantes.	(-)	DATASUS
Proporção de idosos	Proporção da população municipal com 60 anos ou mais.	(+)	IBGE – Censo Demográfico
Razão de dependência demográfica	Razão entre a população dependente (crianças e idosos) e a população em idade ativa.	(+)	IBGE – Censo Demográfico
PIB per capita	Produto Interno Bruto municipal per capita, em reais correntes (em log).	(-)	IBGE – Contas Regionais
População municipal (em log)	População residente total do município, expressa em logaritmo natural.	(+)	IBGE – Censo Demográfico
Dummies regionais	Variáveis indicadoras para as grandes regiões brasileiras (Norte, Nordeste, Centro-Oeste e Sul), tendo o Sudeste como categoria de referência.	–	IBGE

Nota: Indicadores fatoriais foram normalizados no intervalo [0,1]. Para variáveis com variação temporal, utilizou-se a média do período 2012–2022, de modo a garantir compatibilidade com as demais variáveis transversais. Todas as variáveis referem-se ao nível municipal.

3.5.6 Avaliação do balanceamento

A qualidade do pareamento é avaliada por meio do balanceamento das covariáveis, comparando-se médias e diferenças padronizadas antes e após o pareamento. Seguindo a literatura aplicada, valores absolutos da *Standardized Mean Difference* (SMD) inferiores a 0,1 indicam equilíbrio adequado entre os grupos tratado e controle (AUSTIN, 2009).

A Tabela 3.7 apresenta as estatísticas descritivas das covariáveis utilizadas na estimação do escore de propensão espacial e no modelo de desfecho. Os dados apresentam ampla heterogeneidade socioeconômica, climática e institucional entre os municípios brasileiros, o que reforça a necessidade de uma estratégia de identificação capaz de controlar simultaneamente essas múltiplas dimensões.

Tabela 3.7 – Estatísticas Descritivas das Variáveis do Modelo

Variável	**Mínimo**	**p25**	**Mediana**	**Média**	**p75**	**Máximo**
Sensibilidade socioeconômica	0,000	0,231	0,332	0,364	0,495	1,000
Capacidade adaptativa urbana	0,000	0,220	0,318	0,341	0,440	1,000
Razão dependência demográfica	0,000	0,195	0,340	0,352	0,491	1,000
Estresse climático (secas)	0,000	0,432	0,531	0,503	0,592	1,000
PIB per capita (R$)	5,698	13,606	24,606	34,442	41,525	919,488
Log da população municipal	6,726	8,562	9,312	9,442	10,103	16,254
Proporção de idosos	0,027	0,100	0,122	0,123	0,144	0,301
Log das ICSAPs	1,099	3,892	4,779	4,871	5,798	11,291
Cobertura da ESF	0,000	0,827	0,996	0,872	1,000	1,000
Leitos SUS (por 1.000 hab.)a	0,000	0,000	0,761	1,091	1,681	16,101
Enfermeiros (por 1.000 hab.)a	0,288	0,981	1,255	1,393	1,642	14,772
Dummy Nordeste	0,000	0,000	0,000	0,322	1,000	1,000
Dummy Sul	0,000	0,000	0,000	0,214	0,000	1,000
Dummy Centro-Oeste	0,000	0,000	0,000	0,084	0,000	1,000
Dummy Norte	0,000	0,000	0,000	0,081	0,000	1,000

Fonte: Elaboração própria.

4 VULNERABILIDADE CLIMÁTICA SOCIOESPACIAL

Este capítulo aplica o modelo Exposição–Sensibilidade–Capacidade Adaptativa aos municípios brasileiros, construindo o Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS) a partir de indicadores climáticos, socioeconômicos, infraestruturais e raciais. A Seção 4.1 analisa a dimensão da exposição, com foco em anomalias térmicas, ondas de calor e alterações no regime hídrico. A Seção 4.2 operacionaliza a vulnerabilidade climática por meio de análise fatorial, identificando quatro fatores latentes. Por fim, a Seção 4.3 apresenta a composição e a distribuição espacial do IVCS.

4.1 MUDANÇAS CLIMÁTICAS NO BRASIL E PADRÕES DE EXPOSIÇÃO DIFERENCIADA

A primeira dimensão da vulnerabilidade climática, conforme definida pelo IPCC, é a exposição, entendida como a presença de pessoas, meios de subsistência, infraestruturas e ecossistemas em locais suscetíveis a perigos climáticos específicos (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022a; CARDONA et al., 2012). Trata-se de uma dimensão essencialmente geográfica, pois determina quem está potencialmente em risco com base na localização física em relação a ameaças como extremos de temperatura, secas e eventos hidrometeorológicos.

No caso brasileiro, observa-se um processo inequívoco de transformação climática, marcado por variações regionais expressivas que estruturam padrões espaciais distintos de exposição e, consequentemente, moldam a geografia do risco climático. Esta seção examina esses padrões em três frentes complementares — temperatura média, ondas de calor e regime hídrico — compondo a base sobre a qual as demais dimensões da vulnerabilidade (sensibilidade e capacidade adaptativa) devem ser interpretadas.

4.1.1 Gradiente Térmico Nacional e Heterogeneidade Regional

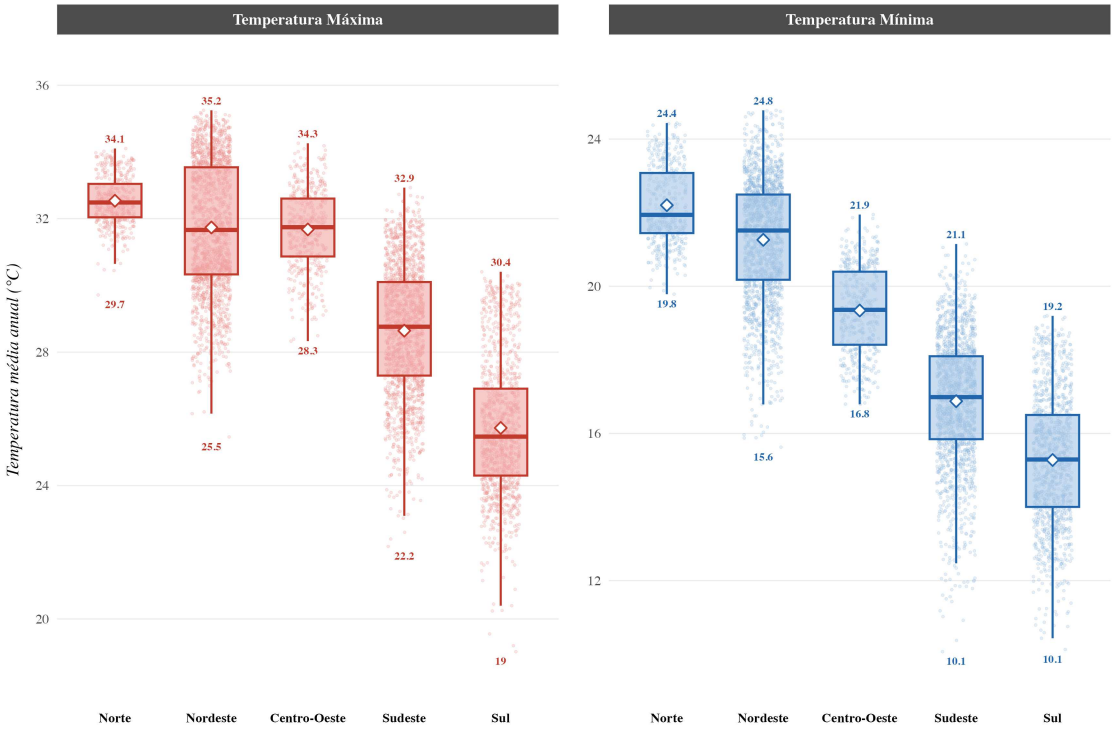
O aumento das temperaturas máximas constitui uma tendência amplamente observada no território brasileiro, ainda que com variações regionais significativas. As anomalias de temperatura máxima concentram-se predominantemente entre 0 e 0,5°C acima da climatologia de referência[1], afetando aproximadamente 66% dos 5.570 municípios brasileiros.

[1] Anomalia climática refere-se ao desvio de uma variável meteorológica em relação a uma climatologia de referência, geralmente definida como a média de um período suficientemente longo, conforme recomendação da Organização Meteorológica Mundial (WMO - World Meteorological Organization, 2023). No caso da temperatura, anomalias positivas indicam valores acima do padrão histórico e são amplamente utilizadas para identificar tendências de aquecimento e comparar regiões com climas distintos. Para aprofundamento conceitual e metodológico, ver (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2021).

Essa aparente homogeneidade, contudo, oculta disparidades regionais relevantes (Figura 4.1). O Centro-Oeste apresenta as temperaturas máximas mais elevadas, com mediana próxima a 32°C e baixa variabilidade (desvio-padrão de 1,2°C), caracterizando um regime térmico consistentemente quente. O Nordeste, embora registre mediana semelhante (31,7°C), exibe maior variabilidade (DP = 1,91°C), refletindo os contrastes entre o litoral úmido e o interior semiárido.

Em contraste, o Sul apresenta o regime térmico mais ameno (mediana de 25,7°C), porém com elevada amplitude térmica (mediana de 10,4°C). Essas diferenças regionais refletem estruturas geoclimáticas que condicionam a forma como populações se posicionam em relação aos perigos térmicos. Destaca-se, ainda, que anomalias positivas concentram-se em regiões de maior densidade populacional (Centro-Oeste, Sudeste e Sul), ampliando a exposição de milhões de indivíduos a condições progressivamente mais quentes.

Figura 4.1 – Distribuição de temperaturas máxima e mínima por região.



Fonte: Elaboração própria.

4.1.2 Ondas de Calor e Intensificação dos Extremos Térmicos

A manifestação mais crítica do aquecimento recente ocorre por meio da intensificação das ondas de calor. Conforme discutido anteriormente, esses eventos representam uma das expressões mais perigosas das mudanças climáticas, estando associados a aumentos significativos na morbimortalidade, especialmente em áreas urbanas densamente povoadas e com infraestrutura precária (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2021; EBI et al., 2021).

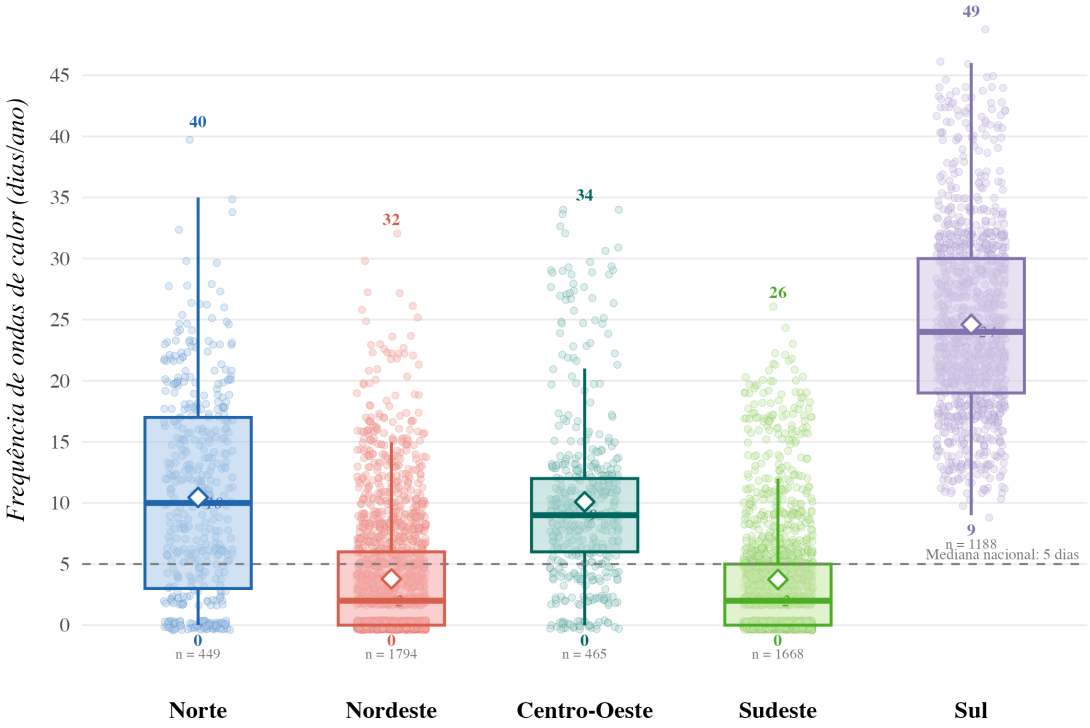
Ondas de calor são definidas como sequências de dias consecutivos em que a temperatura excede limiares críticos. Neste estudo, são caracterizadas por dois indicadores complementares: (i) a frequência (F), correspondente ao número médio anual de dias em ondas de calor, e (ii) o número de eventos (N), que representa a contagem média anual de episódios distintos. Ambos os indicadores são calculados para diferentes durações mínimas (2, 3 e 4 dias consecutivos), permitindo capturar desde eventos breves até episódios mais persistentes.

O padrão de exposição a ondas de calor no Brasil revela desigualdades regionais marcantes, com implicações diretas para a ampliação da vulnerabilidade climática (Figura 4.2). Enquanto a Região Sul apresenta frequência média de 24,6 dias anuais em ondas de calor, o Norte registra 10,4 dias, uma diferença de aproximadamente 135%.

Além das diferenças inter-regionais, observa-se elevada heterogeneidade intrarregional. No Nordeste, embora a mediana seja de 3,79 dias, alguns municípios registram até 32 dias anuais em condição de onda de calor extrema. No Sul, essa variação também é expressiva, com municípios que atingem até 49 dias por ano — o equivalente a quase um sétimo do ano sob estresse térmico.

A Figura 4.2 indica que esse padrão desigual decorre não apenas do aumento no número de eventos, mas também da maior duração média desses episódios. Municípios do Sul, em particular, combinam alta frequência com maior persistência por evento, resultando em situações prolongadas de estresse térmico, condição especialmente crítica para a saúde pública e para a capacidade de resposta dos sistemas locais.

Figura 4.2 – Frequência de ondas de calor por região.



Fonte: Elaboração própria.

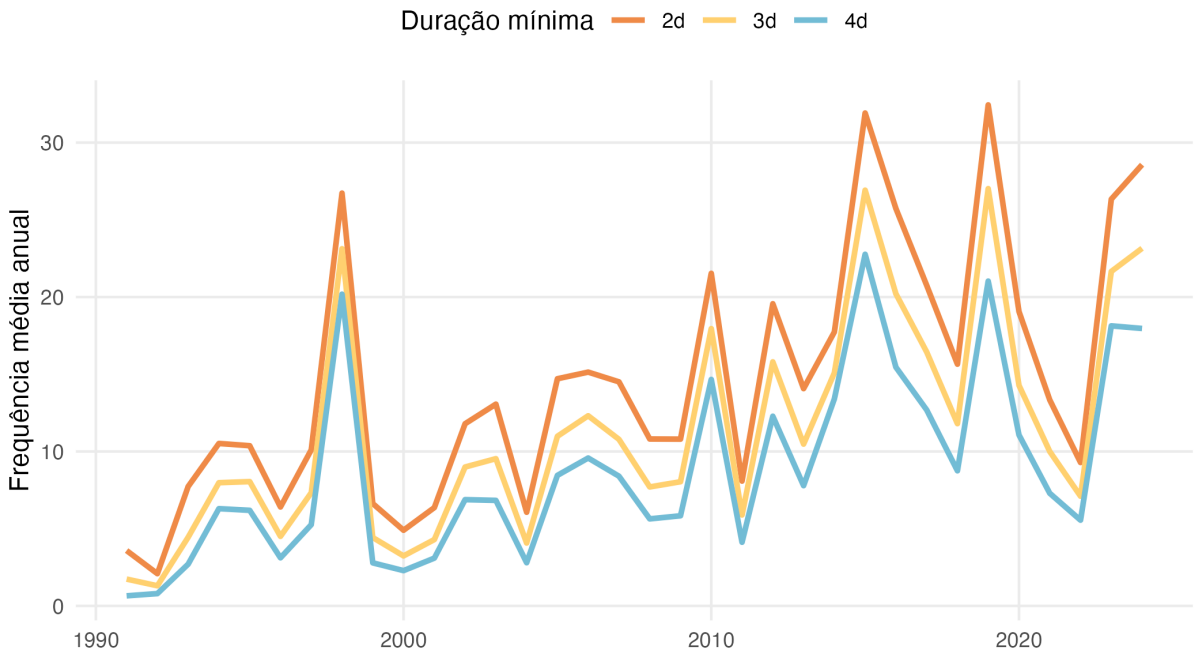
Essa intensificação constitui um dos principais canais por meio dos quais as mudanças climáticas afetam a saúde populacional. Como discutido no Capítulo 2, ondas de calor elevam significativamente a mortalidade por causas cardiovasculares e respiratórias, sobretudo entre idosos e populações socialmente vulneráveis (COSTA et al., 2021; SALAS et al., 2024; ROMANELLO et al., 2025). Evidências recentes no Brasil indicam disparidades raciais na mortalidade atribuível ao calor, com populações negras e pardas apresentando razões de mortalidade superiores às da população branca em diversas regiões metropolitanas Santos et al. (2024).

Quando elevada exposição geográfica se sobrepõe a padrões históricos de segregação residencial, que concentram populações negras e de baixa renda em áreas de maior risco, observa-se potencial amplificação das desigualdades em saúde associadas ao clima.

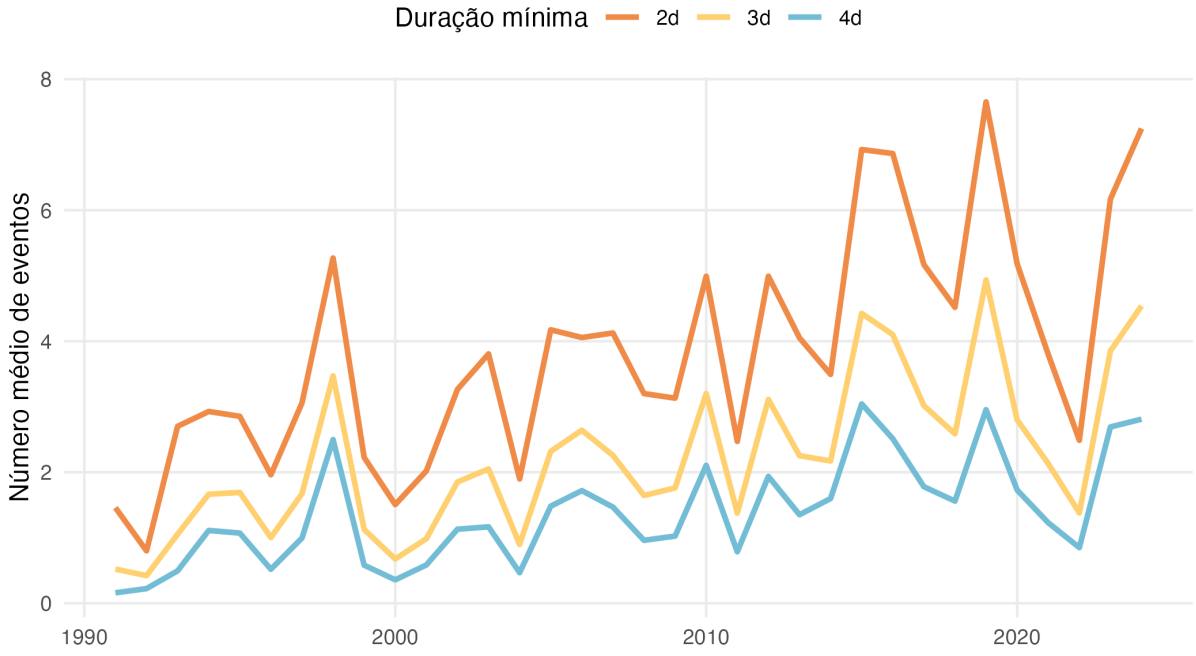
A série temporal de ondas de calor no Brasil entre 1991 e 2023 (Figura 4.3) evidencia transformações substanciais na dinâmica dos extremos térmicos, sugerindo possível mudança de regime climático.

Figura 4.3 – Ondas de calor no Brasil entre 1991 e 2023, segundo critérios de duração mínima (2, 3 e 4 dias)

(A) Frequência média anual de ondas de calor por duração mínima



(B) Número médio anual de eventos de ondas de calor por duração mínima



Fonte: Elaboração própria.

Observa-se crescimento progressivo tanto da frequência quanto do número de eventos, com intensificação mais acentuada a partir do final da década de 1990 e especialmente após 2010. Embora anos específicos, como 1998, 2010, 2015 e 2019, apresentem picos associados a eventos intensos, o aspecto mais relevante é a elevação contínua dos valores basais ao

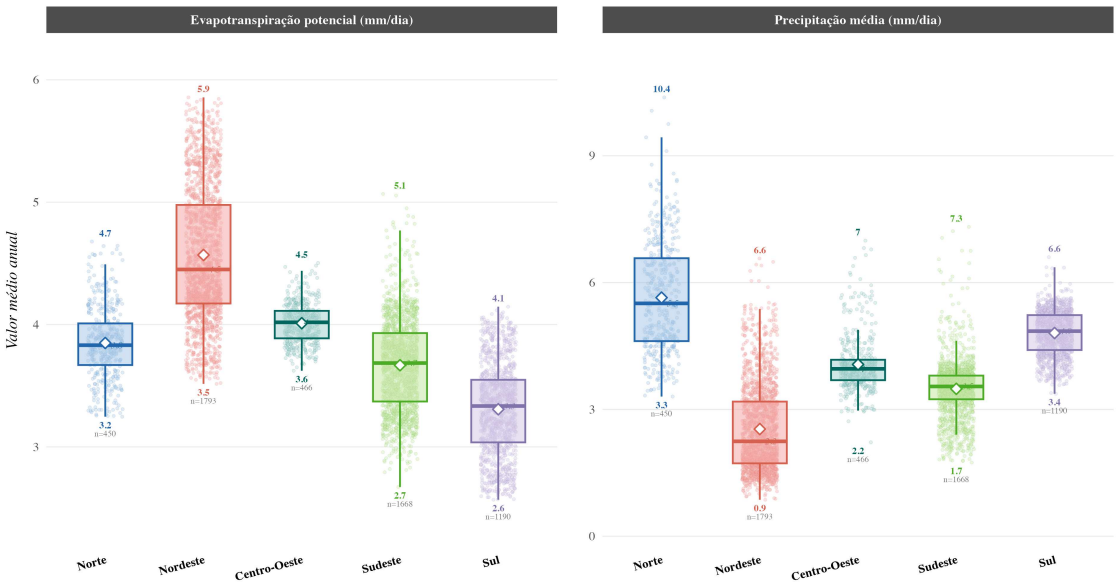
longo das décadas.

Além disso, o aumento da frequência ocorre em ritmo superior ao crescimento do número de eventos, indicando que as ondas de calor têm se tornado progressivamente mais prolongadas. Assim, não apenas há mais eventos, mas eles duram mais tempo. Essa dupla tendência configura ambiente térmico crescentemente adverso, com implicações diretas para a saúde populacional.

4.1.3 Alterações no Regime Hídrico: A Aridez como Segunda Dimensão de Exposição

Complementando o quadro de aquecimento e intensificação térmica, observam-se mudanças significativas no regime de precipitação. A Figura 4.4 apresenta forte heterogeneidade regional.

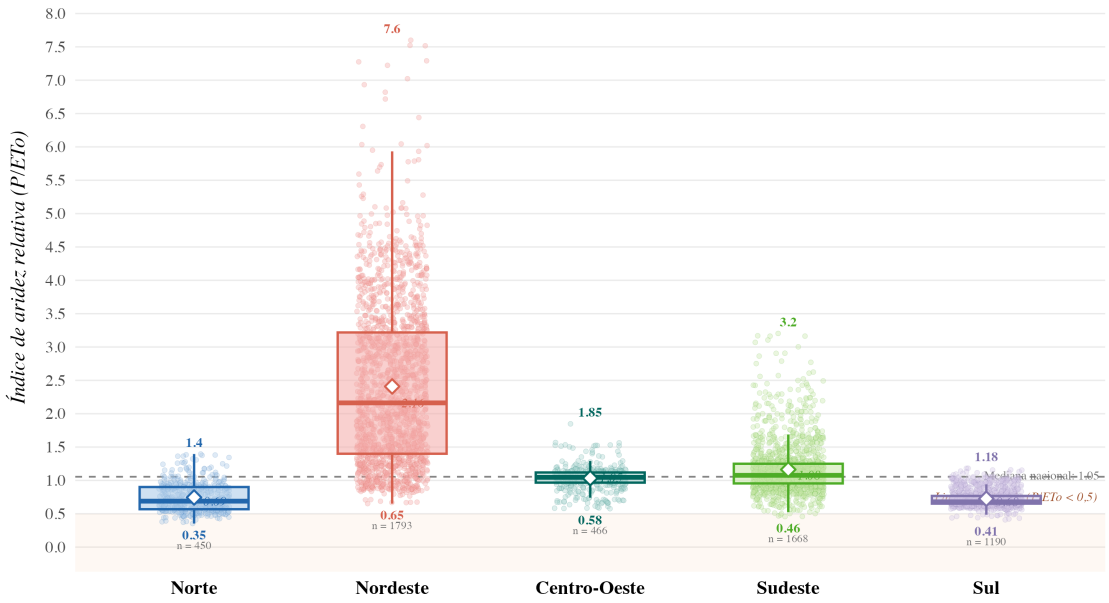
Figura 4.4 – Precipitação média e evapotranspiração potencial por região.



Fonte: Elaboração própria.

O índice de aridez relativa também varia de forma pronunciada, conforme ilustrado na Figura 4.5. O Nordeste apresenta média de 2,41 — indicativa de déficit hídrico severo — em contraste com 0,74 no Norte.

Figura 4.5 – Aridez relativa por região.



Fonte: Elaboração própria.

Aproximadamente 58% dos municípios nordestinos apresentam aridez superior a 1,5, assim como 45% dos municípios do Centro-Oeste. A combinação entre calor intenso e disponibilidade hídrica reduzida cria condições particularmente adversas para a saúde, a produção agrícola e a segurança hídrica.

Os padrões descritos estabelecem a primeira dimensão da vulnerabilidade — a exposição. Contudo, essa exposição estrutura-se regionalmente e não de forma aleatória, de modo que determinados territórios enfrentam simultaneamente anomalias térmicas positivas, maior frequência de ondas de calor e estresse hídrico.

A próxima seção desloca a análise da dimensão climática para as dimensões sociais e institucionais que definem sensibilidade e capacidade adaptativa, permitindo compreender como essas múltiplas dimensões se sobrepõem territorialmente.

4.2 ÍNDICE DE VULNERABILIDADE CLIMÁTICA SOCIOESPACIAL: OPERACIONALIZAÇÃO DO FRAMEWORK E-S-A ATRAVÉS DE ANÁLISE FATORIAL

A revisão de literatura (Capítulo 1) identificou desafios significativos na agregação de variáveis em índices de vulnerabilidade climática. Conforme sintetizado em Deressa et al. (2008), Gebrehiwot e Veen (2013), Monterroso e outros (2014), três métodos principais existem para atribuir pesos às variáveis: (a) usando conhecimento de especialistas, (b) aplicando pesos iguais arbitrários, ou (c) usando métodos estatísticos como análise fatorial (AF) ou análise de componentes principais (ACP). Atribuir pesos iguais pode resultar em estrutura desequilibrada, pois nem todos os indicadores afetam igualmente a vulnerabili-

dade. Ponderar com base em opinião de especialistas, por sua vez, é limitado pela falta de conhecimento especializado e dificuldades em alcançar consenso (GEBREHIWOT; VEEN, 2013; MONTERROSO; OUTROS, 2014).

A estratégia de utilizar técnicas estatísticas clássicas evita essas incertezas. Especificamente, a análise fatorial permite identificar e ponderar estatisticamente (não subjetivamente) as variáveis que mais contribuem para a construção do índice composto Joint Research Centre (JRC) e OECD (2008), Catelan et al. (2024). Essa abordagem é particularmente adequada quando se busca operacionalizar conceitos multidimensionais complexos, como vulnerabilidade climática, que não pode ser adequadamente capturada por indicador único.

Portanto, nesta pesquisa adotou-se análise fatorial exploratória com extração por mínimos resíduos e rotação Promax (oblíqua), permitindo que fatores correlacionem-se quando teoricamente justificado. Essa escolha reconhece que as dimensões de vulnerabilidade (exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa) não são independentes, mas operam de forma articulada para determinar vulnerabilidade resultante (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022a).

4.2.1 Estrutura Fatorial do Índice de Vulnerabilidade Climática

A estrutura fatorial revelou-se notavelmente interpretável, com cada fator agregando variáveis que compartilham significado conceitual coerente, aderente à estrutura E-S-A (Exposição-Sensibilidade-Adaptação). Quatro dimensões latentes surgem de forma clara e teoricamente consistente, que descrevem-se a seguir.

Tabela 4.1 – Matriz de cargas fatoriais do IVCS

Variável de Indicador	F1 Privação Social	F2 Exposição ao Calor Extremo	F3 Capacidade Adaptativa	F4 Estresse por Secas	h^2
Mortalidade até 1 ano	**0,95**	−0,06	0,05	−0,12	0,92
Mortalidade até 5 anos	**0,94**	−0,06	0,06	−0,12	0,90
IDHM	**-0,87**	0,06	0,10	0,12	0,91
População negra (%)	**0,82**	0,13	0,29	−0,09	0,65
População no CadÚnico (%)	**0,75**	0,01	−0,05	−0,26	0,80
Renda média do responsável	**-0,74**	0,01	−0,04	0,24	0,70
Domicílios sem banheiro (%)	**0,72**	−0,03	−0,12	0,25	0,55
Freq. ondas de calor (p90, 2d)	0,02	**0,96**	−0,05	0,04	0,95
Freq. ondas de calor (p90, 3d)	0,02	**0,94**	−0,06	0,02	0,91
Nº ondas de calor (p90, 4d)	0,01	**0,88**	0,05	−0,13	0,78
Nº ondas de calor (p90, 3d)	−0,05	**0,79**	0,04	−0,02	0,60
Iluminação pública (%)	0,05	0,02	**0,97**	0,19	0,90
Vias pavimentadas (%)	−0,03	0,03	**0,93**	0,14	0,89
Calçadas (%)	−0,05	0,05	**0,91**	0,03	0,88
Déficit de água (%)	0,16	−0,01	**-0,51**	−0,03	0,36
Precipitação média anual	−0,03	−0,02	−0,12	**0,91**	0,87
Aridez relativa	0,09	0,00	−0,08	**-0,87**	0,82
Eventos climáticos secos	−0,03	0,00	−0,23	**-0,67**	0,47
Estatísticas Auxiliares					
Variância explicada (%)	26%	17%	16%	11%	**70%**
Correlação com Fator 1	1,00	0,28	−0,50	−0,34	—

Nota: Valores em negrito indicam cargas fatoriais com $|\lambda| \geq 0{,}40$. h^2 representa a comunalidade. $N = 5.570$ municípios.
Fonte: Elaboração própria.

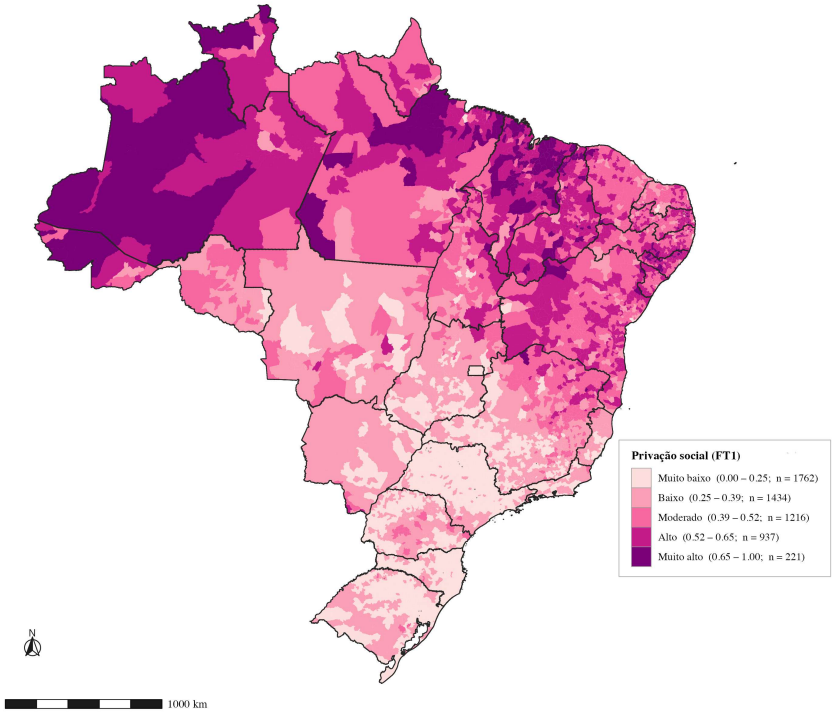
A presença de "População negra (%)"com carga fatorial elevada de 0,82 no Fator 1 (Privação Social e Saúde) não é coincidência metodológica, mas validação de um dos argumentos apresentados na revisão a raça opera como componente estrutural da vulnerabilidade social, não como atributo residual. Conforme discutido extensivamente no Capítulo 1, a literatura sobre racismo ambiental documenta que segregação residencial racial determina sistematicamente a localização de grupos racializados em territórios com menores recursos, infraestrutura precária e maior exposição a riscos ambientais (BULLARD, 1993b; PAYNE-STURGES et al., 2006). A elevada carga da proporção de população negra neste fator (superior até mesmo à do IDHM em -0,87) reforça que raça não é *proxy* de pobreza, mas dimensão autônoma que estrutura a vulnerabilidade. Essa evidência sustenta a incorporação de segregação racial como determinante estrutural de vulnerabilidade climática, confirmando a premissa teórica que orientou a seleção de variáveis e a análise.

O Fator 1, Privação Social, concentra indicadores demográficos, sociais e econômicos que expressam vulnerabilidade estrutural nos municípios. As maiores cargas fatoriais positivas recaem sobre a mortalidade infantil (até 1 ano: 0,95; até 5 anos: 0,94), a proporção da população negra (0,82), a população cadastrada no CadÚnico (0,75) e o percentual de domicílios sem banheiro (0,72). Em direção oposta, observam-se cargas negativas

elevadas para o IDHM (-0,87) e para a renda média do responsável (-0,74), indicando que melhores condições socioeconômicas reduzem o escore de privação. O conjunto sugere que o fator sintetiza desigualdades estruturais associadas a piores condições de saúde, renda e infraestrutura básica, configurando uma dimensão integrada de vulnerabilidade socioeconômica.

A distribuição espacial (Figura 4.6) evidencia elevada heterogeneidade territorial. Conforme a Tabela 4.2, aproximadamente 75,9% dos municípios concentram-se em intensidades baixa a intermediária (0,00 a 0,50), enquanto apenas 1,1% situam-se na faixa mais elevada (0,75 a 1,00). Embora numericamente restrita, essa última faixa corresponde a territórios com níveis extremos de privação social, caracterizados por elevada pobreza e indicadores sanitários precários. Esses municípios concentram-se principalmente no Semiárido nordestino e Amazônia Legal. Essa sobreposição entre privação social e exposição climática é a essência de vulnerabilidade sobreposta e será melhor discutida no índice composto 3.2.4 .

Figura 4.6 – Fator de Privação Social

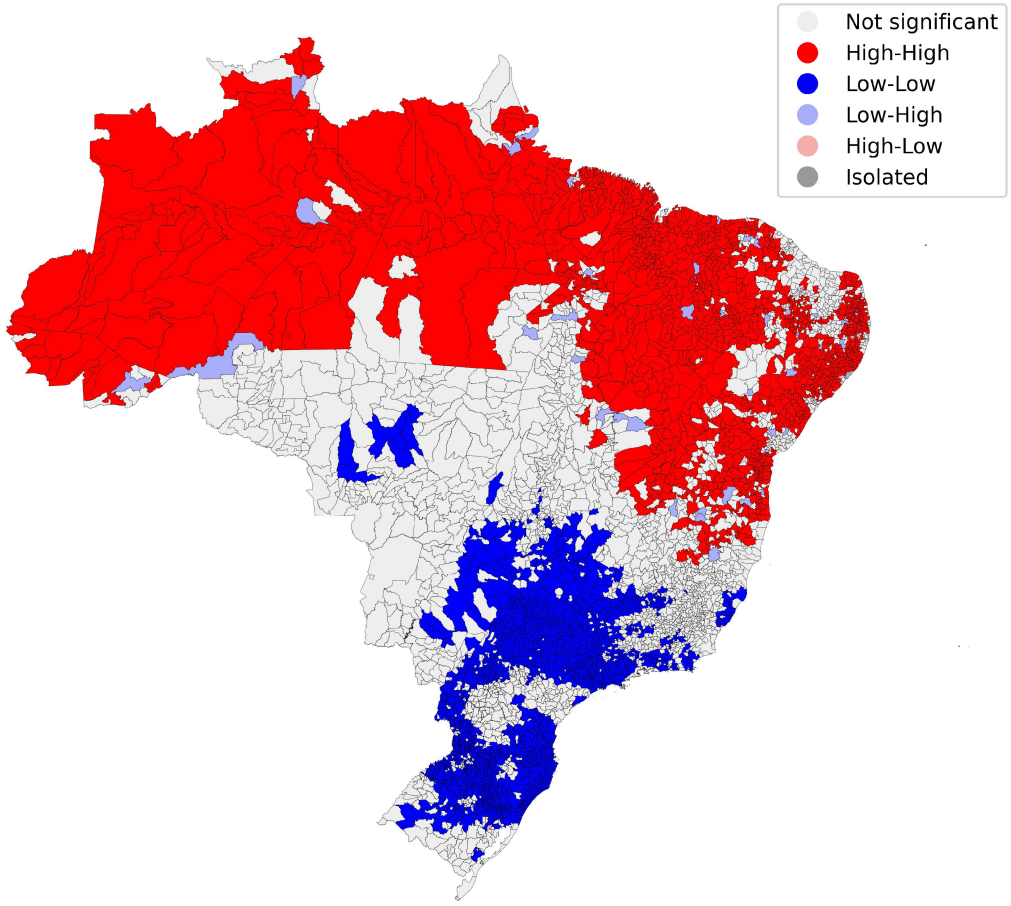


Fonte: Elaboração Própria

A distribuição da privação no território brasileiro não ocorre de forma aleatória, mas por meio de uma clara organização regional. Observa-se a formação de cinturões de vulnerabilidade que revelam uma geografia polarizada: de um lado, a consolidação de polos de alta carência na Amazônia Legal e no Nordeste semiárido; de outro, redutos de maior desenvolvimento no Sul e Sudeste. O cluster Alto-Alto (municípios com elevada privação cercados por vizinhos igualmente vulneráveis) concentra-se de forma quase contígua na

Amazônia Legal e Nordeste semiárido. Essa concentração sugere que a privação opera como fenômeno de vizinhança: a localização em regiões economicamente periféricas amplifica vulnerabilidades individuais. A raridade de anomalias espaciais (clusters Alto-Baixo e Baixo-Alto) indica elevada persistência desses padrões de desigualdade. Em contraponto, o cluster Baixo-Baixo concentra-se no Sul e Sudeste, onde municípios com menor privação cercam-se por contextos igualmente desenvolvidos, potencializando economias de aglomeração e acesso a serviços especializados.

Figura 4.7 – Local Moran's I Cluster: Privação Social



Fonte: Elaboração Própria

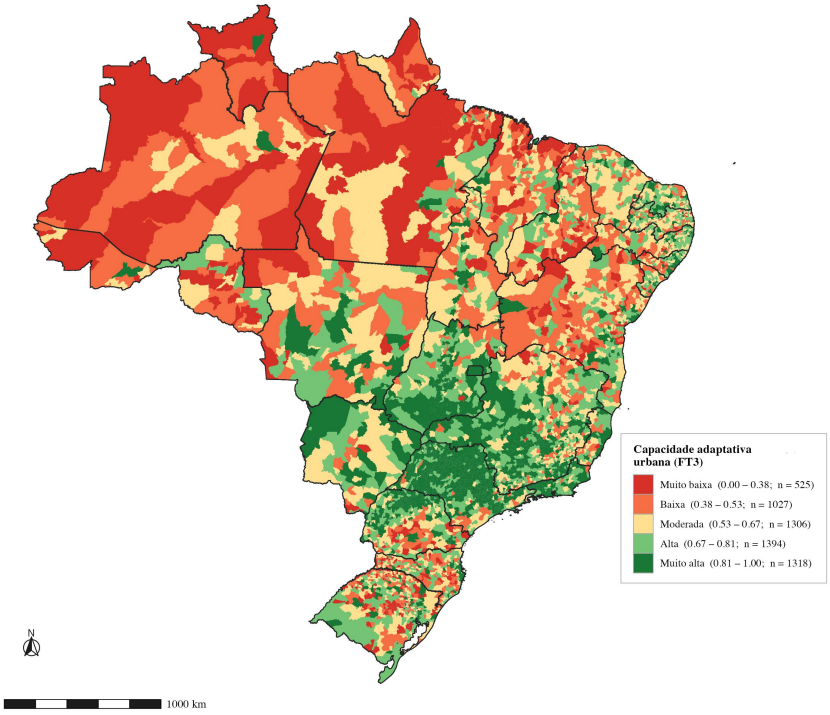
4.2.2 Fator 2: Capacidade Adaptativa Urbana

O Fator de Capacidade Adaptativa Urbana representa a infraestrutura urbana básica associada à capacidade dos municípios de mitigar impactos climáticos. A capacidade adaptativa refere-se à habilidade de ajustar-se aos riscos, responder eficazmente a impactos e recuperar-se após eventos extremos (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022a; CARDONA et al., 2012). Essa capacidade funciona como um moderador que pode reduzir a vulnerabilidade resultante quando presente, ou amplificá-la quando ausente.

As maiores cargas fatoriais positivas concentram-se em iluminação pública (0,97), vias pavimentadas (0,93) e calçadas (0,91), indicando que maior cobertura de infraestrutura física urbana reduz vulnerabilidade adaptativa. Particularmente relevante é a carga negativa na variável "População negra em domicílios inadequados"(-0,54), evidenciando que a sobreposição entre precariedade habitacional e desigualdades raciais reduz substancialmente a capacidade adaptativa municipal. Essa associação confirma os mecanismos de segregação residencial discutidos, a concentração de populações negras em domicílios inadequados não é acidental, mas um resultado sistemático de processos históricos que operam de forma racialmente estruturada (BULLARD, 1993b; BEEN, 1994; CROWDER; DOWNEY, 2010).

A distribuição deste fator tem maior concentração nas faixas baixa a intermediária. Conforme a Tabela 4.2, cerca de 76,1% dos municípios situam-se nas faixas de 0,00 a 0,50, indicando níveis relativamente mais elevados de capacidade adaptativa urbana. Por outro lado, apenas 1,8% dos municípios encontram-se na faixa de maior intensidade (0,75 a 1,00), caracterizando territórios com déficits urbanos mais severos e menor capacidade de resposta a choques climáticos. Esses resultados sugerem que, embora persistam bolsões críticos de fragilidade urbana, a maior parte do território nacional apresenta condições intermediárias ou moderadas de infraestrutura adaptativa.

Figura 4.8 – Fator de Capacidade Adaptativa Urbana

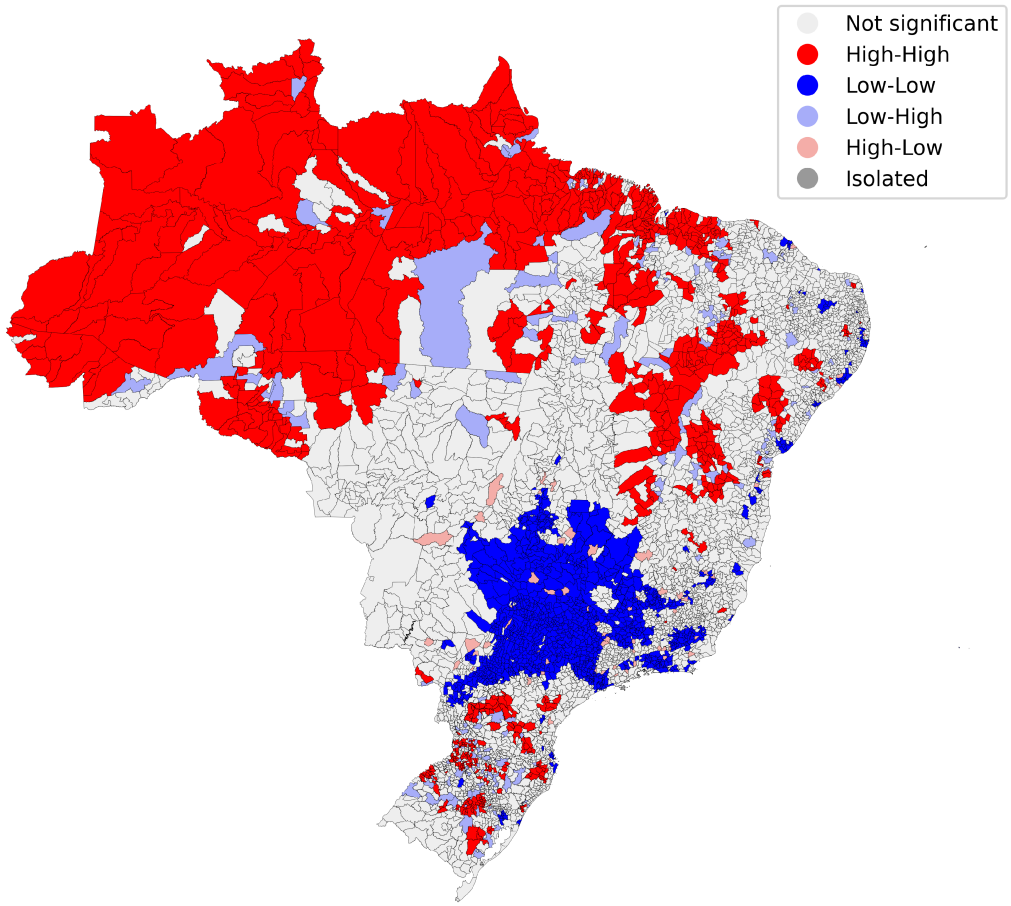


Fonte: Elaboração Própria

O mapa de autocorrelação espacial do Fator de Capacidade Adaptativa Urbana (Figura 4.9) apresenta padrões similares aos observados na privação social, porém com

maior variabilidade e presença substantiva de anomalias espaciais. O cluster Alto-Alto (déficit de infraestrutura urbana) concentra-se na Amazônia e Nordeste, indicando que municípios com carências de iluminação pública, vias pavimentadas e calçadas encontram-se espacialmente próximos a contextos igualmente carentes, amplificando limitações de resiliência a impactos climáticos. Em contraste, o cluster Baixo-Baixo (alta infraestrutura urbana) permanece confinado ao Sudeste do Brasil, onde municípios bem infraestruturados e circundados por vizinhos similares desfrutam de condições estruturais vantajosas para adaptação climática. Notavelmente, a maior extensão de áreas não significativas comparado ao Fator de Privação Social sugere que a infraestrutura urbana responde a mecanismos econômicos e de investimento mais heterogêneos regionalmente.

Figura 4.9 – Local Moran's I Cluster: Capacidade Adaptativa Urbana



Fonte: Elaboração Própria

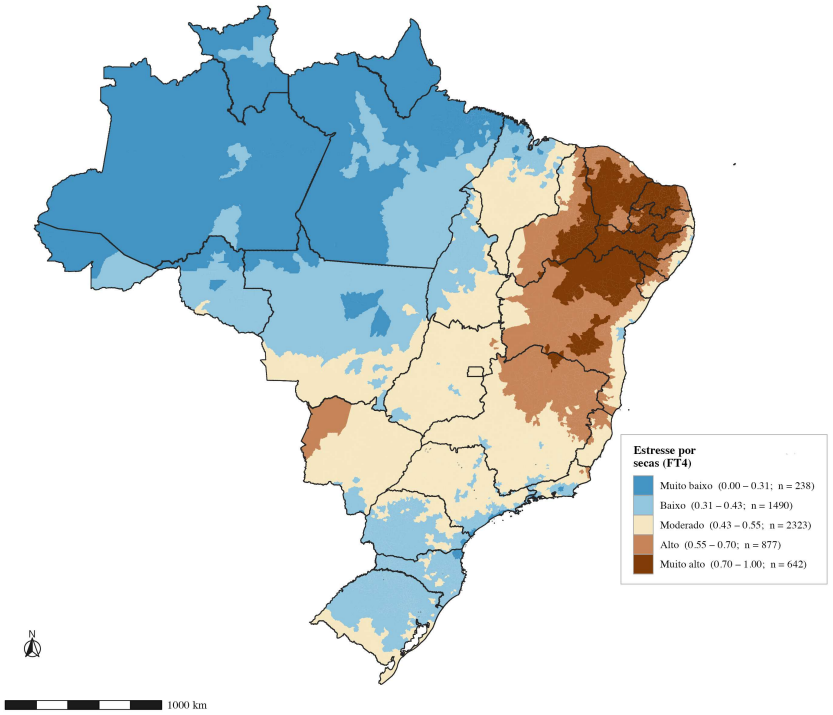
4.2.3 Fator 3: Estresse Climático por Secas

O Fator de Estresse Climático por Secas sintetiza características do regime hídrico regional, capturando a segunda dimensão de exposição. Cargas fatoriais elevadas concentram-se em precipitação média anual (0,91), com cargas negativas expressivas em

aridez relativa (-0,87) e ocorrência de eventos secos (-0,67). Esse gradiente climático representa variabilidade entre regimes hídricos úmidos e aqueles submetidos a maior escassez hídrica. Considerando-se a orientação substantiva do índice, o fator foi invertido na construção do escore normalizado, de modo que valores mais altos correspondam a maior vulnerabilidade climática associada à seca.

A distribuição é marcadamente assimétrica. Conforme a Tabela 4.2, 62,2% dos municípios concentram-se em 0,25 a 0,50, refletindo predominância de condições climáticas intermediárias em termos de estresse por secas. Adicionalmente, 29,1% situam-se em 0,50 a 0,75, enquanto apenas 6,8% dos municípios encontram-se na faixa mais elevada (0,75 a 1,00). Por outro lado, a faixa inferior (0,00 a 0,25) reúne apenas 1,8% dos municípios, indicando que condições persistentemente favoráveis de umidade são relativamente raras no conjunto do território nacional.

Figura 4.10 – Estresse Climático por Secas



Fonte: Elaboração Própria

Os maiores escores concentram-se no semiárido nordestino, onde municípios como Poço Redondo (SE), Campo Alegre do Fidalgo (PI) e Várzea Branca (PI) exemplificam contextos de elevada aridez e recorrência de secas. Em contraste, municípios da Amazônia e do Sul do país, caracterizados por maior pluviosidade média, figuram majoritariamente nas faixas inferiores, com menor estresse hídrico estrutural.

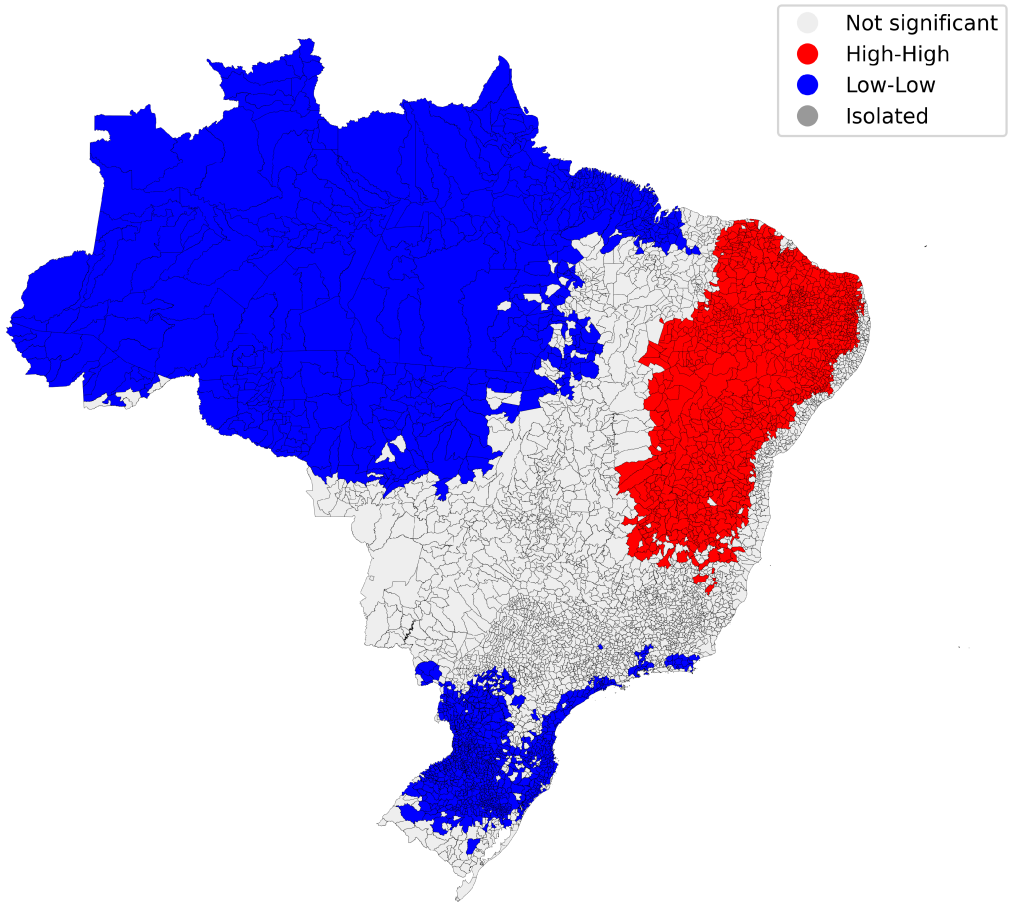
A autocorrelação do Fator de Estresse Climático por Secas apresenta padrão espacialmente distinto dos fatores socioeconômicos. O cluster Alto-Alto (elevado estresse hídrico) concentra-se de forma contígua no Nordeste semiárido, particularmente em Ceará,

Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Bahia, onde municípios com elevada aridez, baixa precipitação e frequência de eventos secos encontram-se circundados por contextos climaticamente similares, criando uma zona de vulnerabilidade hídrica estruturalmente contínua.

Em contraste, o cluster Baixo-Baixo (baixo estresse, alta umidade) estende-se pela Amazônia inteira, onde a abundância de precipitação caracteriza não apenas municípios isolados, mas padrões regionais consistentes. A raridade de anomalias Alto-Baixo indica que regimes hídricos adversos não surgem isoladamente, mas conformam faixas climáticas espacialmente persistentes que definem capacidades de sustentação hídrica e agrícola estruturalmente diferenciadas (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022b).

A predominância de áreas não significativas no Centro-Oeste, interior do Sudeste e Sul evidencia maior heterogeneidade climática nessas regiões, onde variações de precipitação e aridez criam mosaicos territoriais sem conformação de clusters persistentes. Particularmente relevante é a inversão do padrão observado nos Fatores de Privação Social e Capacidade Urbana: enquanto a Amazônia apresenta elevada privação social (Alto-Alto), seu clima úmido a insere no cluster Baixo-Baixo desta dimensão. Inversamente, o Nordeste enfrenta simultaneamente privação social extrema (Alto-Alto) e estresse climático severo (Alto-Alto), sugerindo vulnerabilidade climática sobreposta, onde desigualdades socioeconômicas estruturais se sobrepõem a ameaças climáticas baseadas em escassez hídrica.

Figura 4.11 – Local Moran's I Cluster: Estresse Climático por Secas



Fonte: Elaboração Própria

4.2.4 Fator 4: Exposição ao Calor Extremo

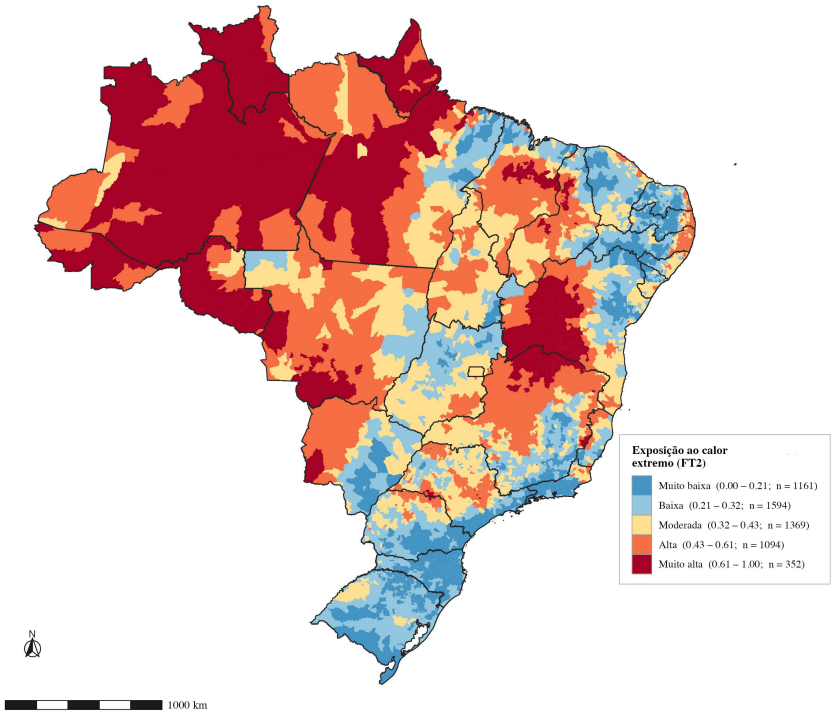
O Fator de Exposição ao Calor Extremo capta de forma específica a dimensão da exposição territorial a eventos térmicos extremos, sendo fortemente determinado tanto pela frequência quanto pelo número de ondas de calor acima do percentil 90. As maiores cargas fatoriais concentram-se na frequência de ondas de calor com duração mínima de dois dias (0,96) e três dias (0,94), seguidas pela frequência de eventos com duração de quatro dias (0,86), indicando elevada consistência interna entre os diferentes critérios de duração utilizados.

Essa estrutura evidencia que o fator sintetiza não apenas a recorrência, mas também a persistência temporal das ondas de calor, distinguindo municípios sujeitos a eventos térmicos mais frequentes e prolongados. A concentração de cargas elevadas em variáveis diretamente associadas à intensidade e duração do calor extremo reforça a interpretação desse fator como uma dimensão climática autônoma, distinta de regimes hídricos ou condições socioeconômicas, operando como marcador direto de exposição a riscos térmicos crescentes no contexto das mudanças climáticas. Conforme já discutido as ondas de calor

são um dos principais vetores através dos quais mudanças climáticas impactam a saúde, particularmente entre populações vulneráveis (ROMANELLO et al., 2025; COSTA et al., 2021).

A distribuição dos municípios no fator de exposição ao calor extremo apresenta forte concentração nas faixas de intensidade baixa a intermediária. Como apresentado na tabela 4.2, 33,3% dos municípios situam-se na faixa 0,00 a 0,25 e 51,7% concentram-se na faixa 0,25 a 0,50, totalizando 85,0% do território nacional em níveis relativamente reduzidos de exposição. Em contraste, apenas 1,3% dos municípios apresentam escores muito elevados (0,75 a 1,00), indicando que a incidência mais severa de ondas de calor ainda se restringe a subconjuntos territoriais específicos.

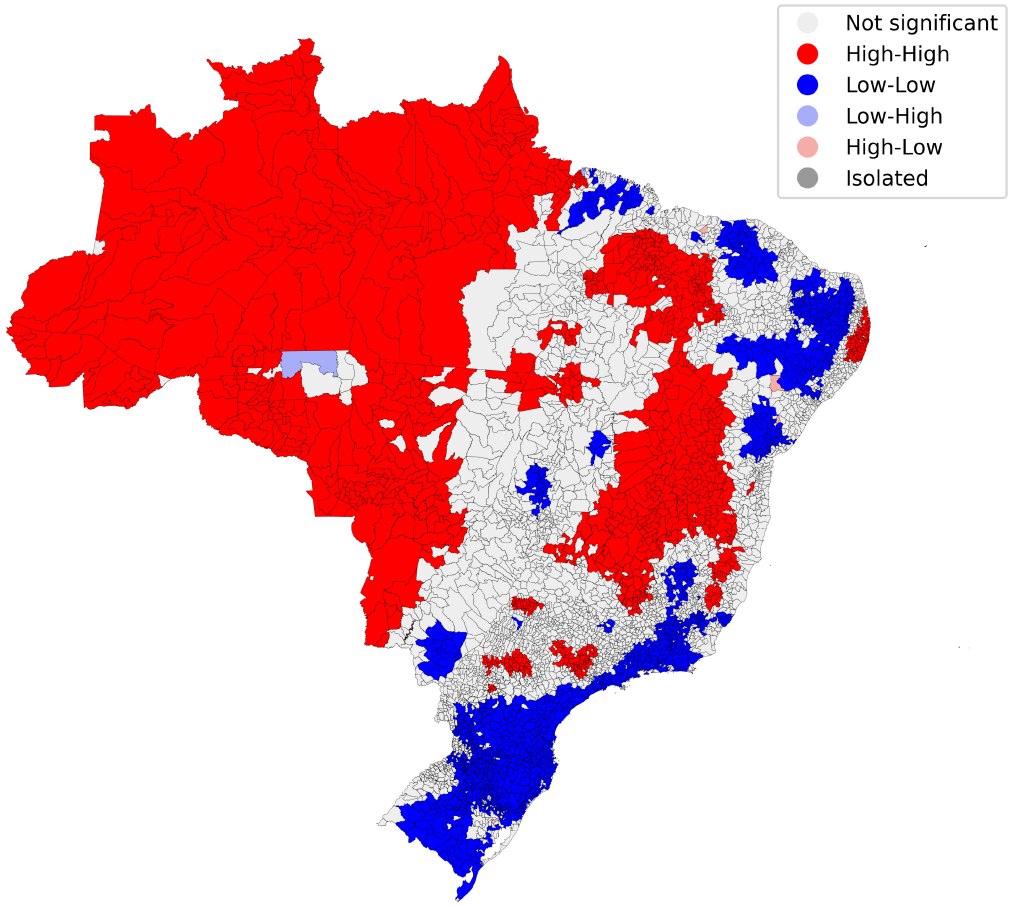
Figura 4.12 – Exposição ao Calor Extremo



Fonte: Elaboração Própria

O padrão espacial apresenta cluster Alto-Alto (elevada exposição a ondas de calor) de forma prevalente na Amazônia, Centro-Oeste e fragmentos do interior do Sudeste e Nordeste. Em contraste, o cluster Baixo-Baixo (baixa exposição ao calor extremo) localiza-se no litoral Nordestino, no Litoral do Sudeste até o Sul do país, especialmente em áreas costeiras, onde a influência marinha modera temperaturas e reduz a recorrência de ondas de calor.

Figura 4.13 – Local Moran's I Cluster: Exposição ao Calor Extremo



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 4.2 – Distribuição dos municípios por faixa de intensidade dos fatores de vulnerabilidade climática

Fator	**0,00–0,25**	**0,25–0,50**	**0,50–0,75**	**0,75–1,00**
Privação social	1.721 (30,9%)	2.507 (45,0%)	1.281 (23,0%)	61 (1,1%)
Exposição ao calor extremo	1.855 (33,3%)	2.879 (51,7%)	763 (13,7%)	73 (1,3%)
Capacidade adaptativa urbana	1.934 (34,7%)	2.306 (41,4%)	1.231 (22,1%)	99 (1,8%)
Estresse climático por secas	100 (1,8%)	3.465 (62,2%)	1.620 (29,1%)	385 (6,9%)

Nota: Os valores correspondem ao número absoluto de municípios em cada faixa de intensidade relativa, seguidos, entre parênteses, do percentual em relação ao total de 5.570 municípios. As faixas referem-se a intervalos dos escores fatoriais normalizados no intervalo [0,1], de modo que cada linha soma 100%.

Fonte: Elaboração própria.

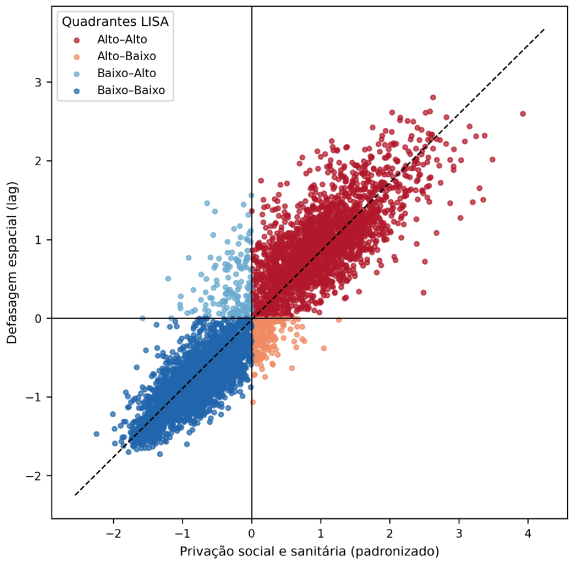
4.2.5 Autocorrelação Espacial Global e Local

Os testes de autocorrelação espacial global, baseados no estatístico de Moran com 999 permutações aleatórias, indicam presença estatisticamente significativa de autocorrelação espacial positiva para o IVCS e para seus principais componentes. Valores

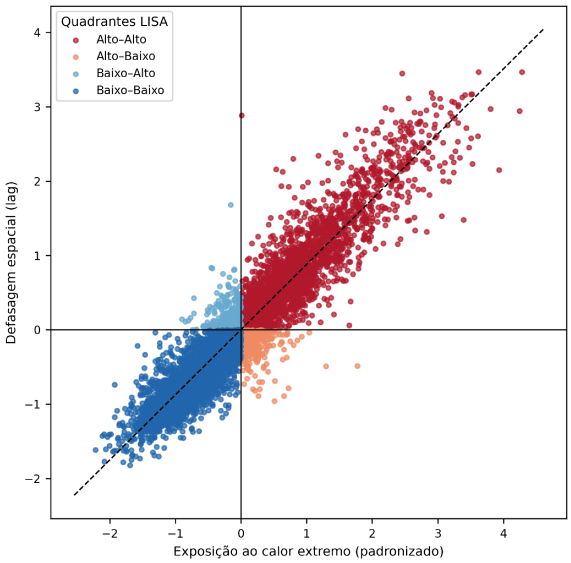
positivos e significativos de Moran's I sugerem que municípios com níveis semelhantes de vulnerabilidade climática tendem a se agrupar espacialmente, rejeitando a hipótese nula de aleatoriedade espacial. Esses resultados justificam a aplicação de técnicas de análise exploratória espacial local e o uso posterior de modelos econométricos espaciais (ANSELIN, 1988).

A Figura 4.14 apresenta os diagramas de dispersão de Moran para os quatro fatores constitutivos do índice e para o IVCS, com padrões consistentes de autocorrelação espacial positiva em todas as dimensões analisadas. Observa-se a predominância de observações concentradas nos quadrantes Alto-Alto e Baixo-Baixo, o que indica que municípios com níveis elevados (ou reduzidos) de vulnerabilidade tendem a estar espacialmente próximos de municípios com características semelhantes. Esse padrão é particularmente nítido nos fatores associados à privação social, ao estresse climático por secas e à exposição ao calor extremo. A presença, ainda que minoritária, de observações nos quadrantes Alto-Baixo e Baixo-Alto sugere situações de dissimilaridade espacial local, ou seja, municípios cujo perfil de vulnerabilidade contrasta com o de seus vizinhos imediatos. No caso do IVCS, o diagrama sintetiza esses comportamentos, confirmando que a vulnerabilidade climática no Brasil não se distribui aleatoriamente no espaço, mas se organiza em clusters territoriais persistentes.

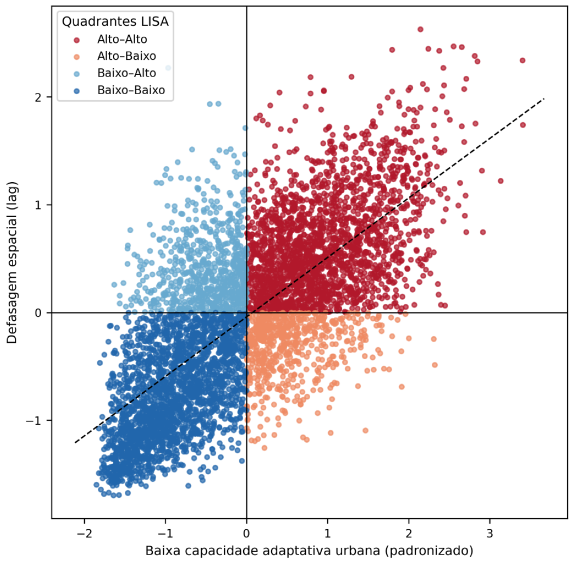
Figura 4.14 – Diagramas de dispersão de Moran para os fatores do IVCS



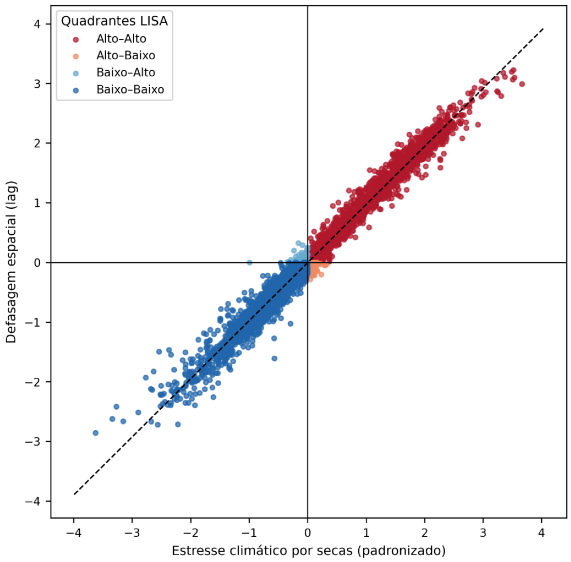
(a) Privação social



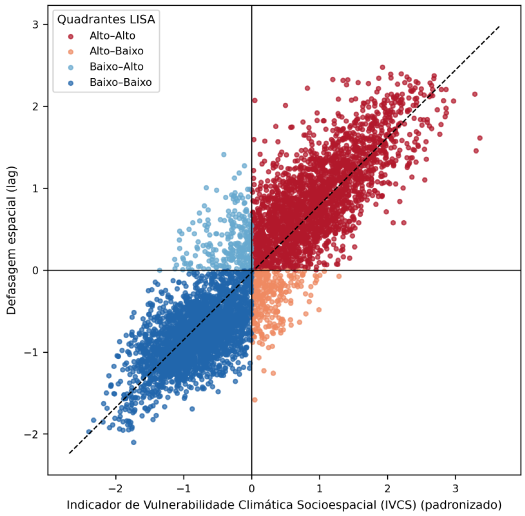
(b) Exposição ao calor extremo



(c) Capacidade Adapitativa Urb.



(d) Estresse por Secas



(e) IVCS

Fonte: Elaboração própria.

Os quatro fatores identificados operacionalizam de forma clara a metodologia E-S-A. A Exposição é capturada pelo Fator 4 (Estresse Climático por Secas) e Fator 4 (Exposição ao Calor Extremo), representando as duas principais dimensões de ameaça climática. A Sensibilidade é operacionalizada principalmente através do Fator 1 (Privação Social e Saúde), que captura o grau em que populações são afetadas adversamente quando expostas, mediado por condições de saúde, acesso a recursos e renda. A Capacidade Adaptativa é representada pelo Fator 3 (Capacidade Adaptativa Urbana), infraestrutura que permite ajuste aos riscos e recuperação após eventos extremos.

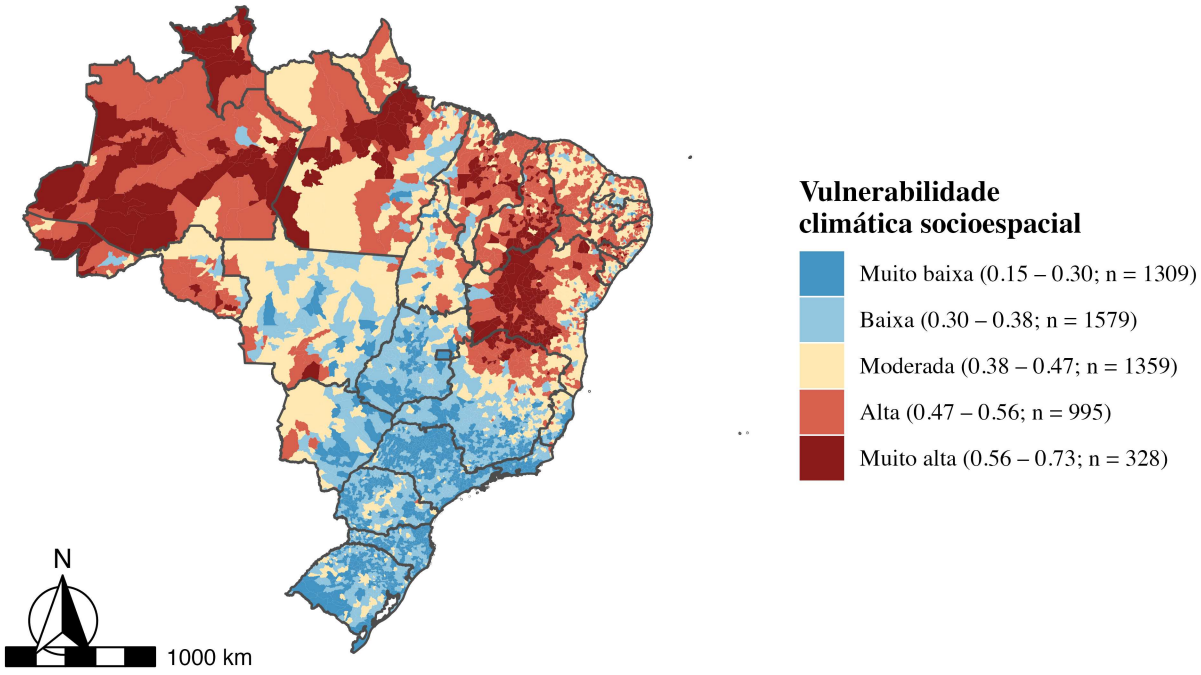
Particularmente significativo é que raça surge como dimensão estruturante da sensibilidade, não como variável marginal. A carga de 0,82 para população negra no Fator de Privação Social, combinada com a presença de população negra em domicílios inadequados (-0,54) no Fator de Capacidade Urbana, demonstra empiricamente que segregação residencial racial não apenas determina exposição diferencial (como argumentado na teoria), mas também compromete sensibilidade e capacidade adaptativa de populações negras.

4.3 PADRÕES ESPACIAIS DA VULNERABILIDADE CLIMÁTICA SOCIOESPACIAL NO BRASIL

Esta seção apresenta a distribuição geográfica do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS) sintetizando o padrão multidimensional de vulnerabilidade em escala municipal, integrando exposição climática, sensibilidade socioeconômica e infraestrutura adaptativa.

A tabela, apresentada no Apêndice A.1, evidencia forte assimetria espacial na distribuição do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS) entre os municípios brasileiros. Os maiores níveis de vulnerabilidade concentram-se predominantemente na Região Norte, com destaque para municípios como Chaves (PA), Melgaço (PA), Amajari (RR) e Anajás (PA), caracterizados por elevada privação social e em saúde, alta exposição ao calor extremo e baixa capacidade adaptativa urbana. Em contraste, os menores valores de IVCS observam-se majoritariamente nas regiões Sudeste e Sul, em municípios como São Caetano do Sul (SP), Volta Redonda (RJ) e Curitiba (PR), onde prevalecem melhores condições socioeconômicas e infraestruturais.

Figura 4.15 – Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS)

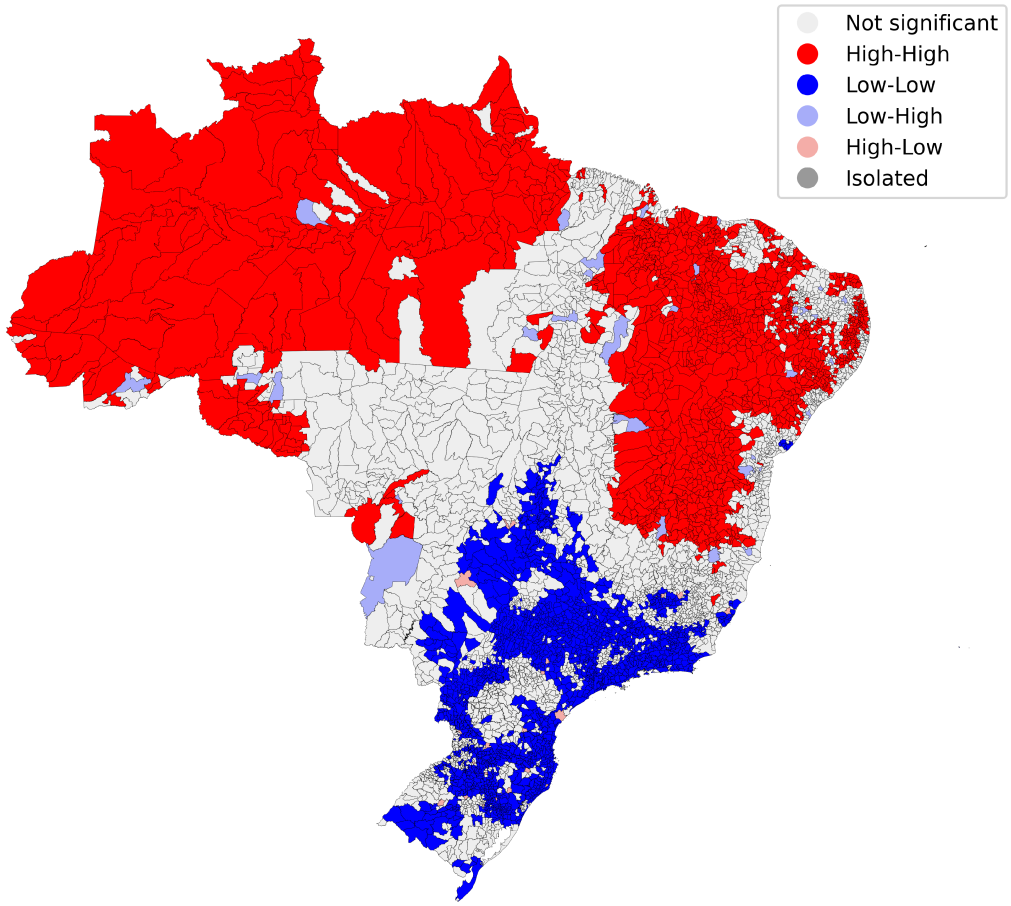


Fonte: Elaboração própria.

O mapa de autocorrelação espacial (Figura 4.16) sintetiza a sobreposição multidimensional das ameaças, apresentando uma geografia de vulnerabilidade ainda mais contígua e polarizada que qualquer fator isolado. O cluster Alto-Alto (máxima vulnerabilidade) estende-se de forma quase ininterrupta pela Amazônia inteira e pelo Nordeste semiárido, conformando uma faixa territorial contínua onde privação social estrutural, déficits de infraestrutura urbana e estresse hídrico extremo sobrepõem-se mutuamente.

Essa sobreposição é o cerne de vulnerabilidade sobreposta conforme o IPCC (2022) não se trata de soma de riscos isolados, mas de efeitos cumulativos onde cada dimensão amplifica as demais. Uma população exposta simultaneamente a ondas de calor, com renda baixa, infraestrutura inadequada e proporção elevada de população negra não é apenas mais vulnerável, enfrenta riscos que transcendem a soma dos componentes individuais.

Figura 4.16 – Local Moran's I Cluster: IVCS



Fonte: Elaboração Própria

A raridade de anomalias espaciais (Alto-Baixo e Baixo-Alto) indica que municípios vulneráveis em múltiplas dimensões não surgem isoladamente, mas conformam contextos regionais coesos onde desigualdades socioeconômicas, climáticas e infraestruturais reforçam-se mutuamente. Esse padrão espacial (onde vulnerabilidades concentram-se contiguamente) tem implicação política importante, pois, sugere que intervenções isoladas ou descentralizadas são insuficientes. É necessária ação coordenada em escala regional que aborde simultaneamente condições climáticas, infraestruturas urbanas e desigualdades raciais estruturais.

O Nordeste semiárido enfrenta simultaneamente privação social extrema (Alto-Alto em Fator 1), estresse hídrico severo (Alto-Alto em Fator 3), mas com calor moderado (não Alto-Alto em Fator 4). Em contraste, a Amazônia apresenta privação social elevada (Alto-Alto em Fator 1), exposição ao calor extremo (Alto-Alto em Fator 4), mas umidade relativa elevada (não Alto-Alto em Fator 3). O Sul do Brasil enfrenta exposição ao calor intensificado (padrão crescente no Fator 4), mas com baixa privação social e infraestrutura urbana mais robusta.

Essas configurações territoriais diferenciadas exigem intervenções igualmente di-

ferenciadas. O Capítulo 1 enfatizou que vulnerabilidades climáticas manifestam-se de forma heterogênea conforme interações entre características climáticas, socioeconômicas, institucionais e raciais regionais. Os resultados do mapa IVCS validam essa heterogeneidade, sugerindo que políticas de adaptação de tamanho único serão inadequadas. Em seu lugar, requer-se diagnóstico territorial que reconheça como vulnerabilidades específicas se sobrepõem diferentemente em cada região.

Este capítulo demonstrou que a vulnerabilidade climática no Brasil é um fenômeno profundamente estruturado no espaço e socialmente hierarquizado, resultante da sobreposição entre exposição climática diferenciada, privação socioeconômica e déficits de capacidade adaptativa urbana. A operacionalização do framework Exposição–Sensibilidade–Capacidade Adaptativa evidenciou que a segregação residencial racial constitui um elemento central da sensibilidade socioespacial, e não um atributo residual. A elevada carga da população negra nos fatores de privação social e sua associação sistemática aos territórios de maior estresse climático confirmam que a vulnerabilidade climática se organiza de forma cumulativa e territorialmente persistente, reproduzindo desigualdades históricas e configurando padrões de injustiça climática no país.

Esses resultados apresentam base empírica para a análise causal desenvolvida no capítulo seguinte, ao explicitar como a vulnerabilidade climática e a composição racial se articulam no território antes mesmo da observação de desfechos em saúde. O próximo capítulo avança ao investigar se essa vulnerabilidade socioespacial se traduz em desigualdades observáveis nas internações por condições sensíveis à atenção primária, combinando modelagem econométrica espacial e estratégias contrafactuais. Ao fazê-lo, a análise conecta diretamente o diagnóstico territorial da vulnerabilidade climática aos seus impactos concretos sobre a saúde da população, permitindo avaliar em que medida desigualdades raciais persistem mesmo entre municípios estruturalmente comparáveis.

5 EFEITOS DA COMPOSIÇÃO RACIAL SOBRE INTERNAÇÕES EVITÁVEIS: EVIDÊNCIA ESPACIAL E CONTRAFACTUAL

Este capítulo investiga o impacto da composição racial dos municípios brasileiros sobre as internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAPs), levando em conta a dependência espacial e a construção de contrafactuais. A Seção 5.1 traz um panorama descritivo das ICSAPs; na Seção 5.2, são discutidos os resultados dos modelos autorregressivos espaciais; a Seção 5.3 elucida a estratégia de *propensity score matching* espacial; e, por fim, a Seção 5.4 apresenta as estimativas do efeito causal e suas implicações para o debate sobre desigualdades raciais, vulnerabilidade climática e justiça ambiental.

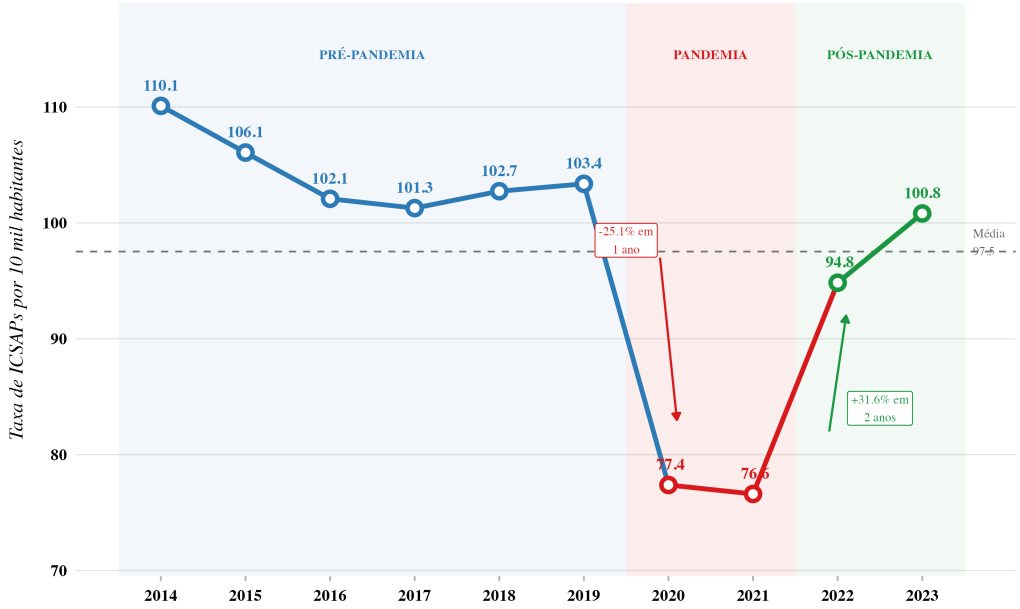
5.1 PANORAMA DAS INTERNAÇÕES POR CONDIÇÕES SENSÍVEIS À ATENÇÃO PRIMÁRIA NO BRASIL

Antes da apresentação dos modelos econométricos, esta seção descreve o comportamento agregado, regional e espacial das internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAPs) no Brasil. O objetivo é caracterizar o desfecho de interesse, evidenciando seus padrões de distribuição e evolução, bem como as heterogeneidades territoriais que motivam a abordagem empírica adotada ao longo da tese.

A Figura 5.1 apresenta a evolução da taxa nacional de internações por ICSAPs por 10 mil habitantes entre 2014 e 2023. Observa-se, inicialmente, uma trajetória de queda gradual no período pré-pandemia, com a taxa reduzindo-se de aproximadamente 110 internações por 10 mil habitantes em 2014 para cerca de 101 em 2017. Entre 2018 e 2019, o indicador permanece relativamente estável, sugerindo uma inflexão limitada na capacidade resolutiva da atenção primária nesse intervalo.

A partir de 2020, verifica-se uma ruptura clara na série temporal, com forte queda das taxas de ICSAPs, atingindo o menor valor do período em 2021. Esse comportamento é consistente com o choque imposto pela pandemia de COVID-19 sobre o sistema de saúde, refletindo tanto a reorganização da oferta hospitalar quanto a redução da demanda por internações não relacionadas à COVID. Nos anos subsequentes, observa-se um movimento de recomposição parcial das taxas, que voltam a crescer em 2022 e 2023, aproximando-se, embora sem igualar plenamente, dos níveis pré-pandêmicos.

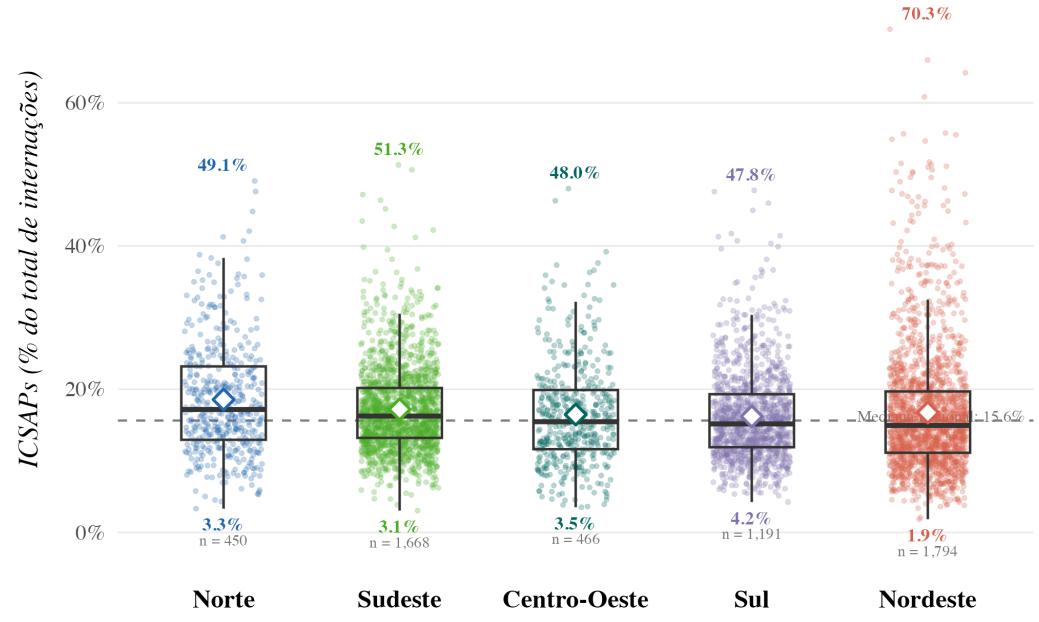
Figura 5.1 – Taxa de ICSAPs por 10 mil habitantes no Brasil (2014–2023)



Fonte: DATASUS (SIH-SUS). Elaboração própria.

Além da dinâmica temporal, as ICSAPs exibem expressiva heterogeneidade regional. A Figura 5.2 apresenta a distribuição da proporção de ICSAPs no total de internações hospitalares do SUS, por grandes regiões do país, considerando a variação intra e inter-regional entre municípios.

Figura 5.2 – Distribuição regional das ICSAPs no Brasil



Fonte: DATASUS (SIH-SUS). Elaboração própria.

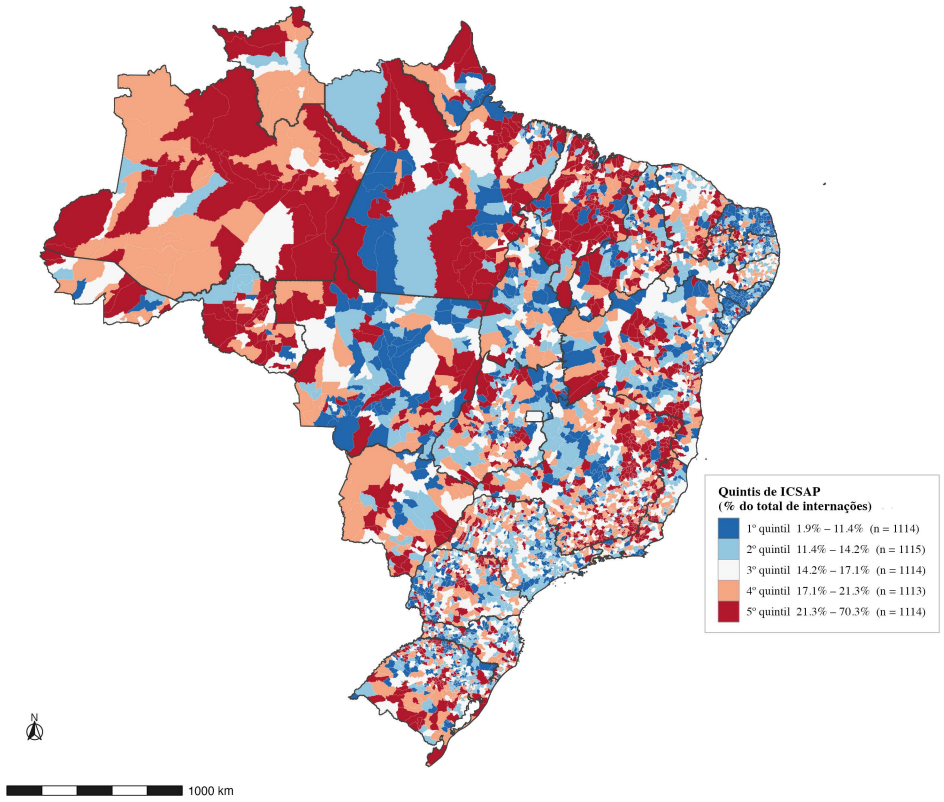
Os resultados indicam que, embora as medianas regionais sejam relativamente próximas, a dispersão interna é elevada, especialmente nas regiões Norte e Nordeste, onde se observa maior concentração de municípios nos percentis superiores da distribuição. Essas regiões também apresentam caudas superiores mais longas, sugerindo a coexistência de territórios com padrões persistentemente elevados de ICSAPs, compatíveis com desigualdades estruturais no acesso, na qualidade e na resolutividade da atenção primária.

Por contraste, as regiões Sudeste e Sul exibem distribuições mais concentradas e menor dispersão relativa, ainda que não estejam isentas de municípios com proporções elevadas de ICSAPs. Esse padrão reforça a importância de análises que vão além das médias regionais, explorando a heterogeneidade territorial subjacente.

A dimensão espacial das ICSAPs é explorada na Figura 5.3, que apresenta a distribuição municipal da proporção de ICSAPs classificada em quintis. O mapa evidencia um padrão marcadamente heterogêneo, com forte concentração espacial de municípios nos quintis superiores em amplas áreas do Norte, Nordeste e partes do Centro-Oeste, enquanto municípios do Sul e Sudeste aparecem, de forma predominante, nos quintis inferiores.

Esse padrão espacial sugere a presença de processos estruturais e persistentes associados às condições socioeconômicas, demográficas e institucionais dos territórios, bem como possíveis efeitos de dependência espacial. A coexistência de municípios vizinhos em quintis semelhantes indica que a ocorrência de ICSAPs não é aleatória no espaço, reforçando a adequação do uso de métodos espaciais na análise econométrica subsequente.

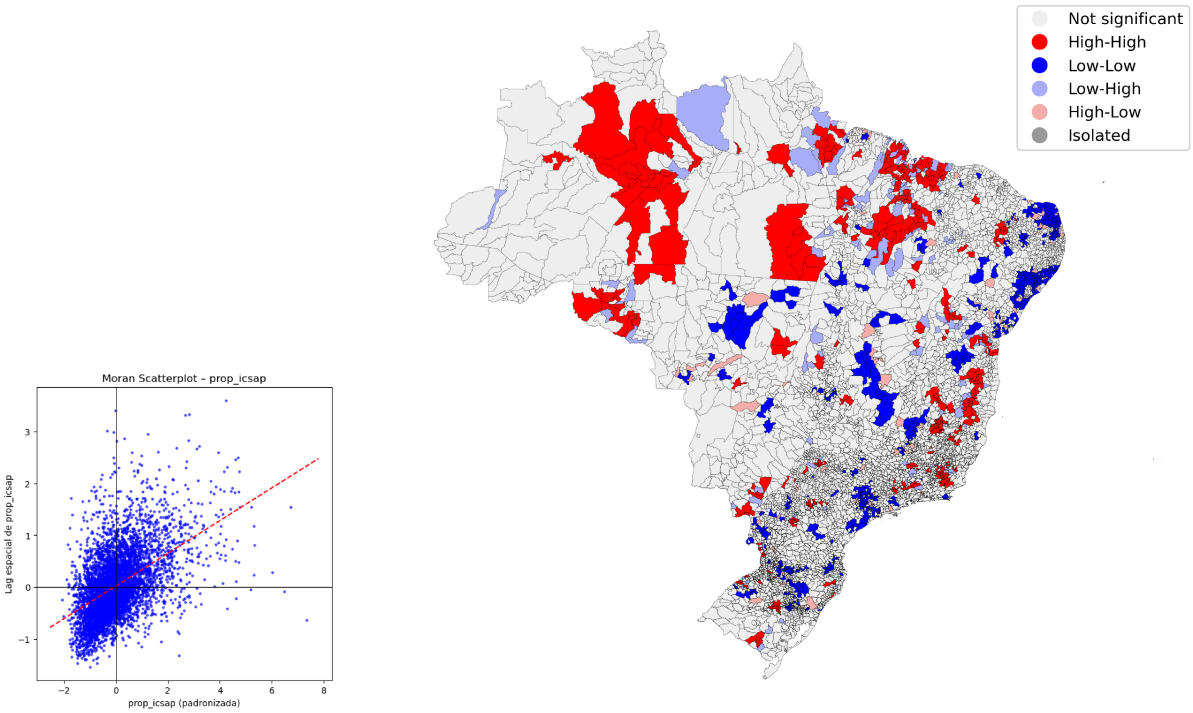
Figura 5.3 – Distribuição espacial das ICSAPs por quintis nos municípios brasileiros



Fonte: DATASUS. Elaboração própria.

A distribuição espacial das ICSAPs indica a presença de autocorrelação espacial positiva, ou seja, municípios com internações evitáveis elevadas tendem a se localizar próximos a outros com valores igualmente altos, assim como ocorre para proporções mais baixas. A (Figura 5.4a) apresenta inclinação positiva da reta de regressão, confirmando a existência de dependência espacial. Em escala local, observam-se *clusters* do tipo *High–High*, com maior concentração nas regiões Norte e Nordeste; contudo, esses agrupamentos coexistem com diversos *clusters Low–Low*, que se intercalam espacialmente com áreas de alta incidência ao longo de diferentes regiões do país. De forma geral, os resultados indicam que as ICSAPs não se distribuem aleatoriamente no território brasileiro.

Figura 5.4 – Autocorrelação espacial global e local da proporção de internações por condições sensíveis à atenção primária (ICSAP).



(a) Gráfico de dispersão de Moran

(b) Clusters locais (LISA)

Fonte: Elaboração própria. Nota: matriz de pesos espaciais do tipo Queen contígua; 999 permutações; $p \leq 0{,}05$.

5.2 ASSOCIAÇÕES ESPACIAIS ENTRE COMPOSIÇÃO RACIAL, VULNERABILIDADE E ICSAPS

A Tabela 5.1 apresenta os resultados dos modelos autorregressivos espaciais (SAR) estimados de forma incremental, constituindo o ponto de partida analítico do capítulo. A estratégia empírica adotada permite acompanhar como o efeito da composição racial dos municípios sobre as ICSAPs se reconfigura à medida que novos blocos de controle socioeconômicos, climáticos, institucionais, de infraestrutura hospitalar e demográficos são incorporados à especificação.

No Modelo 1, que inclui apenas a proporção de população negra e o termo autorregressivo espacial, o coeficiente associado à variável racial não se mostra estatisticamente significativo, embora o parâmetro espacial (ρ) já indique forte dependência espacial das internações evitáveis, sugerindo a presença de *clusters* territoriais de risco. Esse resultado inicial denota que a associação entre raça e ICSAPs não se manifesta de forma isolada, mas está mediada por condições estruturais do território.

A partir do Modelo 2, com a inclusão dos indicadores de vulnerabilidade socioambiental e climática, observa-se uma inflexão: a proporção de população negra passa a apresentar coeficiente positivo e estatisticamente significativo, resultado que se mantém e se intensifica nos modelos subsequentes. Esse padrão indica que, condicionadas às dimensões

de sensibilidade social, estresse climático e capacidade adaptativa urbana, as desigualdades raciais se configuram de forma nítida como fator de risco para hospitalizações evitáveis. Em particular, o índice de capacidade adaptativa urbana apresenta efeito negativo e robusto em todas as especificações, enquanto os indicadores de estresse por secas e, em menor grau, por ondas de calor, contribuem positivamente para o aumento das ICSAPs.

Tabela 5.1 – Comparação dos Modelos Autorregressivos Espaciais (SAR)

Variáveis	**M1 Raça**	**M2 Vulnerab.**	**M3 Atenção Bás.**	**M4 Infra. Hosp.**	**M5 Demografia**
Constante	2,503*** (28,09)	2,391*** (21,45)	3,864*** (24,87)	3,319*** (22,39)	5,009*** (24,28)
Prop. Pop. Negra	0,040 (0,56)	0,388*** (3,27)	0,560*** (4,79)	0,818*** (7,71)	0,424*** (3,86)
Índice Sensibilide Social		0,269 (1,38)	0,479* (2,50)	0,660*** (3,78)	1,512*** (8,11)
Índice de Estresse por Ondas Calor		0,218* (1,98)	0,092 (0,85)	0,132 (1,35)	0,245* (2,52)
Índice de Adaptação Urb.		-2,143*** (-18,92)	-1,856*** (-16,63)	-1,441*** (-14,18)	-1,330*** (-13,21)
Índice Estresse por Secas		1,363*** (10,17)	1,046*** (7,91)	0,747*** (6,25)	1,021*** (8,46)
Cobertura ESF			-1,101*** (-7,05)	-1,174*** (-8,25)	-1,037*** (-7,34)
Leitos / mil hab				0,360*** (32,82)	0,358*** (33,01)
Médicos / mil hab				0,079*** (7,48)	0,069*** (6,60)
Enfermeiros / mil hab				-0,316*** (-12,65)	-0,284*** (-11,43)
Razão Dependência					-4,077*** (-11,92)
Efeito Espacial					
W_ln_icsap (ρ)	0,460*** (27,36)	0,423*** (25,90)	0,378*** (23,03)	0,396*** (26,00)	0,381*** (25,05)
Pseudo R^2	0,1816	0,2568	0,2880	0,4186	0,4316
AIC	18190,2	17533,9	17238,8	16127,1	15987,5
N	5570	5570	5570	5570	5570

Notas: Estatística z entre parênteses. Matriz Rainha. Significância: *** 0,001; ** 0,01; * 0,05.

Nos Modelos 3 e 4, a incorporação das variáveis de atenção básica e de infraestrutura hospitalar amplia de forma substantiva o poder explicativo do modelo, como evidenciado pelo aumento do pseudo R^2 e pela redução do AIC. Ainda assim, o coeficiente da proporção de população negra não apenas se mantém estatisticamente significativo como aumenta de magnitude, atingindo seu maior valor no Modelo 4. Esse resultado indica que as desigualdades raciais persistem mesmo após o controle direto por oferta de serviços de saúde, apontando para mecanismos mais profundos de desigualdade territorial e institucional na produção das ICSAPs.

A incorporação das variáveis de estrutura e oferta de serviços de saúde nos Modelos 3 a 5 revela um conjunto de resultados substantivos e coerentes com a literatura sobre

atenção primária e organização dos sistemas de saúde, ao mesmo tempo em que explicita tensões importantes entre prevenção e cuidado hospitalar.

A cobertura da Estratégia Saúde da Família (ESF) apresenta coeficiente negativo e estatisticamente significativo em todas as especificações, indicando que maior capilaridade da atenção básica está associada à redução das ICSAPs. Esse resultado é consistente com a função central da ESF na prevenção, no acompanhamento contínuo e na coordenação do cuidado, reforçando a interpretação de que a expansão da atenção primária atua como mecanismo protetivo frente a internações evitáveis.

Em contraste, os coeficientes positivos associados ao número de leitos hospitalares por mil habitantes e de médicos por mil habitantes sugerem que territórios com maior densidade de oferta hospitalar tendem a registrar níveis mais elevados de ICSAPs. Esse padrão é consistente com a literatura de variações induzidas pela oferta e com a formulação da lei de Roemer, segundo a qual leitos construídos tendem a ser utilizados, de modo que maior disponibilidade de leitos se associa a maiores taxas de internação mesmo após o controle por necessidade. Estudos recentes sobre ICSAP em municípios brasileiros encontram associações semelhantes entre leitos por mil habitantes e aumento das internações sensíveis, especialmente em localidades menores, reforçando a interpretação de que a expansão da oferta hospitalar pode, em certos contextos, ampliar o uso de internações potencialmente evitáveis (DELAMATER et al., 2013; ROCHA et al., 2021; SILVA et al., 2021).

Em sentido oposto, o número de enfermeiros por mil habitantes apresenta efeito negativo e robusto, sugerindo que a presença desse profissional, fortemente associado às atividades de cuidado continuado, vigilância em saúde e vínculo territorial, contribui para reduzir hospitalizações evitáveis, inclusive em contextos de maior vulnerabilidade social.

A razão de dependência, por sua vez, apresenta um resultado aparentemente contraintuitivo, com coeficiente negativo e altamente significativo. Esse resultado indica que municípios com maior proporção de dependentes (crianças e idosos) exibem, condicionalmente aos demais controles, menores taxas de internações por condições sensíveis à atenção primária. Uma interpretação plausível é que esses grupos etários, embora intensivos em utilização do sistema de saúde, tendem a apresentar maior incidência de internações associadas a condições não classificadas como ICSAP, como agravos agudos, eventos traumáticos ou internações de longa permanência, o que reduz sua participação relativa nas internações evitáveis. Adicionalmente, a maior priorização desses grupos nas políticas de atenção básica e nos programas de acompanhamento contínuo pode contribuir para mitigar hospitalizações sensíveis, reforçando o papel preventivo da atenção primária mesmo em contextos demográficos mais pressionados.

Por fim, o Modelo 5, que adiciona controles demográficos, consolida a associação positiva entre população negra e ICSAPs. Ao passo que o efeito espacial segue elevado e estável em todas as especificações. Esse conjunto de evidências indica que as internações por condições sensíveis à atenção primária são fortemente estruturadas no espaço e que as desigualdades raciais se manifestam de forma sistemática quando consideradas em

interação com vulnerabilidades sociais, climáticas e institucionais.

Assim, os resultados dos modelos SAR estabelecem a base empírica para o restante do capítulo, ao demonstrar que o território, o clima e a estrutura social operam conjuntamente na produção de desigualdades em saúde. Essa constatação orienta a etapa seguinte da análise, na qual o uso de um modelo de *propensity score Matching* espacial busca reforçar a interpretação causal desses diferenciais, comparando municípios estruturalmente semelhantes e isolando, de forma mais rigorosa, o efeito associado à composição racial.

5.3 CONSTRUINDO O CONTRAFACTUAL: ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO POR PROPENSITY SCORE MATCHING ESPACIAL

Os resultados obtidos com os modelos SAR evidenciam associações robustas entre composição racial, vulnerabilidades socioambientais e ICSAPs, mesmo após o controle por dependência espacial e por um amplo conjunto de covariáveis institucionais, climáticas e demográficas. Contudo, embora a modelagem autorregressiva espacial seja fundamental para capturar externalidades territoriais e evitar vieses decorrentes de autocorrelação espacial, ela não elimina, por si só, o problema de heterogeneidade observável sistemática entre municípios com diferentes composições raciais.

Nesse contexto, a adoção de uma estratégia de *Propensity Score Matching* (PSM) espacial mostra-se particularmente adequada, pois permite construir um contrafactual explícito ao comparar municípios com maior proporção de população negra a municípios estruturalmente semelhantes em termos socioeconômicos, climáticos, institucionais e espaciais. Ao balancear o conjunto de covariáveis relevantes antes da estimação do efeito do tratamento, o PSM reduz a dependência funcional do modelo e fortalece a interpretação causal dos diferenciais observados, complementando a análise paramétrica dos modelos SAR.

A incorporação explícita da dimensão espacial no processo de pareamento é especialmente relevante neste estudo, uma vez que tanto a exposição a riscos climáticos quanto a organização dos serviços de saúde apresentam forte dependência territorial, podendo gerar viés caso unidades espacialmente próximas não sejam adequadamente comparadas. Assim, a estratégia de PSM espacial não substitui a modelagem autorregressiva, mas a aprofunda, ao oferecer um exercício contrafactual mais transparente e consistente com a natureza espacialmente estruturada das desigualdades em saúde analisadas, conforme sugerido pela literatura metodológica sobre inferência causal observacional e economia espacial (ROSENBAUM; RUBIN, 1983b; STUART, 2010; LESAGE; PACE, 2009; ANSELIN, 1988).

A Tabela 5.2 apresenta os resultados do modelo de pareamento, estimado por meio de um *Spatial Autoregressive Probit* via MCMC, cujo objetivo é modelar a probabilidade de um município pertencer ao grupo tratado (maior proporção de população negra) a partir de características socioambientais, climáticas, econômicas e regionais, incorporando

explicitamente a dependência espacial. Esse modelo cumpre papel central na estratégia de identificação, pois permite verificar se o tratamento é sistematicamente associado a determinados perfis estruturais e territoriais, justificando a necessidade do pareamento antes da estimação dos efeitos sobre as ICSAPs.

Os resultados indicam que a probabilidade de tratamento é fortemente estruturada por dimensões de vulnerabilidade, especialmente pela sensibilidade social, pelo estresse climático e pela combinação de calor e secas, ainda que com sinais distintos ao longo da distribuição (p25, mediana e p75). Em particular, na mediana, a sensibilidade social apresenta coeficiente positivo e altamente significativo, sugerindo que municípios mais socialmente vulneráveis têm maior probabilidade de integrar o grupo tratado. Esse padrão reforça a interpretação de que a composição racial está profundamente entrelaçada a condições estruturais de vulnerabilidade, e não distribuída aleatoriamente no território. Já os fatores de adaptação não se mostram estatisticamente relevantes, indicando que a capacidade adaptativa urbana, isoladamente, não diferencia de forma sistemática municípios tratados e controles no estágio de seleção.

Tabela 5.2 – Estimativas dos Modelos Spatial Autoregressive Probit (MCMC)

Variáveis	**Percentil 25 Coef. (S.D.)**	**Mediana Coef. (S.D.)**	**Percentil 75 Coef. (S.D.)**
Intercepto	-0,275 (0,229)	-0,758*** (0,212)	-0,602** (0,209)
FT1 (Sensibilidade)	-3,513*** (0,421)	2,436*** (0,280)	1,908*** (0,244)
FT2 (Ondas de Calor)	0,127 (0,138)	0,145 (0,119)	-0,004 (0,114)
FT3 (Adapt. Urbana)	1,651*** (0,217)	-0,481** (0,152)	-0,036 (0,146)
FT4 (Calor/Secas)	0,835*** (0,237)	-0,464* (0,189)	0,433* (0,179)
PIB per capita	-1,657e-06* (7,997e-07)	1,224e-06$^{\cdot}$ (6,328e-07)	1,009e-06 (6,355e-07)
Log População	0,013 (0,021)	0,015 (0,019)	-0,051** (0,019)
Dummies Regionais			
Norte	-0,143 (0,100)	0,216* (0,084)	-0,035 (0,077)
Nordeste	0,263** (0,086)	0,000 (0,070)	-0,073 (0,065)
Centro-Oeste	-0,405*** (0,086)	0,260*** (0,061)	-0,125* (0,063)
Sul	0,205*** (0,061)	-0,036 (0,059)	-0,089 (0,059)
Parâmetro Espacial			
ρ (rho)	0,748*** (0,014)	0,800*** (0,012)	0,820*** (0,011)
Observações (N)	5.570	5.570	5.570

Notas: Desvio Padrão MCMC entre parênteses. Referência Regional: Sudeste.
Significância: *** 0,001; ** 0,01; * 0,05; $^{\cdot}$ 0,1.

As variáveis econômicas e demográficas exercem papel secundário, com efeitos pequenos e instáveis, enquanto as *dummies* regionais revelam heterogeneidades importantes na probabilidade de tratamento, sobretudo nas regiões Nordeste, Centro-Oeste e Sul, em relação ao Sudeste. Esses resultados evidenciam que a composição racial dos municípios também responde a padrões históricos e regionais de ocupação e desenvolvimento, reforçando a importância de controlar simultaneamente por fatores regionais e espaciais no processo de pareamento.

Por fim, o parâmetro espacial (ρ) apresenta valores elevados e altamente significativos em todas as especificações, indicando forte dependência espacial na probabilidade de tratamento. Esse resultado demonstra que municípios vizinhos tendem a compartilhar perfis semelhantes de composição racial e vulnerabilidade, de modo que ignorar a estrutura espacial no estágio de seleção poderia gerar pareamentos inadequados e viés na estimação dos efeitos.

A Tabela 5.3 avalia a qualidade do pareamento ao comparar, para cada quartil da distribuição, o balanço do escore de propensão e da distância espacial entre os grupos de tratamento e controle antes e após a aplicação do PSM espacial. Antes do pareamento, observa-se um desbalanceamento severo em ambas as dimensões, com diferenças médias elevadas e valores de SMD substancialmente superiores ao limiar convencional de 0,10, indicando que municípios tratados e controles diferiam fortemente tanto em termos de características observáveis sintetizadas no escore de propensão quanto em sua proximidade espacial. Esse padrão confirma que a composição racial dos municípios está associada a perfis estruturais e territoriais muito distintos, inviabilizando comparações diretas sem correção prévia.

Tabela 5.3 – Balanço do Escore de Propensão e Distância Espacial Antes e Após o Pareamento por Quartis

		Antes do Pareamento				**Após o Pareamento**			
Grupo	**Variável**	**Cont.**	**Trat.**	**Dif.**	**SMD**	**Cont.**	**Trat.**	**Dif.**	**SMD**
Percentil 25	Distância	0,092	0,724	0,632	1,998	0,399	0,407	0,008	0,025
	Escore (PS)	-2,233	1,085	3,318	2,265	-0,402	-0,352	0,051	0,035
Mediana	Distância	0,169	0,831	0,661	3,127	0,576	0,605	0,029	0,138
	Escore (PS)	-1,524	1,460	2,984	2,983	0,402	0,651	0,249	0,249
Percentil 75	Distância	0,150	0,550	0,399	1,563	0,439	0,452	0,013	0,051
	Escore (PS)	-1,718	0,189	1,906	1,988	-0,193	-0,153	0,040	0,042

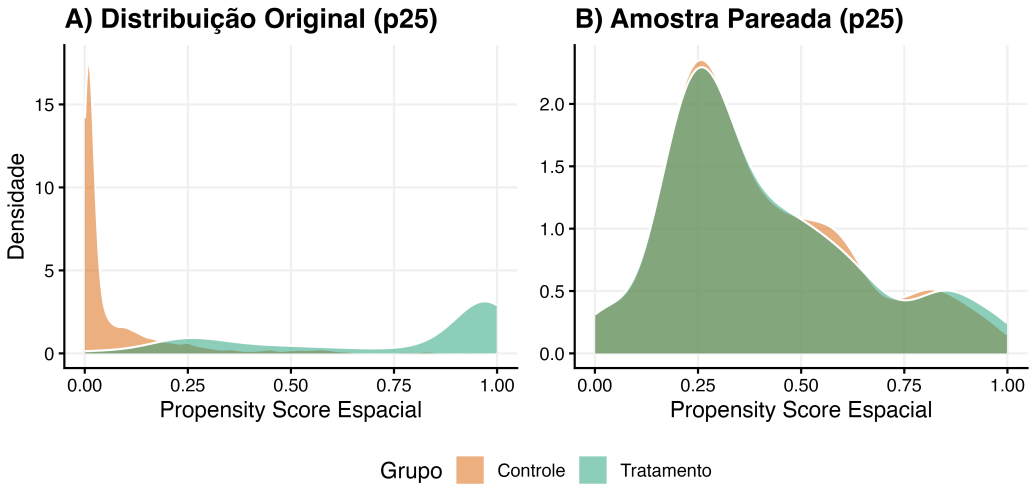
Nota: SMD = Diferença de Médias Padronizada. Valores absolutos inferiores a 0,10 indicam balanceamento adequado.

Após o pareamento, contudo, verifica-se uma redução expressiva e sistemática dos SMDs, que passam a assumir valores próximos de zero em praticamente todos os quartis, tanto para o escore de propensão quanto para a distância espacial. Esse resultado indica que o procedimento foi eficaz em aproximar municípios tratados e controles com perfis observáveis e localização espacial semelhantes, atendendo às condições de balanceamento necessárias para a construção de um contrafactual plausível. Em particular, a inclusão explícita da métrica de distância reforça que o pareamento não apenas equilibra caracterís-

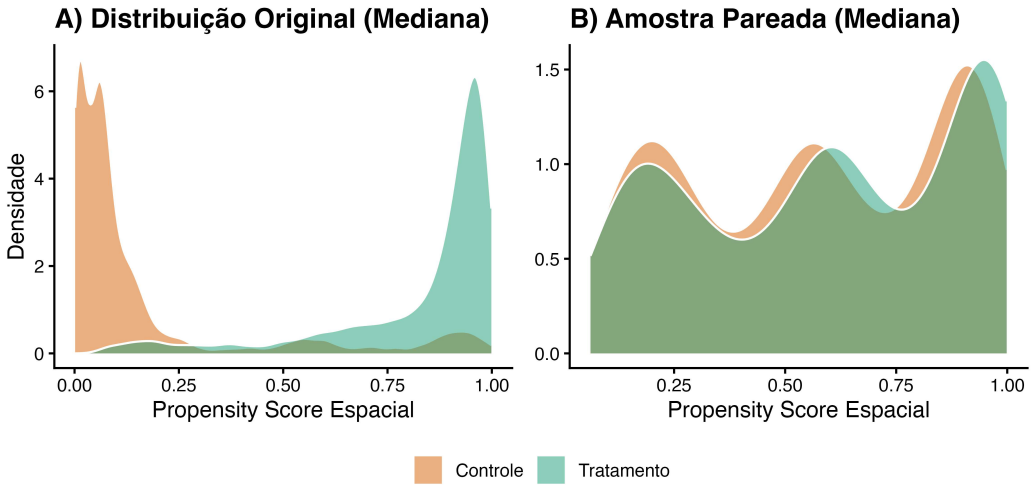
ticas socioeconômicas e climáticas, mas também controla a dependência espacial, aspecto central em um contexto no qual vulnerabilidades e serviços de saúde apresentam forte estrutura territorial. Assim, os resultados de balanço fornecem evidência empírica de que o PSM espacial alcança um pareamento de alta qualidade, legitimando a etapa subsequente de estimação dos efeitos do tratamento sobre as ICSAPs.

A Figura 5.5 complementa e reforça a evidência apresentada na Tabela de balanço ao oferecer uma avaliação gráfica do suporte comum e da qualidade do pareamento para os três pontos da distribuição (p25, mediana e p75). Antes do pareamento (painéis A), observa-se um baixo grau de sobreposição entre as distribuições do escore de propensão dos grupos de tratamento e controle, especialmente nos quantis p25 e mediana, nos quais os municípios tratados concentram-se em faixas elevadas do escore, enquanto os controles se distribuem majoritariamente em valores baixos. Esse padrão indica seleção fortemente não aleatória do tratamento e confirma que, na amostra original, municípios com maior proporção de população negra apresentam perfis estruturais sistematicamente distintos, inviabilizando inferência causal direta.

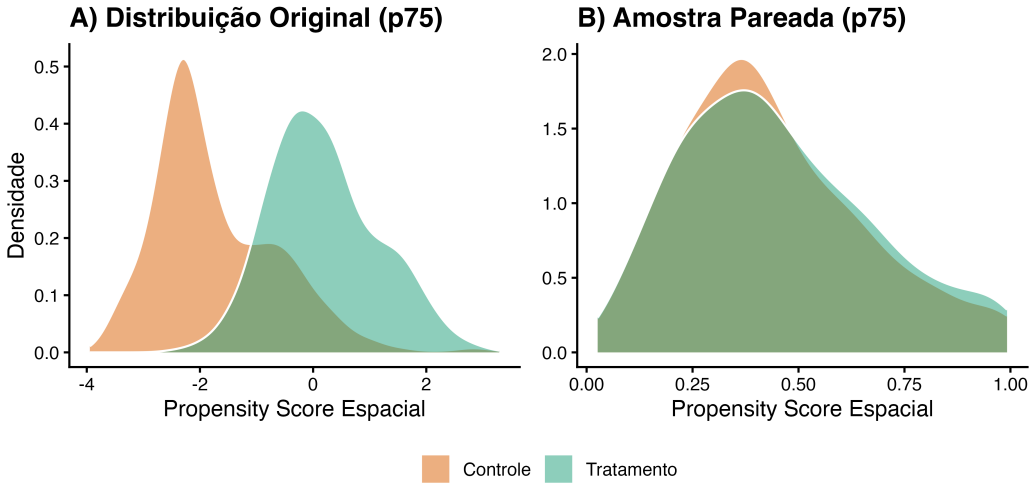
Figura 5.5 – Distribuição do Escore de Propensão Espacial Antes e Após o Pareamento
(a) Percentil 25 de Composição Racial



(b) Mediana de Composição Racial



(c) Percentil 75 de Composição Racial



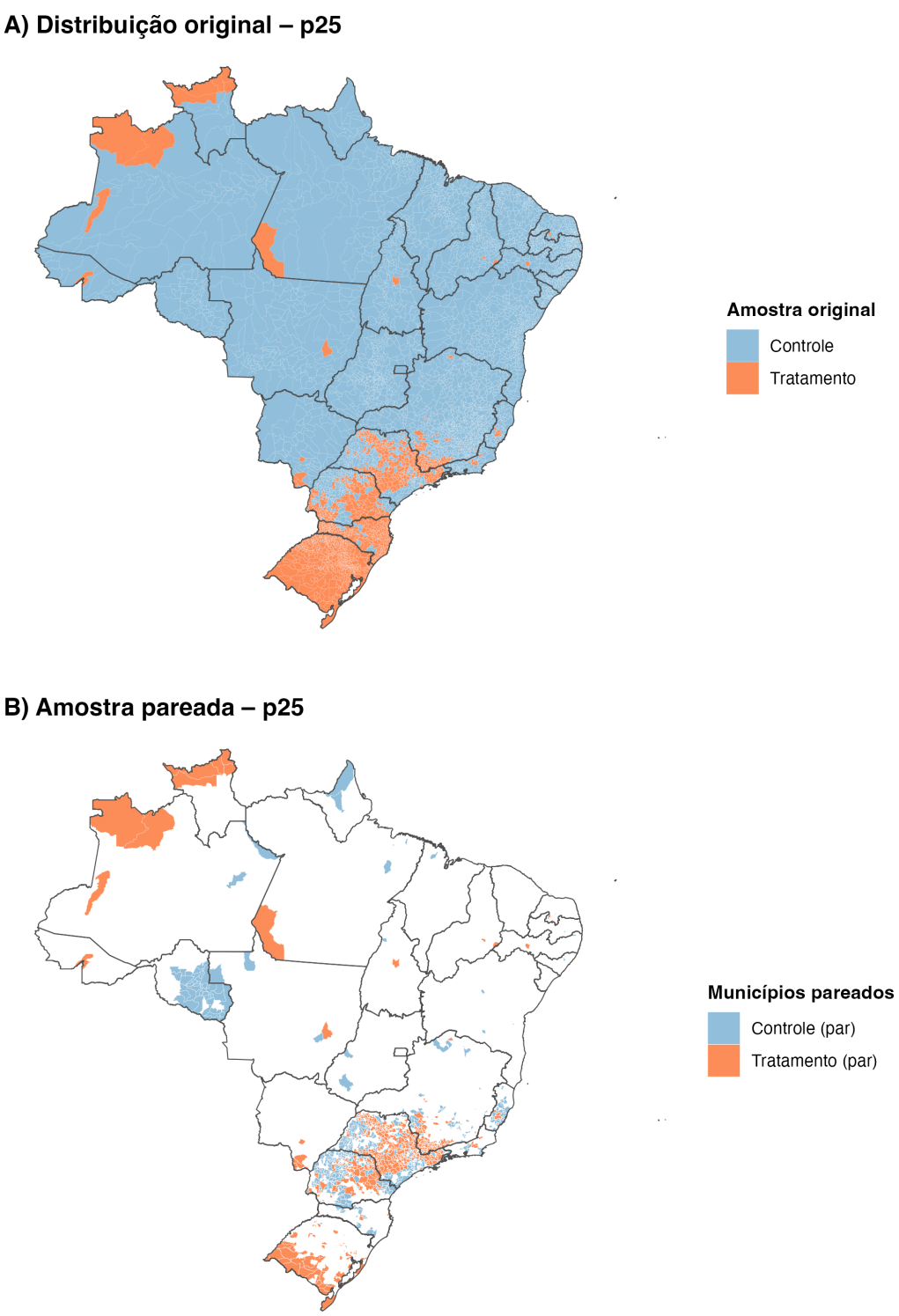
Fonte: Elaboração própria.

Após a aplicação do PSM espacial (painéis B), verifica-se uma convergência substancial das distribuições, com elevada sobreposição entre os grupos em toda a extensão do escore de propensão. Esse resultado é particularmente claro nos três quantis analisados, indicando que o procedimento de pareamento foi capaz de alinhar municípios tratados e controles não apenas em média, mas ao longo de diferentes segmentos da distribuição. A preservação do suporte comum após o pareamento sugere que o exercício contrafactual é realizado em regiões do espaço de covariáveis nas quais existem unidades comparáveis, reduzindo o risco de extrapolação e fortalecendo a validade interna da análise.

Os mapas apresentados a seguir reforçam visualmente os resultados estatísticos discutidos anteriormente. Na distribuição original, para os três quantis (p25, mediana e p75), observa-se um padrão fortemente segregado, no qual os municípios tratados e controles se concentram em grandes blocos regionais relativamente homogêneos. Esse arranjo espacial evidencia que, antes do pareamento, a condição de tratamento está profundamente associada a macroestruturas territoriais, sobretudo no Norte, Nordeste e parte do Sudeste. Tal configuração inviabiliza comparações diretas, pois os grupos não apenas diferem em características observáveis, mas também ocupam posições sistematicamente distintas no espaço geográfico.

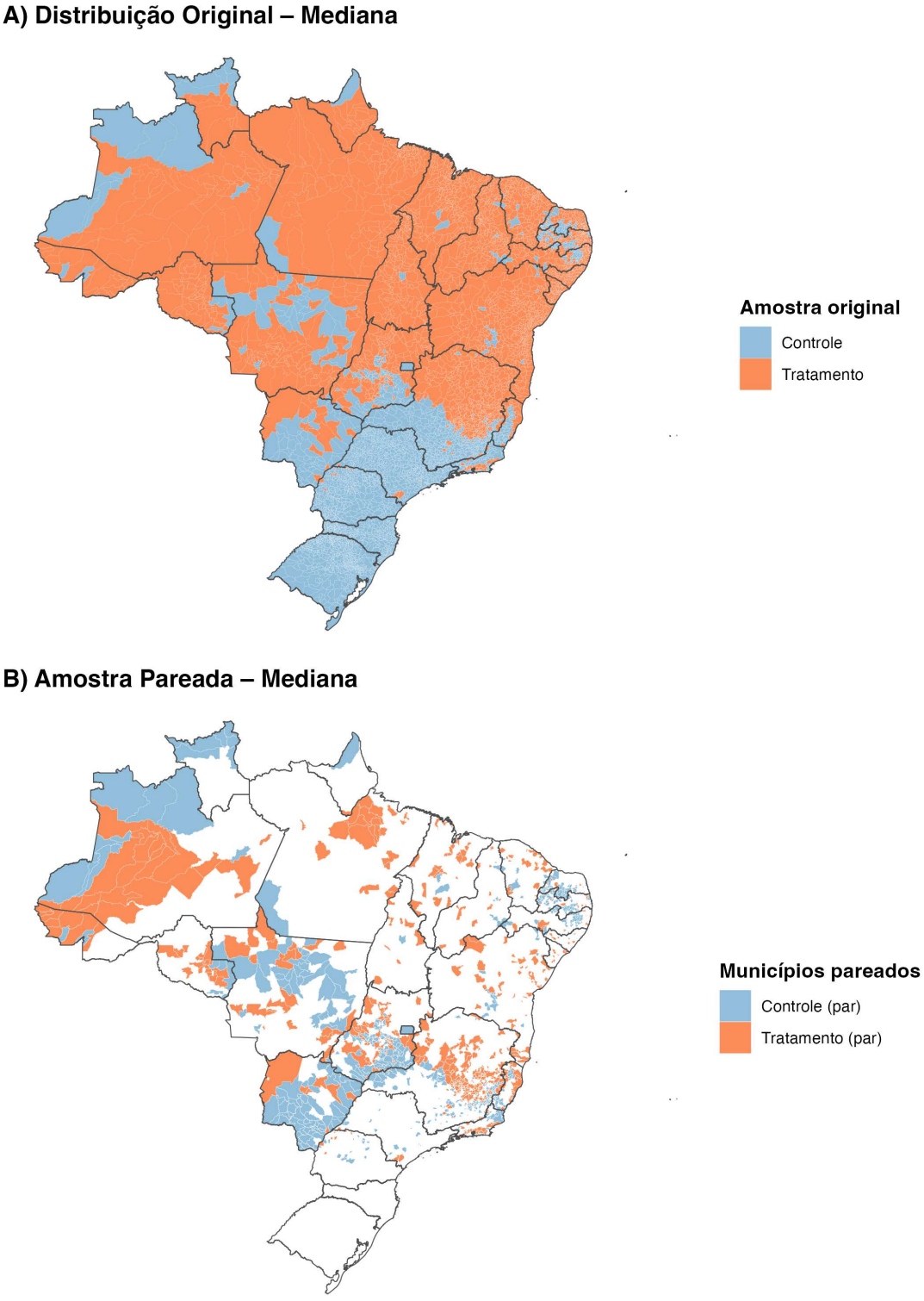
Após o pareamento, os mapas apresentm uma reconfiguração substancial da amostra, com a emergência de um padrão espacial mais fragmentado e intercalado entre municípios tratados e controles. Essa mudança é particularmente nítida na mediana e no p75, onde unidades pareadas passam a coexistir dentro das mesmas regiões e, frequentemente, em proximidade geográfica imediata. Esse resultado indica que o PSM espacial foi capaz de romper a correspondência quase mecânica entre tratamento e grandes recortes regionais, selecionando municípios comparáveis dentro de contextos territoriais semelhantes. No p25, embora a amostra pareada seja mais restrita, refletindo menor suporte comum nesse segmento da distribuição, ainda assim observa-se uma aproximação espacial consistente entre tratados e controles, reforçando a validade do contrafactual mesmo em cenários mais extremos.

Figura 5.6 – P25de Composição Racial



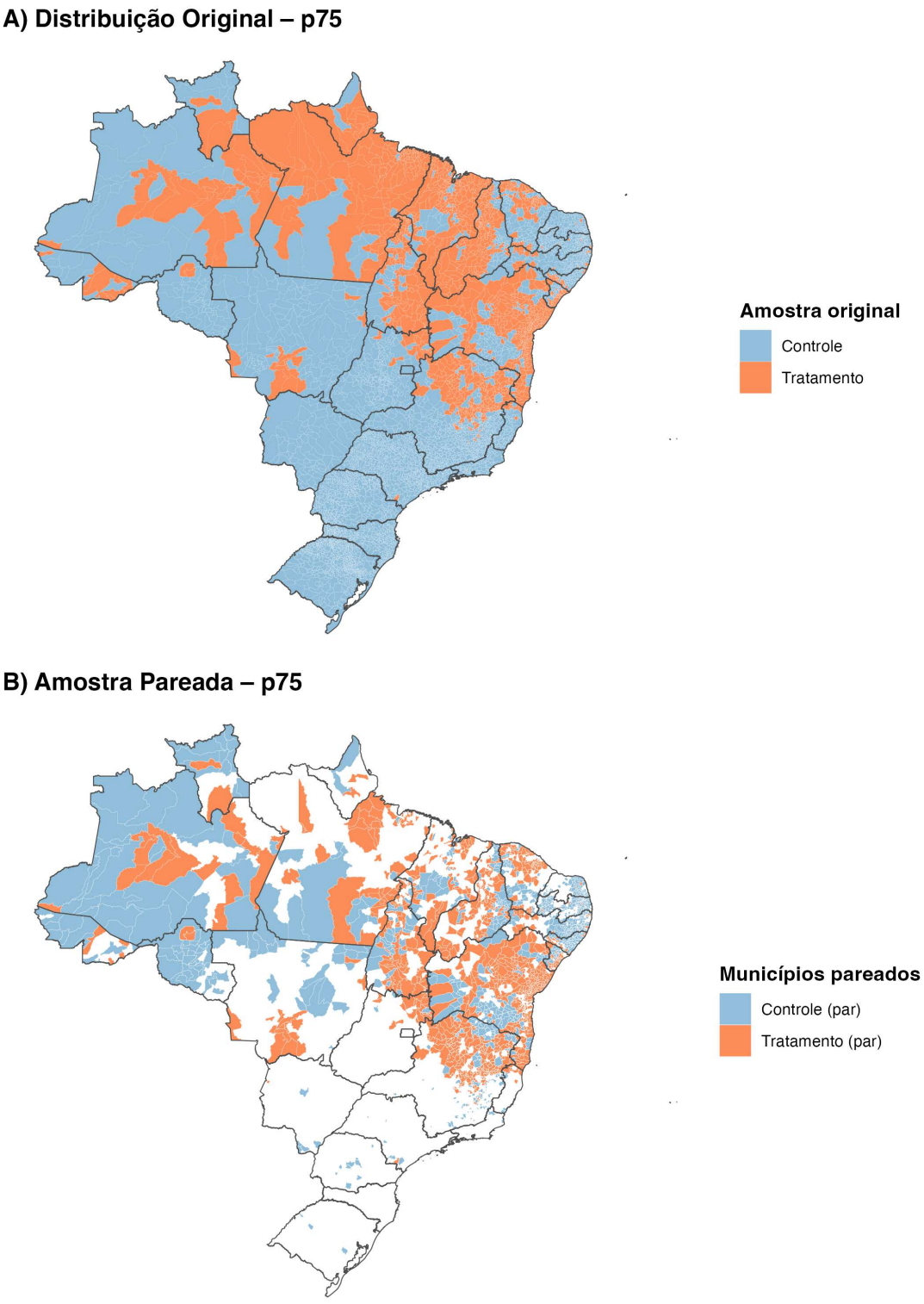
Fonte: Elaboração própria.

Figura 5.7 – Mediana de Composição Racial



Fonte: Elaboração própria.

Figura 5.8 – P75 de Composição Racial



Fonte: Elaboração própria.

5.4 EFEITOS DA COMPOSIÇÃO RACIAL SOBRE INTERNAÇÕES POR CONDIÇÕES SENSÍVEIS À ATENÇÃO PRIMÁRIA EM SAÚDE

Os resultados da Tabela 5.4 representam o cerne da análise causal deste capítulo, ao estimar o efeito médio do tratamento (ATT) de municípios com alta proporção de população negra sobre as taxas de ICSAPs em uma amostra pareada via propensity score matching (PSM) espacial, controlando por balanceamento em covariáveis estruturais, socioeconômicas e climáticas.

Tabela 5.4 – Efeito da População Negra sobre ICSAP: Estimativas sobre a Amostra Pareada (PSM)

Variáveis	**p25** **Coef. (EP)**	**Mediana** **Coef. (EP)**	**p75** **Coef. (EP)**
Constante	7,325***	8,496***	7,553***
	(0,148)	(0,207)	(0,196)
Tratamento (Pop. Negra)	0,127*	0,147*	0,149**
	(0,060)	(0,066)	(0,045)
Cobertura ESF	-1,477***	-3,052***	-1,937***
	(0,103)	(0,200)	(0,198)
Leitos (por mil hab.)	0,445***	0,373***	0,575***
	(0,024)	(0,028)	(0,024)
Enfermeiros (por mil hab.)	-0,132**	-0,211***	-0,278***
	(0,048)	(0,056)	(0,041)
Proporção de Idosos	-11,346***	-8,821***	-10,631***
	(0,969)	(1,010)	(0,829)
Efeito Médio do Tratamento sobre os Tratados (ATT)			
ATT (regressão, log)	0,127	0,147	0,149
Efeito percentual (%)	13,5	15,8	16,0
Tratados pareados	593	600	991
Observações (N)	1185	1200	1982
R^2	0,405	0,349	0,345
R^2 Ajustado	0,403	0,347	0,344

Notas: Erros-padrão robustos à heterocedasticidade entre parênteses. O ATT corresponde ao coeficiente do tratamento estimado por regressão linear ponderada na amostra pareada. Como a variável dependente está em logaritmo, o efeito percentual foi calculado como $(e^{\beta} - 1) \times 100$. Significância: $^{***}p < 0{,}001$; $^{**}p < 0{,}01$; $^{*}p < 0{,}05$.

A abordagem PSM espacial, aplicada com cortes de tratamento em p25, mediana e p75 da distribuição da proporção de população negra, gera amostras pareadas de 1185 a 1982 municípios estruturalmente comparáveis, com R^2 ajustado estável em torno de 0,35, indicando bom ajuste. Essa estratégia resolve limitações dos SAR anteriores ao isolar o efeito causal da composição racial, comparando municípios similares em sensibilidade social, estresse climático, cobertura ESF e infraestrutura de saúde, enquanto o matching espacial mitiga viés de confusão geográfica. A consistência dos resultados nos três cortes reforça a robustez. O tratamento se mantém positivo e significativo, com coeficientes de 0,127 a 0,149, implicando que municípios com alta proporção negra exibem 12–15% mais ICSAPs que seus pares, condicional aos controles. O coeficiente do tratamento confirma,

sob uma lente causal mais rigorosa, que a composição racial atua como fator independente de ICSAPs, alinhando-se à literatura (BULLARD, 1993a; DAVIS et al., 2021; DAVIS et al., 2019).

Os controles confirmam os SAR, no qual a cobertura ESF negativa e robusta, leitos/mil hab positivos e enfermeiros negativos, validando a tensão APS-hospitalar na amostra pareada. A ESF atua como protetora forte (maior magnitude na mediana), consistente com evidências de que sua expansão reduz ICSAPs em 15–30% em populações vulneráveis, especialmente negra/parda. Leitos refletem oferta induzida, enquanto enfermeiros capturam vigilância territorial, reforçando que equipes multiprofissionais mitigam ICSAPs mesmo em municípios pareados racialmente.

Os resultados encontrados fornece evidência empírica consistente de que os mecanismos teóricos discutidos de exposição diferencial, sensibilidade socialmente estruturada e capacidade adaptativa desigual, materializam-se em disparidades concretas de saúde no território brasileiro. Conforme argumentado pela literatura do IPCC, a vulnerabilidade climática não decorre exclusivamente da ocorrência de perigos físicos, mas da interação destes com estruturas sociais preexistentes que organizam quem está mais exposto, quem é mais sensível e quem dispõe de menor capacidade de resposta (MCCARTHY et al., 2001; Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022a).

Os resultados do modelo estimado sobre a amostra pareada mostram que, mesmo após controlar rigorosamente por essas dimensões observáveis, sintetizadas em indicadores de vulnerabilidade climática, estrutura do sistema de saúde e proximidade espacial, a composição racial dos municípios permanece associada a níveis mais elevados de internações por condições sensíveis à atenção primária. Essa persistência empírica dialoga diretamente com a literatura sobre racismo ambiental e justiça climática, segundo a qual a raça opera como determinante estrutural da vulnerabilidade ao articular, simultaneamente, padrões históricos de segregação territorial, exposição diferencial a riscos e fragilização institucional da capacidade adaptativa (BULLARD, 1993b; BANZHAF et al., 2019; SCHLOSBERG et al., 2017).

Assim, os achados deste capítulo não apenas corroboram o arcabouço conceitual apresentado na revisão, mas avançam ao demonstrar que as mudanças climáticas e seus impactos sobre a saúde tendem a reproduzir e amplificar desigualdades raciais já existentes, mesmo quando comparações são feitas entre territórios estruturalmente semelhantes. Ao fazê-lo, a análise empírica aqui desenvolvida conecta diretamente o debate abstrato sobre vulnerabilidade climática e racismo ambiental a um desfecho sanitário específico e mensurável, reforçando o argumento central da tese de que a saúde constitui um dos principais canais através dos quais a injustiça climática se manifesta no Brasil contemporâneo.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta tese partiu do esforço de articular três campos de investigação que, embora frequentemente mobilizados de forma paralela, ainda dialogam de maneira limitada no contexto brasileiro: a literatura sobre vulnerabilidade climática, os estudos de justiça ambiental e racial, e a análise empírica das desigualdades em saúde. Ao longo dos capítulos, sustentou-se o argumento de que os impactos das mudanças climáticas sobre a saúde não podem ser compreendidos como choques ambientais exógenos, mas como processos socialmente mediados, territorialmente estruturados e racialmente diferenciados.

O primeiro movimento da tese consistiu em operacionalizar empiricamente o conceito de vulnerabilidade climática. A partir de uma abordagem multidimensional, o Índice Composto de Vulnerabilidade Climática apontou que os riscos climáticos no Brasil se organizam em quatro dimensões latentes: privação social estruturada por raça, capacidade adaptativa urbana, estresse climático por secas e exposição a ondas de calor extremas. Esses fatores não se constituem de forma isolada, mas se sobrepõem espacialmente, produzindo zonas consolidadas de vulnerabilidade extrema. A geografia resultante aponta que a vulnerabilidade climática reflete processos históricos persistentes de desigualdade regional, segregação racial e alocação assimétrica de investimentos públicos, e não apenas características climáticas locais.

Em seguida, a tese avançou para a análise das implicações dessas vulnerabilidades sobre a saúde, utilizando internações por condições sensíveis à atenção primária como desfecho empírico central. Os modelos autorregressivos espaciais mostraram que as ICSAPs apresentam forte dependência territorial e que a composição racial dos municípios torna-se estatisticamente relevante quando se condiciona a análise a fatores climáticos, socioeconômicos e institucionais. Esse resultado indica que desigualdades raciais em saúde não desaparecem com o controle por oferta de serviços ou por exposição climática média, mas se destaca quando essas dimensões estruturais são explicitadas no modelo.

O passo seguinte foi aprofundar a interpretação causal dessas associações por meio da construção de um contrafactual explícito. A estratégia de *propensity score matching* espacial permitiu comparar municípios com diferentes composições raciais, mas estruturalmente semelhantes em termos de vulnerabilidade climática, infraestrutura de saúde e localização geográfica. Os resultados mostraram que municípios com maior proporção de população negra apresentam taxas de ICSAPs entre 12% e 15% superiores às de seus pares contrafactuais, mesmo após balanceamento das covariáveis observáveis. Essa evidência sustenta a interpretação de que a raça opera como determinante estrutural da vulnerabilidade em saúde, e não como simples proxy de condições socioeconômicas médias.

Tomados em conjunto, os resultados empíricos reforçam o arcabouço teórico que orientou a tese. A vulnerabilidade climática manifesta-se como produto da interação entre

perigos físicos e estruturas sociais desiguais, nas quais a segregação racial desempenha papel central na organização do risco. Nesse sentido, a tese contribui ao demonstrar que a injustiça climática no Brasil não é apenas uma questão distributiva abstrata, mas se traduz em desfechos sanitários mensuráveis, espacialmente concentrados e persistentes.

As implicações desses achados vão além do caso empírico analisado. Do ponto de vista conceitual, os resultados sugerem que análises de adaptação climática que ignoram desigualdades raciais e territoriais tendem a subestimar a magnitude real dos impactos sobre a saúde. Do ponto de vista das políticas públicas, a evidência apresentada indica que estratégias de adaptação eficazes exigem intervenções multidimensionais, combinando fortalecimento da atenção primária, investimentos em infraestrutura urbana e ações explicitamente orientadas à redução das desigualdades raciais. As zonas críticas identificadas ao longo da tese configuram, nesse sentido, prioridades claras para políticas de adaptação climática e justiça sanitária.

Naturalmente, a pesquisa apresenta limitações. A utilização de dados agregados em nível municipal restringe a análise de heterogeneidades intraurbanas, particularmente relevantes em grandes centros metropolitanos. Adicionalmente, a análise baseia-se em desfechos de saúde expressos em proporções agregadas, o que limita a identificação direta de desigualdades raciais nos riscos individuais de adoecimento e internação. O avanço nessa direção requer a desagregação dos desfechos em nível individual, possibilitando examinar de forma mais precisa como raça, exposição climática e condições socioeconômicas interagem na produção das iniquidades em saúde; contudo, essa abordagem não pôde ser plenamente explorada nesta tese em razão da precariedade e da elevada proporção de registros incompletos da variável raça/cor nos sistemas administrativos do DATASUS. Além disso, embora a estratégia de pareamento espacial reduza vieses associados a fatores observáveis, não elimina completamente a possibilidade de mecanismos não observados influenciarem os resultados. Em conjunto, essas limitações apontam para agendas futuras de pesquisa, incluindo o uso de dados submunicipais, abordagens longitudinais mais extensas e a integração de informações individuais de saúde e exposição climática, condicionadas a avanços na qualidade e na completude dos registros administrativos.

Ainda assim, a evidência reunida nesta tese é consistente ao indicar que as mudanças climáticas tendem a amplificar desigualdades raciais e territoriais historicamente produzidas no Brasil. Ao demonstrar empiricamente que a vulnerabilidade climática em saúde é multidimensional, espacialmente concentrada e racialmente estruturada, a tese reforça o argumento de que enfrentar a crise climática implica, necessariamente, enfrentar as desigualdades sociais e raciais que moldam quem está mais exposto, quem adoece e quem dispõe de meios efetivos de adaptação.

REFERÊNCIAS

ALESSANDRI, P.; MUMTAZ, H. The macroeconomic cost of climate volatility. **Available at SSRN 3895032**, 2021. Citado na página 30.

ALFRADIQUE, M. E.; BONOLO, P. F.; DOURADO, I.; COSTA, M. F. L.; MACINKO, J.; MENDONÇA, C. S.; OLIVEIRA, V. B. Internações por condições sensíveis à atenção primária: a construção da lista brasileira como ferramenta para medir o desempenho do sistema de saúde (projeto icsap-brasil). **Cadernos de Saúde Pública**, v. 25, n. 6, p. 1337–1349, 2009. Citado na página 35.

ANSELIN, L. **Spatial econometrics: methods and models**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 1988. v. 4. Citado 6 vezes nas páginas 55, 56, 59, 61, 83 e 96.

ANSELIN, L. Local indicators of spatial association—lisa. **Geographical analysis**, Wiley Online Library, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995. Citado 3 vezes nas páginas 55, 57 e 58.

ANSELIN, L. Under the hood issues in the specification and interpretation of spatial regression models. **Agricultural economics**, Wiley Online Library, v. 27, n. 3, p. 247–267, 2002. Citado 2 vezes nas páginas 55 e 58.

AUSTIN, P. C. Balance diagnostics for comparing the distribution of baseline covariates between treatment groups in propensity-score matched samples. **Statistics in Medicine**, v. 28, n. 25, p. 3083–3107, 2009. Citado na página 63.

AZEVEDO, S. G. et al. Indigenous adaptive capacity index to climate change. **Journal of Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems**, 2024. Citado na página 43.

BANAHENE, D. Climate change health impacts: A comprehensive meta-analysis. **European Journal of Health Sciences**, AJPO Journals Limited, v. 10, n. 1, p. 48–57, 2024. Citado na página 38.

BANZHAF, S.; MA, L.; TIMMINS, C. Environmental justice: The economics of race, place, and pollution. **Journal of Economic Perspectives**, American Economic Association 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203-2418, v. 33, n. 1, p. 185–208, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 106.

BARCELLOS, C.; CORVALÁN, C.; LIMA, E. et al. **Mudanças climáticas, desastres e saúde**. [S.l.]: SciELO-Editora FIOCRUZ, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.

BARCELLOS, C.; MONTEIRO, A. M. V.; CORVALÁN, C.; GURGEL, H. C.; CARVALHO, M. S.; NETTO, P. E. A.; HACON, S.; RAGONI, V. Mudanças climáticas e ambientais e seus efeitos na saúde: cenários e incertezas para o brasil. **Mudanças climáticas e ambientais e seus efeitos na saúde: cenários e incertezas para o Brasil**, 2008. Citado na página 31.

BARTLETT, M. S. The effect of standardization on a χ 2 approximation in factor analysis. **Biometrika**, JSTOR, v. 38, n. 3/4, p. 337–344, 1951. Citado na página 48.

BEEN, V. Locally undesirable land uses in minority neighborhoods: Disproportionate siting or market dynamics? **Yale Law Journal**, v. 103, n. 6, p. 1383–1422, 1994. Citado 3 vezes nas páginas 27, 28 e 76.

BELL, J. E.; BROWN, C. L.; CONLON, K.; HERRING, S.; KUNKEL, K. E.; LAWRIMORE, J.; LUBER, G.; SCHRECK, C.; SMITH, A.; UEJIO, C. Changes in extreme events and the potential impacts on human health. **Journal of the Air & Waste Management Association**, Taylor & Francis, v. 68, n. 4, p. 265–287, 2018. Citado na página 20.

BERBERIAN, A. G.; GONZALEZ, D. J.; CUSHING, L. J. Racial disparities in climate change-related health effects in the united states. **Current environmental health reports**, Springer, v. 9, n. 3, p. 451–464, 2022. Citado na página 16.

BIBI, F.; RAHMAN, A. An overview of climate change impacts on agriculture and their mitigation strategies. **Agriculture**, MDPI, v. 13, n. 8, p. 1508, 2023. Citado na página 30.

BOSE, P. Climate adaptation: marginal populations in the vulnerable regions. **Climate and Development**, Taylor & Francis, v. 9, n. 6, p. 575–578, 2017. Citado na página 16.

BRASIL. **Portaria nº 221, de 17 de abril de 2008. Publica a Lista Brasileira de Internações por Condições Sensíveis à Atenção Primária**. Brasília, DF: [s.n.], 2008. 70 p. Diário Oficial da União, seção 1. Acesso em: 13 ago. 2025. Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sas/2008/prt0221_17_04_2008.html>. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 123.

BRASIL. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação. **Clima em síntese**: Estudos sobre saúde e ondas de calor no brasil (2015–2025). Brasília: MCTI, 2025. ISBN 978-65-87432-99-1. Disponível em: <https://www.gov.br/mcti>. Citado na página 32.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente (SVSA). **Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM)**. Brasília: Departamento de Informática do SUS (DATASUS), 2026. Dados obtidos via TabNet: CGIAE - Coordenação-Geral de Informações e Análises Epidemiológicas. Disponível em: <http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?sim/cnv/inf10uf.def>. Citado na página 45.

BRASIL. Ministério das Cidades. Diagnóstico Anual, **Diagnóstico Temático Visão Geral: Serviços de Água e Esgotos**: Ano de referência 2024. Brasília: [s.n.], 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/cidades/pt-br/acesso-a-informacao/acoes-e-programas/saneamento/snis>. Citado na página 45.

BRASIL. Ministério do Desenvolvimento e Assistência Social, Família e Combate à Fome. **VIS DATA 3 beta**. Brasília, DF: SAGICAD, 2025. Painel de visualização de dados de programas sociais. Disponível em: <https://aplicacoes.cidadania.gov.br/vis/data3/data-explorer.php>. Citado na página 45.

BRAVEMAN, P.; EGERTER, S.; WILLIAMS, D. R. The social determinants of health: coming of age. **Annual review of public health**, Annual Reviews, v. 32, n. 1, p. 381–398, 2011. Citado na página 18.

BRULLE, R. J.; PELLOW, D. N. Environmental justice: human health and environmental inequalities. **Annual review of public health**, Annual Reviews 4139 El Camino Way, PO Box 10139, Palo Alto, CA 94303-0139, USA, v. 27, n. 1, p. 103–124, 2006. Citado na página 38.

BULLARD, R. D. Dumping in dixie: Race. **Class, and Environmental quality**, Boulder: Westview Press, v. 3, 1990. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.

BULLARD, R. D. **Dumping in Dixie: Race, Class, and Environmental Quality**. 2nd. ed. Boulder, CO: Westview Press, 1993. Citado na página 106.

BULLARD, R. D. The threat of environmental racism. **Natural Resources & Environment**, American Bar Association, v. 7, n. 3, p. 23–56, 1993. ISSN 08823812. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/40923229>. Citado 7 vezes nas páginas 16, 18, 26, 27, 73, 76 e 106.

CARDONA, O. D.; AALST, M. K. V.; BIRKMANN, J.; FORDHAM, M.; GREGOR, G. M.; ROSA, P.; PULWARTY, R. S.; SCHIPPER, E. L. F.; SINH, B. T.; DÉCAMPS, H. et al. Determinants of risk: exposure and vulnerability. In: **Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation: special report of the intergovernmental panel on climate change**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2012. p. 65–108. Citado 3 vezes nas páginas 21, 65 e 75.

CATELAN, D. W.; VALE, V. A.; SOUZA, K. B. Índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas para os municípios brasileiros. **Em revisão**, 2024. Citado 4 vezes nas páginas 21, 22, 23 e 72.

CEMADEN - Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais. Boletim Técnico, **Boletim de Monitoramento de Secas e Impactos no Brasil**. São José dos Campos, SP: [s.n.], 2026. Disponível em: <https://www.gov.br/cemaden/pt-br>. Citado na página 45.

CHAGAS, A. L. S.; JUNIOR, R. T.; AZZONI, C. R. A spatial propensity score matching evaluation of the social impacts of sugarcane growing on municipalities in brazil. **International Regional Science Review**, v. 34, n. 3, p. 302–325, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 60 e 61.

COLE, L. W.; FOSTER, S. R. **From the Ground Up: Environmental Racism and the Rise of the Environmental Justice Movement**. New York: New York University Press, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 27.

Commission for Racial Justice. Report, **Toxic Wastes and Race in the United States: A National Report on Racial and Socio-Economic Characteristics of Communities with Hazardous Waste Sites**. New York: [s.n.], 1987. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 28.

COSTA, I. T.; WOLLMANN, C. A.; GOBO, J. P. A.; IKEFUTI, P. V.; SHOOSHTARIAN, S.; MATZARAKIS, A. Extreme weather conditions and cardiovascular hospitalizations in southern brazil. **Sustainability**, MDPI, v. 13, n. 21, p. 12194, 2021. Citado 3 vezes nas páginas 32, 68 e 81.

CROWDER, K.; DOWNEY, L. Interneighborhood migration, race, and environmental hazards: Modeling microlevel processes of environmental inequality. **American journal of sociology**, The University of Chicago Press, v. 115, n. 4, p. 1110–1149, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 28, 29 e 76.

DAVIS, M. L.; NEELON, B.; NIETERT, P. J.; HUNT, K. J.; BURGETTE, L. F.; LAWSON, A. B.; EGEDE, L. E. Addressing geographic confounding through spatial

propensity scores: a study of racial disparities in diabetes. **Statistical Methods in Medical Research**, v. 28, n. 3, p. 734–748, 2019. Published online 2017. Citado 2 vezes nas páginas 59 e 106.

DAVIS, M. L.; NEELON, B.; NIETERT, P. J.; BURGETTE, L. F.; HUNT, K. J.; LAWSON, A. B.; EGEDE, L. E. Propensity score matching for multilevel spatial data: accounting for geographic confounding in health disparity studies. **International Journal of Health Geographics**, v. 20, n. 10, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 60 e 106.

DEIVANAYAGAM, T. A.; ENGLISH, S.; HICKEL, J.; BONIFACIO, J.; GUINTO, R. R.; HILL, K. X.; HUQ, M.; ISSA, R.; MULINDWA, H.; NAGGINDA, H. P. et al. Envisioning environmental equity: climate change, health, and racial justice. **The Lancet**, Elsevier, v. 402, n. 10395, p. 64–78, 2023. Citado na página 36.

DELAMATER, P. L.; MESSINA, J. P.; GRADY, S. C.; WINKLERPRINS, V.; SHORTRIDGE, A. M. Do more hospital beds lead to higher hospitalization rates? a spatial examination of roemer's law. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 8, n. 2, p. e54900, 2013. Citado na página 95.

DERESSA, T.; HASSAN, R. M.; RINGLER, C. **Measuring Ethiopian farmers' vulnerability to climate change across regional states**. [S.l.], 2008. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 25 e 71.

DISTEFANO, C.; ZHU, M.; MîNDRILă, D. **Understanding and using factor scores: Considerations for the applied researcher**. [S.l.: s.n.], 2009. v. 14. 1–11 p. Citado na página 50.

DOWNEY, L.; DUBOIS, S.; HAWKINS, B.; WALKER, M. Environmental inequality in metropolitan america. **Organization & environment**, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 21, n. 3, p. 270–294, 2008. Citado na página 29.

DOWNEY, L.; HAWKINS, B. Race, income, and environmental inequality in the united states. **Sociological Perspectives**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 51, n. 4, p. 759–781, 2008. Citado na página 27.

DUNNINGTON, D. **ggspatial: Spatial Data Framework for ggplot2**. [S.l.], 2023. R package version 1.1.9. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=ggspatial>. Citado na página 54.

EBI, K. L.; VANOS, J.; BALDWIN, J. W.; BELL, J. E.; HONDULA, D. M.; ERRETT, N. A.; HAYES, K.; REID, C. E.; SAHA, S.; SPECTOR, J. et al. Extreme weather and climate change: population health and health system implications. **Annual review of public health**, Annual Reviews, v. 42, n. 1, p. 293–315, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 66.

ECKSTEIN, D. et al. **Climate Risk Index 2025**. [S.l.], 2025. Disponível em: <https://www.germanwatch.org/sites/default/files/2025-02/Climate%20Risk%20Index%202025.pdf>. Citado na página 43.

EK, C.; HÉBERT, J. R.; FRIEDMAN, D. B.; PORTER, D. E. Climate change, racism, and food insecurity: Cyclical impacts of stressors exacerbate health disparities. **Journal of racial and ethnic health disparities**, Springer, p. 1–12, 2024. Citado na página 38.

ELHORST, J. P. et al. **Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels**. [S.l.]: Springer, 2014. v. 479. Citado na página 59.

FERREIRA, M. A. M.; LEITE, Y. L. R.; JUNIOR, C. C.; VICENTE, C. R. Impact of climate change on public health in brazil. **Public Health Challenges**, Wiley Online Library, v. 2, n. 1, p. e62, 2023. Citado na página 31.

FEYEN, E. H.; UTZ, R. J.; HUERTAS, I. E. Z.; BOGDAN, O.; MOON, J. Macro-financial aspects of climate change. **World Bank Policy Research Working Paper**, n. 9109, 2020. Citado na página 30.

FISCHER, G.; SHAH, M. M.; VELTHUIZEN, H. V. Climate change and agricultural vulnerability. IIASA, Laxenburg, Austria, 2002. Citado na página 30.

GBETIBOUO, G. A.; RINGLER, C.; HASSAN, R. M. Vulnerability of the south african farming sector to climate change and variability: An indicator approach. **Natural Resources Forum**, v. 34, n. 3, p. 175–187, 2010. Citado na página 24.

GEBREHIWOT, T.; VEEN, A. Van der. Climate change vulnerability in ethiopia: Disaggregation of tigray region. **Journal of Eastern African Studies**, v. 7, n. 4, p. 607–629, 2013. Citado 5 vezes nas páginas 22, 23, 24, 71 e 72.

HAINES, A.; KIMANI-MURAGE, E. W.; GOPFERT, A. Strengthening primary health care in a changing climate. **The Lancet**, v. 404, n. 10463, p. 1620–1622, October 2024. Citado 3 vezes nas páginas 32, 33 e 34.

HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. **Multivariate data analysis**. 6th. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 45.

HAMILTON, J. T. Testing for environmental racism: Prejudice, profits, political power? **Journal of Policy Analysis and Management**, Wiley Online Library, v. 14, n. 1, p. 107–132, 1995. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 28.

HANNA, B. G. House values, incomes, and industrial pollution. **Journal of Environmental Economics and Management**, v. 54, n. 1, p. 100–112, 2007. Citado na página 28.

HARTINGER, S. M.; YGLESIAS-GONZÁLEZ, M.; BLANCO-VILLAFUERTE, L.; PALMEIRO-SILVA, Y. K.; LESCANO, A. G.; STEWART-IBARRA, A.; ROJAS-RUEDA, D.; MELO, O.; TAKAHASHI, B.; BUSS, D. et al. The 2022 south america report of the lancet countdown on health and climate change: trust the science. now that we know, we must act. **The Lancet Regional Health–Americas**, Elsevier, v. 20, 2023. Citado na página 31.

HERSBACH, H.; BELL, B.; BERRISFORD, P.; BIAVATI, G.; HORáNYI, A.; SABATER, J. M.; NICOLAS, J.; PEUBEY, C.; RADU, R.; ROZUM, I.; SCHEPERS, D.; SIMMONS, A.; SOCI, C.; DEE, D.; THéPAUT, J.-N. **ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present**. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS), 2023. Accessed: 12/11/2025. Disponível em: <https://cds.climate.copernicus.eu>. Citado na página 45.

HORN, J. L. A rationale and test for the number of factors in factor analysis. **Psychometrika**, Springer-Verlag, v. 30, n. 2, p. 179–185, 1965. Citado na página 48.

HOUGHTON, J.; DING, Y.; GRIGGS, D.; NOGUER, M.; LINDEN, P. D.; DAI, X.; MASKELL, K.; JOHNSON, C. **Climate Change 2001: The scientific basis is the most comprehensive and up-to-date scientific assessment of past, present and future climate change (pp. 1-83)**. [S.l.]: Cambridge/New York: Cambridge University Press, 2001. Citado 3 vezes nas páginas 16, 18 e 50.

IBARRARÁN, M. E.; RUTH, M.; AHMAD, S.; LONDON, M. Climate change and natural disasters: macroeconomic performance and distributional impacts. **Environment, development and sustainability**, Springer, v. 11, n. 3, p. 549–569, 2009. Citado na página 30.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Demográfico 2022**. Rio de Janeiro: IBGE, 2022. Resultados preliminares e definitivos conforme disponibilidade no portal. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br>. Citado na página 45.

INSTITUTO VOTORANTIN. **Índice de Vulnerabilidade Climática Municipal (IVCM): Nota Técnica**. São Paulo, 2024. Citado na página 43.

Intergovernmental Panel on Climate Change. **Climate Change 2021: The Physical Science Basis**: Contribution of working group i to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. 1. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2021. 2391 p. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>. Citado 5 vezes nas páginas 16, 19, 30, 65 e 66.

Intergovernmental Panel on Climate Change. **Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Working Group II Contribution to the Sixth Assessment Report**. Cambridge: Cambridge University Press, 2022. Citado 5 vezes nas páginas 29, 65, 72, 75 e 106.

Intergovernmental Panel on Climate Change. **Climate Change and Land: IPCC Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse Gas Fluxes in Terrestrial Ecosystems**. 1. ed. [S.l.]: Cambridge University Press, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 79.

IPCC. Summary for policymakers. In: **Special Report on Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2011. Citado na página 22.

IPCC. **Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report**. Cambridge: Cambridge University Press, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.

IPCC. **Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Technical Summary**. [S.l.], 2022. Disponível em: <https://www.ipcc.ch>. Citado 3 vezes nas páginas 16, 19 e 20.

IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. **Ipeadata**. Brasília: IPEA, 2026. Disponível em: <https://www.ipeadata.gov.br/>. Citado na página 45.

ITDP Brazil. **How Ready Are Brazil's Cities for Climate Change? IVMU**. [S.l.], 2025. Disponível em: <https://itdp.org/2025/12/29/how-ready-are-brazils-cities-for-climate-change-ivmu/>. Citado na página 43.

JACQUEZ, G. M. et al. Environmental health disparities in housing. **American Journal of Public Health**, 2010. Citado na página 43.

Joint Research Centre (JRC); OECD. **Handbook on constructing composite indicators: methodology and user guide**. Paris: OECD Publishing, 2008. Citado 4 vezes nas páginas 23, 40, 52 e 72.

KADANDALE, S.; MARTEN, R.; DALGLISH, S. L.; RAJAN, D.; HIPGRAVE, D. B. Primary health care and the climate crisis. **Bulletin of the World Health Organization**, v. 98, n. 11, p. 818, 2020. Citado na página 32.

KAISER, H. F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, v. 23, n. 3, p. 187–200, 1958. Citado na página 50.

KAISER, H. F. An index of factorial simplicity. **Psychometrika**, v. 39, n. 1, p. 31–36, 1974. Citado na página 48.

KONISKY, D. M. Inequities in enforcement? environmental justice and government performance. **Journal of Policy Analysis and Management**, v. 28, n. 1, p. 102–121, 2009. Citado na página 28.

LAZZARI, D.; GARCEZ, A.; POLTOZI, N.; POZZI, G.; BRITO, C. Identification of extreme weather events and impacts of the disasters in brazil. 2024. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 31.

LENTSCK, M. H.; MARIUTTI, L. B.; MARIUTTI, R. M. B. Condições sensíveis à atenção primária no brasil: revisão integrativa. **Revista de Gestão em Saúde**, v. 16, n. 4, p. 1065–1079, 2016. Disponível em: <https://periodicos.unb.br/index.php/rgs/article/view/3573>. Citado na página 36.

LESAGE, J. P.; PACE, R. K. **Introduction to Spatial Econometrics**. Boca Raton: CRC Press, 2009. Citado na página 96.

LIBONATI, R.; GEIRINHAS, J. L.; SILVA, P. S.; SANTOS, D. Monteiro dos; RODRIGUES, J. A.; RUSSO, A.; PERES, L. F.; NARCIZO, L.; GOMES, M. E.; RODRIGUES, A. P. et al. Drought–heatwave nexus in brazil and related impacts on health and fires: A comprehensive review. **Annals of the new York Academy of Sciences**, Wiley Online Library, v. 1517, n. 1, p. 44–62, 2022. Citado na página 30.

LITTLE, T. D. **The Oxford handbook of quantitative methods, volume 1: Foundations**. [S.l.]: Oxford University Press, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 57 e 58.

LOKOTOLA, C. L.; MASH, R.; NAIDOO, K.; MUBANGIZI, V.; MOFOLO, N.; SCHWERDTLE, P. N. Climate change and primary health care in Africa: A scoping review. **Journal of Climate Change and Health**, v. 11, p. 100229, 2023. Citado 3 vezes nas páginas 32, 33 e 34.

MALVEZZI, E. L.; SANTOS, I. S.; SANTOS, F. M. Internações por condições sensíveis à atenção primária: sentidos e usos do indicador no brasil. **Revista da Rede Unida**, 2018. Disponível em: <https://revista.redeunida.org.br/index.php/rede-unida/article/view/1716>. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.

MATOS, D. A. S.; RODRIGUES, E. C. Análise fatorial. Escola Nacional de Administração Pública (Enap), 2019. Citado 3 vezes nas páginas 40, 48 e 50.

MATOS, D. A. S.; RODRIGUES, E. C. **Análise fatorial**. Salvador: EDUFBA, 2021. Citado na página 40.

MCCARTHY, J. J.; CANZIANI, O. F.; LEARY, N. A.; DOKKEN, D. J.; WHITE, K. S. (Ed.). **Climate Change 2001: Impacts, Adaptation, and Vulnerability**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2001. Contribution of Working Group II to the Third Assessment Report of the IPCC. Citado 4 vezes nas páginas 21, 22, 23 e 106.

MENEZES, J. A.; OUTROS. Mapping human vulnerability to climate change in the brazilian amazon: The construction of a municipal vulnerability index. **PLoS ONE**, v. 13, n. 2, p. e0190808, 2018. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 24 e 25.

MINGOTI, S. A. **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: Uma Abordagem Aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. Citado na página 24.

MINH, H. V.; ANH, T. T.; ROCKLöV, J.; GIANG, K. B.; TRANG, L. Q.; SAHLEN, K.-G.; NILSSON, M.; WEINEHALL, L. Primary healthcare system capacities for responding to storm and flood-related health problems: a case study from a rural district in central Vietnam. **Global Health Action**, v. 7, n. 1, p. 23007, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 32, 33 e 34.

MOHAI, P.; SAHA, R. Reassessing racial and socioeconomic disparities in environmental justice research. **Demography**, Springer, v. 43, n. 2, p. 383–399, 2006. Citado na página 27.

MOHAI, P.; SAHA, R. Racial inequality in the distribution of hazardous waste: A national-level reassessment. **Social problems**, Oxford University Press Oxford, UK, v. 54, n. 3, p. 343–370, 2007. Citado na página 27.

MONTERROSO, A.; OUTROS. Two methods to assess vulnerability to climate change in the mexican agricultural sector. **Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change**, v. 19, n. 4, p. 445–461, 2014. Citado 5 vezes nas páginas 22, 23, 24, 71 e 72.

MONTILLA, D. R.; SILVA, S. S.; OLIVEIRA, R. M. Revisão integrativa da literatura sobre internações de pessoas idosas por condições sensíveis à atenção primária no brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 30, n. suppl 1, 2025. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/3WV4CVQgDjJrtdzmFHmgdCz/>. Citado na página 35.

MOONEY, H.; LARIGAUDERIE, A.; CESARIO, M.; ELMQUIST, T.; HOEGH-GULDBERG, O.; LAVOREL, S.; MACE, G. M.; PALMER, M.; SCHOLES, R.; YAHARA, T. Biodiversity, climate change, and ecosystem services. **Current opinion in environmental sustainability**, Elsevier, v. 1, n. 1, p. 46–54, 2009. Citado na página 30.

NEDEL, F. B.; MEYER, F.; CECHINEL, C.; SIQUEIRA, F. M.; DURO, S. M. S.; FIORI, N. Características da atenção básica associadas ao risco de internar por condições sensíveis à atenção primária: revisão sistemática da literatura. **Revista Pan-Amazônica de Saúde**, v. 1, n. 1, p. 33–42, 2010. Disponível em: <http://scielo.iec.gov.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1679-49742010000100008>. Citado na página 35.

O'BRIEN, K.; OUTROS. Mapping vulnerability to multiple stressors: Climate change and globalization in india. **Global Environmental Change**, v. 14, n. 4, p. 303–313, 2004. Citado na página 23.

OECD. **Monitoring exposure to climate-related hazards**. [S.l.], 2022. Disponível em: <https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2022/10/monitoring-exposure-to-climate-related-hazards_56df1cb1/da074cb6-en.html>. Citado na página 43.

ORGANIZATION, W. H. et al. Cop26 special report on climate change and health: the health argument for climate action. World Health Organization, 2021. Citado na página 30.

OTTO, I. M.; RECKIEN, D.; REYER, C. P.; MARCUS, R.; MASSON, V. L.; JONES, L.; NORTON, A.; SERDECZNY, O. Social vulnerability to climate change: a review of concepts and evidence. **Regional environmental change**, Springer, v. 17, n. 6, p. 1651–1662, 2017. Citado na página 16.

PAIS, J.; CROWDER, K.; DOWNEY, L. Unequal trajectories: Racial and class differences in residential exposure to industrial hazard. **Social Forces**, 2014. Citado na página 28.

PAYNE-STURGES, D.; GEE, G. C.; CROWDER, K.; HURLEY, B. J.; LEE, C.; MORELLO-FROSCH, R.; ROSENBAUM, A.; SCHULZ, A.; WELLS, C.; WOODRUFF, T. et al. Workshop summary: Connecting social and environmental factors to measure and track environmental health disparities. **Environmental Research**, Elsevier, v. 102, n. 2, p. 146–153, 2006. Citado 3 vezes nas páginas 36, 37 e 73.

PEBESMA, E. Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data. **The R Journal**, v. 10, n. 1, p. 439–446, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.32614/RJ-2018-009>. Citado na página 54.

PECL, G. T.; ARAÚJO, M. B.; BELL, J. D.; BLANCHARD, J.; BONEBRAKE, T. C.; CHEN, I.-C.; CLARK, T. D.; COLWELL, R. K.; DANIELSEN, F.; EVENGÅRD, B. et al. Biodiversity redistribution under climate change: Impacts on ecosystems and human well-being. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 355, n. 6332, p. eaai9214, 2017. Citado na página 30.

PEREIRA, R.; GONÇALVES, C. N.; ARAUJO, P. D.; CARVALHO, G.; ARRUDA, R. D.; NASCIMENTO, I.; COSTA, B. D.; CAVEDO, W.; ANDRADE, P.; SILVA, A. D. et al. geobr: loads shapefiles of official spatial data sets of brazil. **GitHub repository**, 2019. Nenhuma citação no texto.

PRESTES, A. G. et al. Mapping human vulnerability to climate change in the brazilian amazon: The construction of a municipal vulnerability index. **PLOS ONE**, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 43.

PULIDO, L. Geographies of race and ethnicity ii: Environmental racism, racial capitalism and state-sanctioned violence. **Progress in human geography**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 41, n. 4, p. 524–533, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 26.

QUINTãO, A. F.; OUTROS. Vulnerability to climate change in minas gerais state, brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 41, n. 3, p. 229–239, 2017. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 24 e 25.

REQUIA, W. J.; CASTELHANO, F. J. Economic and racial disparities of the weather impact on air quality in brazil. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group UK London, v. 13, n. 1, p. 6374, 2023. Citado na página 39.

REVELLE, W. **psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research**. Evanston, Illinois, 2024. R package version 2.4.6. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=psych>. Citado na página 54.

REY, S. J.; ANSELIN, L. Pysal: A python library of spatial analytical methods. Southern Regional Science Association, v. 37, n. 1, p. 5–27, 2007. Nenhuma citação no texto.

RINGQUIST, E. J. Assessing evidence of environmental inequities: A meta-analysis. **Journal of Policy Analysis and Management**, v. 24, n. 2, p. 223–247, 2005. Citado na página 28.

ROCHA, J. V. M.; SANTANA, R.; TELLO, J. E. Hospitalization for ambulatory care sensitive conditions: What conditions make inter-country comparisons possible? **Health Policy Open**, Elsevier, v. 2, p. 100030, 2021. Citado na página 95.

ROMANELLO, M.; WALAWENDER, M.; HSU, S.-C.; MOSKELAND, A.; PALMEIRO-SILVA, Y.; SCAMMAN, D.; SMALLCOMBE, J. W.; ABDULLAH, S.; ADES, M.; AL-MARUF, A. et al. The 2025 report of the lancet countdown on health and climate change: climate change action offers a lifeline. **The Lancet**, Elsevier, v. 406, n. 10521, p. 2804–2857, 2025. Citado 3 vezes nas páginas 31, 68 e 81.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983. Citado 2 vezes nas páginas 59 e 61.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983. Citado na página 96.

RÖTTER, R.; GEIJN, S. Van de. Climate change effects on plant growth, crop yield and livestock. **Climatic change**, Springer, v. 43, n. 4, p. 651–681, 1999. Citado na página 30.

SALAS, R. N.; BURKE, L. G.; PHELAN, J.; WELLENIUS, G. A.; ORAV, E. J.; JHA, A. K. Impact of extreme weather events on healthcare utilization and mortality in the united states. **Nature Medicine**, Nature Publishing Group US New York, v. 30, n. 4, p. 1118–1126, 2024. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 68.

SANTOS, D. M. d.; LIBONATI, R.; GARCIA, B. N.; GEIRINHAS, J. L.; SALVI, B. B.; RODRIGUES, J. A.; PERES, L. F.; RUSSO, A.; GRACIE, R.; GURGEL, H. et al. Twenty-first-century demographic and social inequalities of heat-related deaths in brazilian urban areas. Plos One, 2024. Citado 3 vezes nas páginas 16, 38 e 68.

SANTOS, F. M.; FIGUEIREDO, A. M.; OLIVEIRA, V. C.; ANDRADE, S. S. C. A.; MALTA, D. C. Internações por condições sensíveis à atenção primária (icsap): uma análise segundo características sociodemográficas, brasil, 2010–2019. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 25, 2022. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbepid/a/Z7J5cGsPP4jvPygWvNJp7hc/>. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.

SANTOS, F. M.; SOUZA, N. M.; FREITAS, A.; VELLOSO, I. S. Hospitalizations for ambulatory care-sensitive conditions, minas gerais, southeastern brazil, 2000 and 2010. **Revista de Saúde Pública**, v. 48, n. 6, p. 1055–1064, 2014. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rsp/a/QLFYNT5mKqmnDCY97FmZb9k/>. Citado na página 35.

SANTOS, J. F.; OUTROS. Climate change impacts in espírito santo state: Municipalities' climate vulnerability index. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 25, p. 285–306, 2019. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 24 e 25.

SANTOS, M. **A natureza do espaço: técnica e tempo, razão e emoção**. [S.l.]: Edusp, 2002. v. 1. Citado na página 35.

SCHLOSBERG, D. **Defining environmental justice: Theories, movements, and nature**. [S.l.]: OUP Oxford, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 20.

SCHLOSBERG, D.; COLLINS, L. B.; NIEMEYER, S. Adaptation policy and community discourse: risk, vulnerability, and just transformation. **Environmental politics**, Taylor & Francis, v. 26, n. 3, p. 413–437, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 106.

SENEVIRATNE, S. I.; ZHANG, X.; ADNAN, M.; BADI, W.; DERECZYNSKI, C.; LUCA, A. D.; GHOSH, S.; ISKANDAR, I.; KOSSIN, J.; LEWIS, S.; OTTO, F.; PINTO, I.; SATOH, M.; VICENTE-SERRANO, S. M.; WEHNER, M.; ZHOU, B. Weather and climate extreme events in a changing climate. In: MASSON-DELMOTTE, V.; ZHAI, P.; PIRANI, A.; CONNORS, S. L.; PéAN, C.; BERGER, S.; CAUD, N.; CHEN, Y.; GOLDFARB, L.; GOMIS, M. I.; HUANG, M.; LEITZELL, K.; LONNOY, E.; MATTHEWS, J. B. R.; MAYCOCK, T. K.; WATERFIELD, T.; YELEKçI, O.; YU, R.; ZHOU, B. (Ed.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021. p. 1513–1766. In: *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*, IPCC AR6, Chapter 11. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/chapter/chapter-11/>. Citado na página 20.

SILVA, H. G. da; REQUIA, W. J. Racial and economic disparities in high-temperature exposure in brazil. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, MDPI, v. 22, n. 2, p. 200, 2025. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 38.

SILVA, S. d. S.; PINHEIRO, L. C.; FILHO, A. I. d. L. Análise espacial dos fatores associados às internações por condições sensíveis à atenção primária entre idosos de minas gerais. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, SciELO Public Health, v. 24, p. e210037, 2021. Citado na página 95.

SMITH, P.; MARTINO, D.; CAI, Z.; GWARY, D.; JANZEN, H.; KUMAR, P.; MCCARL, B.; OGLE, S.; O'MARA, F.; RICE, C. et al. Agriculture. In: **Contribution of Working group Climate Change 2007: Mitigation of Climate Change: Working Group III contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2007. p. 497–540. Citado na página 30.

SOARES, C. F.; FRANçA, B. B. N. de; COLTRI, P. P.; LIMA, E. E. C. d.; TOREZZAN, C.; XAVIER, A. C.; NICHI, J.; ALVARADO, N. R. G.; CHARLES, C. M.; SALES, S. F.; MOTTA, G. M.; ANDRADE, M. A. d.; RISSO, M. S.; PEREIRA, M. d. R. A.; TORRES, G. A. L.; HYSLOP, K.; SILVA, D. d. O.; AWE, O. D.; ARANTES, C. S.; JúNIOR, V. L. d. A.; PACAGNELLA, R. d. C. **Climaterna**. Research Data Repository of Unicamp (REDU), 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.25824/redu/ZE4IJM>. Citado na página 45.

SONG, X.; ZHANG, S.; HUANG, H.; DING, Q.; GUO, F.; ZHANG, Y.; LI, J.; LI, M.; CAI, W.; WANG, C. A systematic review of the inequality of health burdens related to climate change. **Frontiers of Environmental Science & Engineering**, Springer, v. 18, n. 5, p. 63, 2024. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 36.

SOUZA, N. M.; PINTO, I. C.; SANTOS, F. M. Internações por condições sensíveis à atenção primária em minas gerais, brasil, 1998–2009. **Revista de Saúde Pública**, v. 45, n. 5, p. 899–908, 2011. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rsp/a/nTSbhVG5Ncv7KXC75D9khhB/>. Citado na página 35.

STEVENS, J. P. **Applied multivariate statistics for the social sciences**. 2nd. ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1992. Citado na página 45.

STUART, E. A. Matching methods for causal inference: A review and a look forward. **Statistical Science**, Institute of Mathematical Statistics, v. 25, n. 1, p. 1–21, 2010. Citado na página 96.

SYMANZIK, J. Exploratory spatial data analysis. In: **Handbook of regional science**. [S.l.]: Springer, 2021. p. 1845–1861. Citado na página 55.

TELLES, E. E. Race, class and space in brazilian cities. **International Journal of Urban & Regional Research**, v. 19, n. 3, 1995. Citado na página 17.

TERESA, B. B. et al. Geospatial indicators of exposure, sensitivity, and adaptive capacity for urban ecological resilience. **Landscape and Urban Planning**, 2021. Citado na página 42.

TOL, R. S. J. The economic effects of climate change. **Journal of economic perspectives**, American Economic Association, v. 23, n. 2, p. 29–51, 2009. Citado na página 30.

VELICER, W. F.; EATON, C. A.; FAVA, J. L. Construct explication through factor or component analysis: A review and evaluation of alternative procedures for determining the number of factors or components. **Problems and solutions in human assessment: Honoring Douglas N. Jackson at seventy**, Springer, p. 41–71, 2000. Citado na página 48.

VELOSO, M. A. A.; PINTO, H. A.; VALADãO, M. M.; ANDRADE, P. O.; SILVA, M. A. N. Número de equipes assistenciais e internações por condições sensíveis à atenção primária em montes claros, minas gerais, brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 27, n. 7, p. 2593–2604, 2022. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/zrZr4VW97yyGxFL4D5WJj6n/>. Citado na página 35.

VOMMARO, P. S.; MENEZES, J. A.; BARATA, M. M. L. Municipal vulnerability to climate change in maranhão. **Mercator**, v. 19, p. e19015, 2020. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 24 e 25.

WALKER JR., B.; GOODWIN, N. J.; WARREN, R. C. Environmental health and african americans: challenges and opportunities. **Journal of the National Medical Association**, v. 87, n. 2, p. 123–129, feb 1995. Citado na página 38.

WALKER, R.; HASSALL, J.; CHAPLIN, S.; CONGUES, J.; BAJAYO, R.; MASON, W. Health promotion interventions to address climate change using a primary health care

approach: a literature review. **Health Promotion Journal of Australia**, Wiley Online Library, v. 22, n. 4, p. 6–12, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 34.

WICKHAM, H. **ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis**. Springer-Verlag New York, 2016. ISBN 978-3-319-24277-4. Disponível em: <https://ggplot2.tidyverse.org>. Citado na página 54.

WICKHAM, H.; AVERICK, M.; BRYAN, J.; CHANG, W.; MCGOWAN, L. D.; FRANçOIS, R.; GROLEMUND, G.; HAYES, A.; HENRY, L.; HESTER, J.; KUHN, M.; PEDERSEN, T. L.; MILLER, E.; BACHE, S. M.; MüLLER, K.; OOMS, J.; ROBINSON, D.; SEIDEL, D. P.; SPINU, V.; TAKAHASHI, K.; VAUGHAN, D.; WILKE, C.; WOO, K.; YUTANI, H. Welcome to the tidyverse. **Journal of Open Source Software**, v. 4, n. 43, p. 1686, 2019. Citado na página 54.

WMO - World Meteorological Organization. Technical Document, **Guidelines on the Definition and Characterization of Extreme Weather and Climate Events**. Geneva: [s.n.], 2023. Disponível em: <https://library.wmo.int/idurl/4/58396>. Citado na página 65.

WOLVERTON, A. Effects of socio-economic and input-related factors on polluting plants' location decisions. **The BE Journal of Economic Analysis & Policy**, De Gruyter, v. 9, n. 1, 2009. Citado na página 27.

World Health Organization. **Operational framework for building climate resilient health systems**. Geneva, 2015. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/operational-framework-for-building-climate-resilient-health-systems>. Citado na página 33.

World Health Organization. **Primary Health Care: Operational Framework**. WHO, 2024. Accessed: 2026-01-05. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240017832>. Citado na página 33.

World Health Organization. **Delivering the Belém Health Action Plan: COP30 Special Report on Health and Climate Change**. 2025. Citado 3 vezes nas páginas 16, 30 e 31.

YANG, L.; LIU, C.; BI, P.; VARDOULAKIS, S.; HUANG, C. Local actions to health risks of heatwaves and dengue fever under climate change: Strategies and barriers among primary healthcare professionals in southern China. **Environmental Research**, v. 187, p. 109688, 2020. Citado na página 34.

ZANETTI, V. B.; JUNIOR, W. C. de S.; FREITAS, D. M. de. A climate change vulnerability index and case study in a brazilian coastal city. **Sustainability**, v. 8, n. 8, p. 811, 2016. Citado na página 25.

APÊNDICE A – RANKING NACIONAL DE VULNERABILIDADE CLIMÁTICA POR MUNICÍPIO

Em virtude da extensão da base de dados (5.570 municípios), os resultados detalhados do Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial (IVCS) e de seus respectivos fatores para a totalidade dos municípios brasileiros encontram-se depositados em repositório público, visando a transparência e a reprodutibilidade da pesquisa, acessível em: https://github.com/vitormarinh0/IVCS.git

Tabela A.1 – Ranking Nacional de Vulnerabilidade Climática Socioespacial

Rank	Código	Município	UF	Região	IVCS	FT1	FT2	FT3	FT4	Classe
Maior Vulnerabilidade										
1º	150250	Chaves	PA	N	0,914	0,899	0,884	1,000	0,870	Maior
2º	150450	Melgaço	PA	N	0,909	1,000	0,829	0,893	0,840	Maior
3º	140002	Amajari	RR	N	0,874	0,770	0,995	0,948	0,823	Maior
4º	150070	Anajás	PA	N	0,850	0,890	0,783	0,856	0,846	Maior
5º	140005	Alto Alegre	RR	N	0,824	0,680	1,000	0,853	0,851	Maior
6º	150030	Afuá	PA	N	0,818	0,837	0,754	0,889	0,768	Maior
7º	140070	Uiramutã	RR	N	0,799	0,854	0,510	0,999	0,828	Maior
8º	130280	Maraã	AM	N	0,786	0,829	0,835	0,651	0,801	Maior
9º	150180	Breves	PA	N	0,779	0,789	0,757	0,760	0,815	Maior
10º	130195	Itamarati	AM	N	0,776	0,911	0,574	0,699	0,882	Maior
Menor Vulnerabilidade										
5561º	355410	Taubaté	SP	SE	0,187	0,141	0,200	0,018	0,520	Menor
5562º	320530	Vitória	ES	SE	0,187	0,076	0,249	0,038	0,568	Menor
5563º	250400	Campina Grande	PB	NE	0,186	0,276	0,110	0,042	0,302	Menor
5564º	240800	Mossoró	RN	NE	0,186	0,267	0,143	0,081	0,214	Menor
5565º	330240	Macaé	RJ	SE	0,185	0,170	0,032	0,099	0,584	Menor
5566º	410690	Curitiba	PR	S	0,181	0,081	0,197	0,040	0,599	Menor
5567º	313130	Ipatinga	MG	SE	0,175	0,163	0,146	0,000	0,502	Menor
5568º	316870	Timóteo	MG	SE	0,171	0,144	0,122	0,040	0,499	Menor
5569º	330630	Volta Redonda	RJ	SE	0,165	0,139	0,081	0,029	0,554	Menor
5570º	354880	São Caetano do Sul	SP	SE	0,137	0,000	0,166	0,015	0,595	Menor

Nota: IVCS: Índice de Vulnerabilidade Climática Socioespacial. FT1: Privação Social e em Saúde; FT2: Exposição ao Calor Extremo; FT3: Baixa Capacidade Adaptativa Urbana; FT4: Estresse Climático por Secas e Aridez. Os escores são normalizados no intervalo [0,1], em que valores mais altos indicam maior vulnerabilidade.

Fonte: Elaboração Própria

APÊNDICE B – DETALHAMENTO DA LISTA OFICIAL DE ICSAPS POR GRUPOS E CIDS

A definição das Condições Sensíveis à Atenção Primária (ICSAP) adotada neste estudo baseia-se na Lista Oficial Brasileira, estabelecida pela Portaria MS nº 221, de 17 de abril de 2008.

Tabela B.1 – Lista Brasileira de Condições Sensíveis à Atenção Primária (ICSAP)

Grupo	Diagnósticos	CID-10
1	Doenças preveníveis por imunização	A33-A37, A95, B05-B06, B16, B26, G00.0
	Tuberculose	A17.0, A18, A19, A15-A16
	Outras	I00-I02, A51-A53, B50-B54, B77
2	Gastroenterites Infecciosas	A00-A09, E86
3	Anemia	D50
4	Deficiências Nutricionais	E40-E46, E50-E64
5	Infecções de ouvido, nariz e garganta	H66, J00-J03, J06, J31
6	Pneumonias bacterianas	J13, J14, J15.3-J15.4, J15.8-J15.9, J18.1
7	Asma	J45, J46
8	Doenças pulmonares (DPOC)	J20-J21, J40-J44, J47
9	Hipertensão	I10, I11
10	Angina	I20
11	Insuficiência Cardíaca	I50, J81
12	Doenças Cerebrovasculares	I63-I67, I69, G45-G46
13	Diabetes mellitus	E10-E14
14	Epilepsias	G40, G41
15	Infecção no Rim e Trato Urinário	N10-N12, N30, N34, N39.0
16	Infecção da pele e tecido subcutâneo	A46, L01-L04, L08
17	Doença Inflamatória pélvica feminina	N70-N73, N75-N76
18	Úlcera gastrointestinal	K25-K28, K92.0-K92.2
19	Condições relacionadas ao Pré-Natal	O23, A50, P35.0

Fonte: BRASIL (2008)

APÊNDICE C – ESTATÍSTICAS AUXILIARES DA ANÁLISE ESPACIAL

Tabela C.1 – Estatísticas descritivas das variáveis climáticas

Variável	N	Média	DP	Mín.	Q1	Mediana	Q3	Máx.
Amplitude térmica	5568	11.00	1.50	6.16	10.10	11.10	12.10	15.40
Anomalia de precipitação absoluta média	5570	2605.00	9817.00	0.00	355.00	751.00	1773.00	275393.00
Anomalia da temperatura máxima média	5568	0.05	0.13	-0.52	-0.03	0.05	0.15	0.59
Anomalia da temperatura mínima média	5568	0.00	0.12	-0.56	-0.06	0.01	0.07	0.66
Aridez relativa	5568	1.43	1.00	0.35	0.80	1.05	1.57	7.60
Evapotranspiração potencial média anual	5568	3.92	0.64	2.57	3.48	3.87	4.22	5.86
Frequência de ondas de calor (p95)	5565	9.28	10.30	0.00	0.00	5.00	16.00	49.00
Número de ondas de calor (p95)	5565	2.49	2.52	0.00	0.00	2.00	4.00	11.00
Precipitação média anual	5568	3.69	1.32	0.86	2.81	3.70	4.55	10.40
Temperatura máxima média anual	5568	29.60	3.05	19.00	27.30	30.00	31.90	35.20
Temperatura mínima média anual	5568	18.60	3.04	10.10	16.20	18.50	21.20	24.80

Fonte: Elaboração própria.

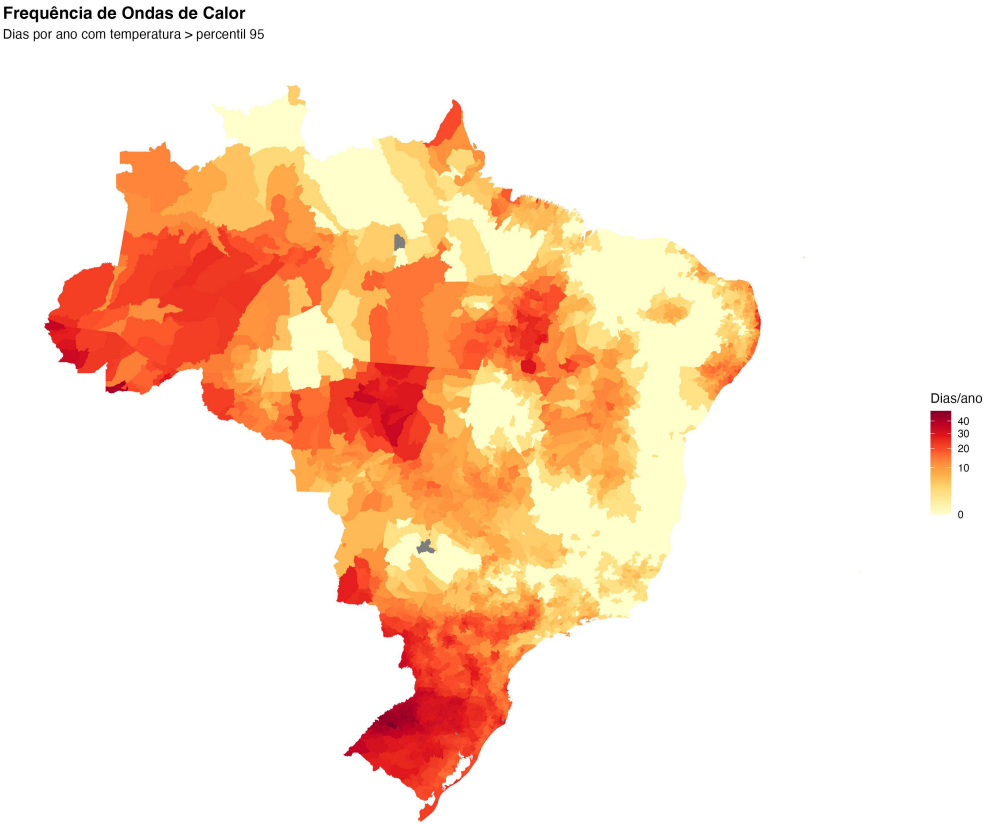
Tabela C.2 – Heatmap da Matriz de Correlações entre Variáveis Climáticas e Eventos Extremos

	Tmax méd.	Tmin méd.	Amplitude	Prec. méd.	ET0 méd.	Aridez	Freq. OdC	Nº OdC	Anom. Tmax	Anom. Tmin
Tmax média	1,000	0,878	0,255	−0,348	0,810	0,478	−0,484	−0,420	−0,397	0,084
Tmin média	0,878	1,000	−0,239	−0,218	0,705	0,405	−0,414	−0,349	−0,325	0,043
Amplitude	0,255	−0,239	1,000	−0,265	0,220	0,153	−0,146	−0,147	−0,149	0,084
Precipitação	−0,348	−0,218	−0,265	1,000	−0,644	−0,820	0,540	0,540	0,261	−0,030
ET0 média	0,810	0,705	0,220	−0,644	1,000	0,809	−0,446	−0,424	−0,334	0,056
Aridez	0,478	0,405	0,153	−0,820	0,809	1,000	−0,419	−0,423	−0,300	−0,020
Freq. OdC	−0,484	−0,414	−0,146	0,540	−0,446	−0,419	1,000	0,950	0,426	−0,081
Nº OdC	−0,420	−0,349	−0,147	0,540	−0,424	−0,423	0,950	1,000	0,420	−0,054
Anom. Tmax	−0,397	−0,325	−0,149	0,261	−0,334	−0,300	0,426	0,420	1,000	0,025
Anom. Tmin	0,084	0,043	0,084	−0,030	0,056	−0,020	−0,081	−0,054	0,025	1,000

Legenda: OdC: Ondas de Calor; ET0: Evapotranspiração de Referência.

Fonte: Elaboração Própria

Figura C.1 – Dias do Ano com Ondas de Calor Extremas



Fonte: Elaboração Própria