



NÃO ESTACIONARIDADE EM EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO NO  
ESTADO DO RIO DE JANEIRO: DETECÇÃO, PROJEÇÕES CLIMÁTICAS E  
IMPLICAÇÕES HIDROLÓGICAS

Breno de Almeida Santos Oliveira

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil.

Orientadores: Daniel Andres Rodriguez  
Fabricio Polifke da Silva

Rio de Janeiro  
Março de 2026

NÃO ESTACIONARIDADE EM EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO NO  
ESTADO DO RIO DE JANEIRO: DETECÇÃO, PROJEÇÕES CLIMÁTICAS E  
IMPLICAÇÕES HIDROLÓGICAS

Breno de Almeida Santos Oliveira

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO  
ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE  
ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO  
PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU  
DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA CIVIL.

Orientadores: Daniel Andres Rodriguez  
Fabricio Polifke da Silva

Aprovada por: Prof. Daniel Andres Rodriguez  
Prof. Fabricio Polifke da Silva  
Prof<sup>a</sup>. Claudine Pereira Dereczynski  
Prof. Rogério Pinto Espíndola  
Prof. Wanderson Luiz Silva

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL  
MARÇO DE 2026

Oliveira, Breno de Almeida Santos

Não estacionaridade em extremos de precipitação no estado do Rio de Janeiro: detecção, projeções climáticas e implicações hidrológicas/Breno de Almeida Santos Oliveira. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2026.

XVIII, 139 p.: il.; 29,7cm.

Orientadores: Daniel Andres Rodriguez

Fabricio Polifke da Silva

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Civil, 2026.

Referências Bibliográficas: p. 106 – 113.

1. Precipitação extrema.
2. Não estacionariedade.
3. Análise de tendências. I. Andres Rodriguez, Daniel *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Civil. III. Título.

*A Deus e minha família.*

# Agradecimentos

À Marinha do Brasil, pela valiosa oportunidade que me foi concedida. Espero, sinceramente, retribuir com os conhecimentos adquiridos, contribuindo para os interesses da Marinha e do Brasil.

Ao Programa de Engenharia Civil (PEC), ao Laboratório de Recursos Hídricos e Meio Ambiente (LABH2O), a todo o seu corpo docente e servidores, minha profunda gratidão pelo acolhimento, pela infraestrutura disponibilizada, pelo conhecimento compartilhado e pelo apoio ao longo dessa trajetória.

À minha mãe, que sempre esteve ao meu lado, pelo amor incondicional, pelo apoio e pela força que me impulsionaram a seguir em frente.

À minha esposa e ao meu filho, por sua presença constante, pelo carinho e pelo suporte essencial em todos os momentos desta jornada.

Aos amigos que fiz ao longo do mestrado, com quem compartilhei desafios, experiências, alegrias e dificuldades. Sem nossa união, essa caminhada teria sido muito mais árdua.

Aos meus orientadores, por acreditarem em mim desde o início, pela confiança depositada, pelo incentivo, pelas horas dedicadas ao meu aprimoramento e ao desenvolvimento desta pesquisa e, sobretudo, por sua amizade.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

## NÃO ESTACIONARIDADE EM EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO NO ESTADO DO RIO DE JANEIRO: DETECÇÃO, PROJEÇÕES CLIMÁTICAS E IMPLICAÇÕES HIDROLÓGICAS

Breno de Almeida Santos Oliveira

Março/2026

Orientadores: Daniel Andres Rodriguez

Fabricao Polifke da Silva

Programa: Engenharia Civil

Este estudo investiga a presença de não estacionariedades em séries pluviométricas no Estado do Rio de Janeiro, avaliando evidências de não estacionariedade a partir de dados observacionais. Para isso, foram analisados dados do Sistema Alerta Rio (1997–2024) e da Agência Nacional de Águas (1950–2024). Aplicaram-se testes estatísticos para identificar tendências e possíveis mudanças de regime nas séries, e modelos probabilísticos foram ajustados para estimar níveis de retorno para períodos de 5, 10, 25, 50 e 100 anos, considerando abordagens estacionárias e não estacionárias nos locais onde essas mudanças foram detectadas.

Nesse contexto, avaliou-se inicialmente a capacidade de modelos climáticos do Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) em reproduzir os padrões observados no período histórico, após correção de viés. Em seguida, esses modelos foram utilizados para analisar projeções futuras de precipitação extrema na região de estudo. Os resultados indicam sinais de não estacionariedade em parte das estações analisadas nos dados observacionais, com predominância de tendências crescentes detectadas pelos testes estatísticos. As projeções climáticas sugerem ainda intensificação dos extremos de precipitação em diferentes regiões do estado, com evidências de redução sistemática dos tempos de retorno futuros para eventos associados aos diferentes períodos de recorrência analisados. Esses resultados destacam a importância de incorporar a não estacionariedade das precipitações extremas em análises hidrológicas, contribuindo para estimativas mais realistas e para o aprimoramento de soluções de engenharia e da gestão do risco hidrológico.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

NON-STATIONARITY OF PRECIPITATION EXTREMES IN THE STATE OF  
RIO DE JANEIRO: DETECTION, CLIMATE PROJECTIONS, AND  
HYDROLOGICAL IMPLICATIONS

Breno de Almeida Santos Oliveira

March/2026

Advisors: Daniel Andres Rodriguez  
Fabricio Polifke da Silva

Department: Civil Engineering

This study investigates the presence of non-stationarity in rainfall time series in the State of Rio de Janeiro, Brazil, by assessing evidence of non-stationary behavior based on observational data. For this purpose, rainfall records from the Alerta Rio System (1997–2024) and the Brazilian National Water Agency (1950–2024) were analyzed. Statistical tests were applied to identify trends and possible regime shifts in the series, and probabilistic models were fitted to estimate return levels for return periods of 5, 10, 25, 50, and 100 years, considering both stationary and non-stationary approaches in locations where such changes were detected.

In this context, the ability of climate models from the Coupled Model Inter-comparison Project Phase 6 (CMIP6) to reproduce the observed patterns during the historical period was first evaluated after bias correction. Subsequently, these models were used to analyze future projections of extreme precipitation in the study region. The results indicate signals of non-stationarity in part of the analyzed stations in the observational dataset, with predominantly increasing trends detected by the statistical tests. Climate projections further suggest an intensification of extreme precipitation across different regions of the state, with evidence of a systematic reduction in future return periods for events associated with the analyzed recurrence intervals. These findings highlight the importance of incorporating non-stationarity in extreme rainfall analyses, contributing to more realistic estimates and to the improvement of engineering design and hydrological risk management.

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>xi</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xvii</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Objetivos . . . . .	2
1.2 Objetivos específicos . . . . .	2
1.3 Estrutura do trabalho . . . . .	3
<b>2 Revisão Bibliográfica</b>	<b>4</b>
2.1 Mudanças Climáticas e Estacionariedade em Séries Hidrológicas . . . . .	4
2.2 Modelagem Estatística de Precipitações Extremas . . . . .	7
2.3 Projeções Climáticas e Aplicações em Estudos Hidrológicos . . . . .	7
2.4 Implicações da Não Estacionariedade para o Dimensionamento Hidrológico . . . . .	9
2.5 Considerações Finais . . . . .	11
<b>3 Metodologia</b>	<b>12</b>
3.1 Área de estudo . . . . .	13
3.2 Dados e pré-processamento . . . . .	15
3.2.1 Dados observados . . . . .	16
3.2.2 Dados de modelos climáticos . . . . .	19
3.3 Regionalização e escalas de análise . . . . .	21
3.4 Climatologias e indicadores de precipitação . . . . .	22
3.4.1 Climatologias mensais e sazonais . . . . .	23
3.4.2 Indicadores climáticos de extremos . . . . .	23
3.5 Correção de viés e compatibilização observação–modelo . . . . .	24
3.6 Detecção de mudanças nas séries pluviométricas observadas . . . . .	25
3.7 Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV) e estimação de níveis de retorno . . . . .	26
3.7.1 Formulação da GEV e hipótese de modelagem . . . . .	27
3.7.2 Estruturas testadas . . . . .	27

3.7.3	Método da Máxima Verossimilhança . . . . .	28
3.7.4	Critério de aplicação e seleção de modelos para as séries observacionais . . . . .	28
3.7.5	Teste da Razão de Verossimilhanças (LRT) . . . . .	29
3.7.6	Níveis de retorno . . . . .	29
3.8	Avaliação do desempenho dos modelos no período histórico . . . . .	30
3.9	Análise das projeções futuras . . . . .	31
3.9.1	Climatologias histórico versus futuro . . . . .	31
3.9.2	Diferenças sazonais projetadas . . . . .	31
3.9.3	Mudanças em indicadores de extremos e regime seco . . . . .	32
3.9.4	Mudanças em níveis de retorno e em tempos de retorno equivalentes . . . . .	32
3.10	Síntese metodológica e vínculo com implicações . . . . .	32
<b>4</b>	<b>Caracterização dos Dados Observados</b>	<b>34</b>
4.1	Caracterização inicial e climatologia . . . . .	34
4.1.1	Distribuição espacial das estações . . . . .	34
4.1.2	Climatologia da precipitação . . . . .	35
4.1.3	Frequência e intensidade dos extremos . . . . .	38
4.2	Detecção de tendências e rupturas . . . . .	44
4.3	Modelagem da Distribuição Generalizada de Valores Extremos em dados observados . . . . .	49
4.4	Discussão . . . . .	54
<b>5</b>	<b>Avaliação Estatística dos Modelos Climáticos</b>	<b>56</b>
5.1	Climatologias dos modelos no período histórico . . . . .	56
5.2	Indicadores de extremos dos modelos no período histórico . . . . .	59
5.3	Avaliação das Lâminas de Precipitação GEV . . . . .	67
5.4	Discussão . . . . .	71
<b>6</b>	<b>Mudanças Climáticas e Projeções Futuras de Precipitação</b>	<b>73</b>
6.1	Climatologias mensais e incertezas intermodelos . . . . .	74
6.2	Mudanças Sazonais Projetadas . . . . .	77
6.3	Indicadores dos Modelos . . . . .	79
6.4	Avaliação das Lâminas de Precipitação e Tempos de Retorno . . . . .	86
6.4.1	Mudanças espaciais dos níveis de retorno . . . . .	86
6.4.2	Distribuição regional das mudanças extremas . . . . .	91
6.4.3	Deslocamento do tempo de retorno dos eventos históricos . . . . .	92
6.5	Discussão . . . . .	95

<b>7</b>	<b>Tomada de Decisão em Drenagem Urbana Sob Não Estacionariedade</b>	<b>97</b>
7.1	Tensão decisória associada às hipóteses estatísticas e climáticas . . . . .	97
7.2	Esquema escalonado aplicado ao Estado do Rio de Janeiro . . . . .	99
7.3	Discussão . . . . .	102
<b>8</b>	<b>Conclusão</b>	<b>104</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>106</b>
<b>A</b>	<b>Lista das estações pluviométricas utilizadas</b>	<b>114</b>
<b>B</b>	<b>Lista das estações com tendências (MK) e quebras significativas (Pettitt)</b>	<b>117</b>
<b>C</b>	<b>Erro relativo (%) entre as lâminas de precipitação estimadas pelos modelos não estacionários e estacionário</b>	<b>119</b>
<b>D</b>	<b>Lista das lâminas de precipitação (Dados observados)</b>	<b>121</b>
<b>E</b>	<b>Indicadores - Dados Observados x Modelos Corrigidos</b>	<b>132</b>
E.1	Indicadores de extremos observados vs modelos HighResMIP . . . . .	132
<b>F</b>	<b>Indicadores dos Modelos</b>	<b>136</b>

# Lista de Figuras

2.1	Exemplos de episódios de chuvas intensas e desastres geo-hidrológicos ocorridos no Brasil em 2024. Fonte: Extraído de CEMADEN (2024).	6
3.1	Fluxograma geral da metodologia adotada na pesquisa. . . . .	13
3.2	Localização geográfica do Estado do Rio de Janeiro. . . . .	14
3.3	Mapa de Relevo do Estado do Rio de Janeiro (fonte: Serviço Geológico do Brasil). . . . .	15
3.4	Fluxograma de obtenção, padronização temporal, filtragem e harmonização das séries de precipitação observadas do Sistema Alerta Rio (COR) e da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), incluindo a derivação das séries anuais de extremos. . . . .	17
3.5	Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, conforme IBGE (2017). . . . .	22
4.1	Localização das estações pluviométricas utilizadas no estudo. Estações da ANA (azul) e do COR (vermelho). . . . .	35
4.2	Climatologia mensal da precipitação (mm/mês) por Região Geográfica Intermediária do Estado do Rio de Janeiro (1950–2014). . . . .	37
4.3	Série temporal da precipitação total anual (mm/ano) nas Regiões Geográficas Intermediárias (1950–2014). . . . .	38
4.4	Frequência relativa de dias com precipitação acima do percentil 95 (P95) por mês do ano. . . . .	39
4.5	Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional $P95_{reg}$ na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos. . . . .	40
4.6	Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional $P95_{reg}$ na Região Geográfica Intermediária de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos. . . . .	41

4.7	Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional $P95_{reg}$ na Região Geográfica Intermediária de Campos dos Goytacazes. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos. . . . .	41
4.8	Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional $P95_{reg}$ na Região Geográfica Intermediária de Volta Redonda–Barra Mansa. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos. . . . .	42
4.9	Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional $P95_{reg}$ na Região Geográfica Intermediária de Petrópolis. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos. . . . .	42
4.10	Climatologia dos máximos mensais de precipitação diária por Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro. . . . .	44
4.11	Distribuição espacial das tendências significativas pelo teste de Mann–Kendall ( $\alpha = 0,05$ ) aplicadas às séries RX1day. . . . .	46
4.12	Estações que apresentaram rupturas significativas nas séries de RX1day, detectadas pelo teste de Pettitt, indicando o ano estimado da ruptura. . . . .	47
4.13	Variação das inclinações ( $\Delta SMOPE$ , mm/ano) após segmentação por rupturas (Pettitt) e reaplicação do teste de Mann–Kendall por segmento: vermelho = $\Delta SMOPE > 0$ ; azul = $\Delta SMOPE < 0$ . . . . .	48
4.14	Distribuição espacial das lâminas de precipitação estimadas por meio da GEV0 (estacionária), considerando apenas as estações sem tendência estatisticamente significativa no teste de Mann–Kendall, para diferentes tempos de retorno. . . . .	50
4.15	Distribuição espacial das lâminas estimadas por modelos não estacionários. À esquerda: envelope inferior definido pelo menor valor entre os mínimos de GEV1 e GEV2; ao centro: valores máximos estimados por GEV1 (não estacionária em $\mu$ ); à direita: valores máximos estimados por GEV2 (não estacionária em $\mu$ e $\sigma$ ), para diferentes tempos de retorno. . . . .	52
5.1	Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/mês) no período histórico comum — Campos dos Goytacazes. . . . .	57
5.2	Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/mês) no período histórico comum — Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio. . . . .	57
5.3	Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/mês) no período histórico comum — Petrópolis. . . . .	58

5.4	Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/mês) no período histórico comum — Região Metropolitana do Rio de Janeiro. . . . .	58
5.5	Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/mês) no período histórico comum — Volta Redonda–Barra Mansa. . . . .	59
5.6	Curvas S (função de distribuição acumulada empírica) da precipitação diária nas cinco Regiões Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, para os quatro modelos HighResMIP. Linhas contínuas representam o observado e linhas tracejadas representam o histórico corrigido por QDM. . . . .	61
5.7	Cauda extrema por Região Intermediária — função de distribuição complementar empírica (CCDF) para $P \geq P_{99,obs}$ , comparando o observado (linha contínua) e o histórico corrigido por QDM (linha tracejada) para os modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM. O eixo $y$ em escala logarítmica destaca diferenças na probabilidade de excedência dos eventos mais intensos. . . . .	62
5.8	Cauda extrema por Região Intermediária — função de distribuição complementar empírica (CCDF) para $P \geq P_{99,obs}$ , comparando o observado (linha contínua) e o histórico corrigido por QDM (linha tracejada) para os modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. A escala logarítmica do eixo $y$ evidencia diferenças residuais na frequência de excedência dos eventos mais raros. . . . .	63
5.9	$\Delta P_{99}$ (QDM–OBS) — diferença entre os valores do percentil 99 da precipitação diária estimados a partir da distribuição diária do período histórico, para os dados observados e corrigidos por QDM. Valores positivos indicam superestimativa residual da intensidade associada ao quantil elevado, enquanto valores negativos indicam subestimativa. . . . .	64
5.10	$\Delta RX1day$ (QDM–OBS) — diferença na média climatológica da máxima precipitação diária anual (RX1day), estimada ao longo do período histórico comum. . . . .	65
5.11	$\Delta CDD$ (QDM–OBS) — diferença na média climatológica da maior sequência anual de dias secos ( $P < 1$ mm), ao longo do período histórico comum. . . . .	66

5.12	Distribuição espacial das lâminas de precipitação observadas ( $RL_{T,OBS}$ ) e das diferenças residuais $\Delta RL_T = RL_{T,QDM} - RL_{T,OBS}$ para tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos, referentes aos modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM. A primeira coluna apresenta os valores observados utilizados como referência, enquanto as colunas subsequentes mostram as diferenças residuais associadas a cada modelo. As colunas de $\Delta RL_T$ utilizam uma escala única de cores (em mm), permitindo a comparação direta entre modelos e tempos de retorno. . . . .	69
5.13	Distribuição espacial das lâminas de precipitação observadas ( $RL_{T,OBS}$ ) e das diferenças residuais $\Delta RL_T = RL_{T,QDM} - RL_{T,OBS}$ para tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos, referentes aos modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. A primeira coluna apresenta os valores observados utilizados como referência, enquanto as colunas subsequentes mostram as diferenças residuais associadas a cada modelo. As colunas de $\Delta RL_T$ utilizam uma escala única de cores (em mm), permitindo a comparação direta entre modelos e tempos de retorno. . . . .	70
6.1	Climatologia média mensal da precipitação (mm/mês) por Região Geográfica Intermediária, obtida a partir de séries diárias corrigidas por QDM. O envelope sombreado em cinza representa o intervalo mínimo-máximo entre os modelos no período histórico ( <b>highresSST-present</b> ), enquanto as linhas pontilhadas indicam as projeções futuras ( <b>highresSST-future</b> ) de cada modelo. . . . .	75
6.2	Mudanças sazonais da precipitação média diária (mm/dia), definidas como futuro ( <b>highresSST-future</b> , 2015–2050) menos histórico ( <b>highresSST-present</b> , 1950–2014), para os modelos CMCC-CM2-VHR4, HadGEM3-GC31-HM, MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. As mudanças pontuais foram interpoladas por IDW apenas para visualização. . . . .	78
6.3	Curvas S (função de distribuição acumulada empírica) da precipitação diária corrigida por QDM, considerando dias chuvosos ( $P \geq 1$ mm), para o período histórico (linha contínua) e futuro (linha tracejada) nas cinco Regiões Geográficas Intermediárias e para os quatro modelos. O eixo $x$ é apresentado em escala logarítmica. . . . .	80

6.4	Curvas de excedência complementar (CCDF) da cauda extrema ( $P \geq P_{99}^{\text{hist}}$ ) da precipitação diária corrigida por QDM, comparando período histórico (linha contínua) e futuro (linha tracejada), por Região Geográfica Intermediária, para os modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM. . . . .	81
6.5	Idem à Figura 6.4, para os modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. . . . .	82
6.6	Diferença entre futuro e histórico para o indicador P99 ( $\Delta P_{99} = P_{99_{\text{fut}}} - P_{99_{\text{hist}}}$ ) nas estações pluviométricas do Estado do Rio de Janeiro, para os quatro modelos. . . . .	83
6.7	Diferença entre futuro e histórico para o indicador RX1day ( $\Delta RX1day = RX1day_{\text{fut}} - RX1day_{\text{hist}}$ ). . . . .	84
6.8	Diferença entre futuro e histórico para o indicador CDD ( $\Delta CDD = CDD_{\text{fut}} - CDD_{\text{hist}}$ ). . . . .	85
6.9	Mapas espacializados dos níveis de retorno ( $RL_T$ ) no histórico ( $RL_T^{\text{hist}}$ ) e no futuro ( $RL_T^{\text{fut}}$ ), e da mudança $\Delta RL_T = RL_T^{\text{fut}} - RL_T^{\text{hist}}$ , para $T = 5, 10, 25, 50$ e $100$ anos, para o modelo CMCC-CM2-VHR4. . . . .	87
6.10	Idem à Figura 6.9, para o modelo HadGEM3-GC31-HM. . . . .	88
6.11	Idem à Figura 6.9, para o modelo MRI-AGCM3-2-S. . . . .	89
6.12	Idem à Figura 6.9, para o modelo NICAM16-8S. . . . .	90
6.13	Distribuição regional da variação relativa dos níveis de retorno associados ao tempo de retorno de 100 anos ( $\Delta RL_{100}$ ), expressa em termos percentuais, para as cinco Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro. Os boxplots representam a distribuição das estimativas por estação pluviométrica em cada região, enquanto as cores indicam os diferentes modelos climáticos avaliados. A linha tracejada horizontal indica variação nula ( $\Delta RL_{100} = 0$ ). . . . .	91
6.14	Deslocamento do tempo de retorno equivalente no futuro ( $T_{\text{fut}}$ ) para eventos históricos associados a $T_{\text{hist}} = 5, 10, 25, 50$ e $100$ anos, segundo o modelo CMCC-CM2-VHR4. . . . .	93
6.15	Idem à Figura 6.14, para o modelo HadGEM3-GC31-HM. . . . .	94
6.16	Idem à Figura 6.14, para o modelo MRI-AGCM3-2-S. . . . .	94
6.17	Idem à Figura 6.14, para o modelo NICAM16-8S. . . . .	95

7.1	Tensão decisória associada às diferenças de lâmina extrema ( $\Delta RL$ ) para diferentes tempos de retorno. As linhas representam as medianas das diferenças. A faixa azul indica o intervalo máximo–mínimo entre as estações com tendência significativa no teste de Mann–Kendall (não estacionário – estacionário), enquanto a faixa laranja representa o intervalo máximo–mínimo entre os modelos climáticos nas projeções futuro–histórico corrigidas por QDM. . . . .	98
7.2	Esquema conceitual escalonado para gestão adaptativa do risco de inundação sob não estacionariedade climática, articulando limites de desempenho estrutural, camadas não estruturais contínuas e gatilhos de reavaliação. . . . .	100

# Lista de Tabelas

3.1	Resumo dos modelos CMIP6–HighResMIP utilizados. . . . .	21
4.1	Estações com ajuste não estacionário (GEV1 e GEV2) e respectivas Regiões Geográficas Intermediárias. . . . .	54
A.1	Estações pluviométricas utilizadas no estudo, com localização e período de dados disponíveis . . . . .	114
B.1	Estações com tendência significativa (Mann–Kendall, $\alpha = 0,05$ ). . . . .	117
B.2	Estações com ruptura (Pettitt) e inclinações antes/depois da quebra (Sen’s slope). . . . .	118
C.1	Erro relativo (%) entre as lâminas de precipitação estimadas pelo valor máximo do modelo não estacionário selecionado (GEV1 ou GEV2) e o modelo estacionário (GEV0) para as estações com tendência significativa detectada pelo teste de Mann–Kendall. As estações estão ordenadas em ordem crescente do erro relativo associado ao tempo de retorno de 100 anos. . . . .	119
D.1	Lâminas de precipitação (mm) por estação para GEV0 (estacionário). TR em anos. . . . .	121
D.2	Lâminas de precipitação (mm) por estação para GEV1 (não estacionário em $\mu$ ). Mínimo e máximo no período para cada TR. . . . .	124
D.3	Lâminas de precipitação (mm) por estação para GEV2 (não estacionário em $\mu$ e $\sigma$ ). Mínimo e máximo no período para cada TR. . . . .	128
E.1	Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS $\times$ QDM) para o modelo CMCC-CM2-VHR4. . . . .	133
E.2	Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS $\times$ QDM) para o modelo HadGEM3-GC31-HM. . . . .	133
E.3	Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS $\times$ QDM) para o modelo MRI-AGCM3-2-S. . . . .	134

E.4	Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS × QDM) para o modelo NICAM16-8S. . . . .	134
F.1	Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo CMCC-CM2-VHR4. . . . .	137
F.2	Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo HadGEM3-GC31-HM. . . . .	137
F.3	Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo MRI-AGCM3-2-S. . . . .	138
F.4	Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo NICAM16-8S. . . . .	138

# Capítulo 1

## Introdução

As séries temporais de precipitação desempenham papel central na análise de padrões climáticos e na compreensão de processos hidrológicos. Elas são amplamente utilizadas na modelagem do escoamento superficial, na previsão de eventos extremos e no planejamento de infraestruturas hidráulicas, como barragens e redes de drenagem urbana (KOURTIS e TSIHRINTZIS, 2021; TANPRAYOON *et al.*, 2023). Em muitas aplicações, pressupõe-se que os parâmetros estatísticos dessas séries — como média, variabilidade e ocorrência de extremos — permaneçam aproximadamente estáveis ao longo do tempo (MILLY *et al.*, 2008).

Pesquisas recentes, entretanto, indicam que esse pressuposto nem sempre se sustenta. O Sexto Relatório de Avaliação (AR6) do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) indica, com alto grau de confiança, a intensificação do ciclo hidrológico e alterações nos regimes de precipitação, com aumento da frequência e da severidade de eventos extremos em diversas regiões do planeta (IPCC, 2021). Fatores como o aquecimento regional e as mudanças no uso e cobertura da terra podem influenciar a circulação atmosférica e a ocorrência de chuvas intensas, alterando o comportamento estatístico das séries históricas (ANZOLIN *et al.*, 2024). Essas mudanças impactam a previsão e a gestão de riscos hidrológicos e podem comprometer o desempenho de projetos concebidos apenas com base em registros passados, isto é, assumindo a estacionariedade (KUNDZEWICZ *et al.*, 2018; SLATER *et al.*, 2021).

No Estado do Rio de Janeiro, a diversidade de aspectos fisiográficos, com destaque para a influência orográfica da Serra do Mar e da transição para a Serra da Mantiqueira, favorece episódios de chuva intensa com impactos relevantes para a população e a infraestrutura (NÉTO e SANTOS, 2022). Estudos no Sudeste do Brasil indicam aumento recente na frequência e na intensidade de extremos de precipitação, o que motiva a reavaliação de procedimentos usados na estimativa de chuvas de projeto (REGOTO *et al.*, 2021; LUIZ-SILVA *et al.*, 2021; LUIZ-SILVA e OSCAR-JÚNIOR, 2022). Dessa forma, identificar e caracterizar possíveis mudanças

ao longo do tempo nas séries pluviométricas fluminenses é essencial para aprimorar as estimativas de lâminas extremas e fortalecer o dimensionamento de obras, bem como protocolos de drenagem e de defesa civil (CORTEZ *et al.*, 2022).

## 1.1 Objetivos

Investigar a ocorrência de não estacionariedade nas séries anuais de precipitação máxima diária (RX1day) (KARL *et al.*, 1996) no Estado do Rio de Janeiro, incluindo a identificação de tendências e possíveis quebras estruturais, e avaliar suas implicações na estimativa de níveis e tempos de retorno. De forma complementar, avaliar a capacidade de modelos climáticos em reproduzir os padrões observados no período histórico e analisar projeções futuras de precipitação extrema, de modo a contextualizar possíveis mudanças e subsidiar o dimensionamento de infraestrutura e a gestão do risco hidrológico.

## 1.2 Objetivos específicos

1. Compilar e qualificar bases observacionais de precipitação no Estado do Rio de Janeiro, caracterizando a distribuição espacial das estações e a climatologia regional.
2. Diagnosticar a ocorrência de não estacionariedade nas séries anuais de máximos diários, incluindo tendências e possíveis mudanças de regime, e descrever sua variabilidade ao longo do período de estudo.
3. Estimar níveis de retorno de precipitação associados a diferentes tempos de retorno (5, 10, 25, 50 e 100 anos), considerando cenários estacionários e, quando pertinente, não estacionários.
4. Avaliar a capacidade de simulações climáticas do CMIP6/HighResMIP em reproduzir os padrões observados no período histórico (1950–2014) e analisar projeções para 2015–2050 sob um cenário de altas emissões, investigando possíveis mudanças na frequência e intensidade dos extremos de precipitação.
5. Discutir implicações para o dimensionamento de infraestrutura e a gestão de risco hidrológico, destacando contextos em que a consideração de mudanças ao longo do tempo se torna mais relevante.

## 1.3 Estrutura do trabalho

Esta dissertação está organizada em oito capítulos. O Capítulo 2 apresenta a revisão bibliográfica sobre mudanças climáticas e estacionariedade em séries hidrológicas, abordando a modelagem estatística de extremos de precipitação, o uso de projeções climáticas em estudos hidrológicos e as implicações da não estacionariedade para o dimensionamento de infraestruturas hidráulicas e a gestão de risco. O Capítulo 3 descreve os dados utilizados e os procedimentos metodológicos, incluindo a qualificação das séries observacionais, os testes de homogeneidade e tendência e a modelagem de extremos com a distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), bem como a correção de viés por *Quantile Delta Mapping* (QDM) aplicada às simulações climáticas. O Capítulo 4 apresenta os resultados observacionais, discutindo sinais de não estacionariedade e suas implicações nos níveis de retorno. O Capítulo 5 avalia o desempenho das simulações no período histórico e o efeito da correção QDM. O Capítulo 6 analisa as projeções e quantifica mudanças em níveis e tempos de retorno sob um cenário de altas emissões. O Capítulo 7 consolida a discussão e as implicações para projeto e gestão de risco hidrológico no Estado do Rio de Janeiro. Por fim, o Capítulo 8 apresenta as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

# Capítulo 2

## Revisão Bibliográfica

### 2.1 Mudanças Climáticas e Estacionariedade em Séries Hidrológicas

As mudanças climáticas têm provocado alterações significativas nos regimes hidrológicos em diversas regiões do planeta. Entre os efeitos mais notáveis está o aumento da frequência e da intensidade de eventos extremos de precipitação, o que impõe desafios diretos ao pressuposto de estacionariedade segundo o qual propriedades estatísticas, como média, variância e distribuição de probabilidade, manter-se-iam constantes ao longo do tempo (MILLY *et al.*, 2008; KUNDZEWICZ *et al.*, 2018). Observações e projeções climáticas indicam que essa suposição nem sempre se sustenta, sobretudo diante do aquecimento global e de intensas alterações antrópicas no uso e cobertura da terra, que afetam os processos hidrológicos em múltiplas escalas (IPCC, 2021; SLATER *et al.*, 2021).

A estacionariedade do passado não pode ser tomada como guia para o futuro (MILLY *et al.*, 2008), apontando a necessidade de revisar práticas hidrológicas baseadas estritamente em dados históricos. Essa visão tem sido reiterada por estudos que documentam mudanças nas características estatísticas de séries de precipitação e sugerem a adoção de abordagens capazes de captar a dinâmica temporal dessas alterações (YILMAZ, 2017; SUGAHARA *et al.*, 2009; KHAN *et al.*, 2023).

Registros globais mostram alterações em séries pluviométricas, com aumento na frequência de extremos em múltiplas regiões, como China (GU *et al.*, 2022), Paquistão (KHAN *et al.*, 2023), África Oriental (AFUECHETA e OMAR, 2021), Mediterrâneo (LYMPERI e VAROUCHAKIS, 2024) e América do Sul (SUGAHARA *et al.*, 2009). No Brasil, DEREZYNSKI *et al.* (2013) e FERREIRA *et al.* (2025) evidenciaram mudanças na variabilidade e na intensidade das chuvas no estado do Rio de Janeiro, incluindo a alternância entre episódios extremos e períodos secos. Estudos observacionais mais recentes indicam tendências positivas estatisticamente significati-

vas em índices de extremos, especialmente na precipitação máxima diária (RX1day), com aumentos da ordem de até aproximadamente  $+5,3 \text{ mm day}^{-1} \text{ decade}^{-1}$  em áreas da Bacia da Baía de Guanabara no período entre 1960 e 2015, além de incrementos consistentes em regiões costeiras e urbanizadas do Estado (LUIZ-SILVA e OSCAR-JÚNIOR, 2022). Esses resultados apontam para uma intensificação progressiva dos eventos extremos de precipitação no Rio de Janeiro, reforçando a necessidade de abordagens não estacionárias em análises hidrológicas e no planejamento de infraestruturas.

A análise da não estacionariedade envolve a investigação de tendências, quebras estruturais e padrões temporais. Entre as ferramentas estatísticas discutidas na literatura destacam-se testes não paramétricos, por exemplo, para detecção de tendências e rupturas e modelos probabilísticos com parâmetros variantes no tempo, como a Distribuição Generalizada de Valores Extremos (Generalized Extreme Value – GEV) e a Distribuição Generalizada de Pareto (Generalized Pareto Distribution – GPD) em formulações não estacionárias (ANSA *et al.*, 2021; SAKTHIVEL e NANDHINI, 2024).

Abordagens como os Modelos Aditivos Generalizados para Localização, Escala e Forma (Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape – GAMLSS) (GAO *et al.*, 2017) — que permitem que os parâmetros da distribuição variem em função de covariáveis — e estratégias baseadas em covariáveis (SINGIRANKABO e IYAMUREMYE, 2022) têm sido empregadas para incorporar informações climáticas e ambientais, por exemplo, temperatura, índices de oscilação ou o próprio tempo na modelagem de extremos, permitindo maior flexibilidade na representação de distribuições não estacionárias.

Formulações estacionárias e não estacionárias são complementares, a depender do contexto e da escala (GU *et al.*, 2022). Em particular, modelos com parâmetros dependentes do tempo ou de covariáveis tornam-se úteis para capturar a variabilidade imposta pelas mudanças climáticas (SAKTHIVEL e NANDHINI, 2024).

Outro aspecto relevante é a possível não estacionariedade dos *vieses* em saídas de modelos climáticos. YU *et al.* (2020) argumentam que aplicar correções de vieses assumindo estacionariedade pode reduzir a robustez das simulações futuras, sugerindo que a própria correção de modelos deve considerar a evolução temporal dos erros.

No âmbito da Teoria dos Valores Extremos (EVT), as abordagens *block maxima* (BM) e *peaks-over-threshold* (POT) são amplamente utilizadas, com apoio de critérios de ajuste, como o *Akaike Information Criterion* (AIC) e o *Bayesian Information Criterion* (BIC), além de métodos de estimação robusta para identificar mudanças em padrões de ocorrência e magnitude (MILOJEVIC *et al.*, 2023). Tais ferramentas são fundamentais para compreender a evolução temporal das precipitações extremas

e subsidiar o planejamento e o dimensionamento de infraestruturas hidráulicas.

Evidências empíricas recentes no Brasil reforçam a urgência dessa mudança de paradigma, como ilustrado na Figura 2.1, que sintetiza a ocorrência de episódios de chuvas intensas e desastres geo-hidrológicos observados no país em 2024. Destaca-se a ampla abrangência espacial desses eventos, bem como sua concentração temporal recente, evidenciando a recorrência de extremos hidrometeorológicos em diferentes regiões do território nacional. Esses registros reforçam a necessidade de abordagens que considerem explicitamente a não estacionariedade climática na avaliação de riscos e no planejamento setorial.



Figura 2.1: Exemplos de episódios de chuvas intensas e desastres geo-hidrológicos ocorridos no Brasil em 2024. Fonte: Extraído de CEMADEN (2024).

O relatório do CEMADEN (CEMADEN, 2024) destaca 2024 como o ano mais quente desde 1961 no Brasil, com intensificação de extremos climáticos, incluindo ondas de calor, secas e precipitações excessivas. Em particular, foram registradas ondas de calor persistentes e de grande abrangência espacial na porção central do país, com impactos significativos sobre a saúde pública, a disponibilidade hídrica e o setor energético. No Rio Grande do Sul, chuvas intensas entre abril e maio causaram inundações em 478 dos 497 municípios, afetando mais de 2,3 milhões de pessoas e resultando em 183 óbitos.

Diante desse cenário, análises hidrológicas contemporâneas devem abandonar a suposição de estacionariedade como regra e adotar esquemas que incorporem a evolução temporal dos processos. Essa perspectiva permite uma avaliação mais realista dos riscos associados a extremos em contexto de mudanças climáticas.

## 2.2 Modelagem Estatística de Precipitações Extremas

A análise de eventos extremos de precipitação é essencial para a gestão e o planejamento de recursos hídricos. A Teoria dos Valores Extremos (*Extreme Value Theory* – EVT) fornece a base teórica, com destaque para a distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), aplicada a máximos por bloco, e para a distribuição Generalizada de Pareto (GPD), aplicada a excedências acima de um limiar (KATZ *et al.*, 2002). Ambas admitem formulações estacionárias e não estacionárias, nas quais parâmetros podem variar no tempo ou com covariáveis climáticas.

A modelagem não estacionária tem ganhado relevância frente às evidências de mudanças climáticas e às pressões antrópicas (VASILIADES *et al.*, 2015; KIM *et al.*, 2021). A inclusão de covariáveis permite que os parâmetros das distribuições dependam de temperatura, índices de oscilação climática, como o *El Niño–Southern Oscillation* (ENSO), o *North Atlantic Oscillation* (NAO) e o *Pacific Decadal Oscillation* (PDO), além de outras grandezas. Destacam-se formulações GEV com parametrização linear no tempo e, em aplicações mais complexas, representações com redes neurais do tipo *Conditional Density Network* (VASILIADES *et al.*, 2015; CANNON, 2010). Para estimação, utilizam-se métodos de máxima verossimilhança (*Maximum Likelihood Estimation* – MLE), e a seleção entre modelos pode ser guiada por critérios de informação, como o AIC e o BIC, além do teste do desvio baseado no logaritmo da MLE, conforme COLES (2001) e (VASILIADES *et al.*, 2015; EL ADLOUNI *et al.*, 2007).

A investigação de extremos também tem incorporado variáveis dinâmicas de grande escala, como o balanço atmosférico de umidade, o vapor d’água precipitável (*Precipitable Water* – PW) e o transporte integrado de vapor (*Integrated Vapor Transport* – IVT), com resultados promissores para explicar a variabilidade de eventos intensos (SU e SMITH, 2021).

No terreno aplicado, estudos indicam que assumir estacionariedade pode subestimar a probabilidade de deslizamentos induzidos por chuva (KIM *et al.*, 2021).

## 2.3 Projeções Climáticas e Aplicações em Estudos Hidrológicos

A crescente variabilidade climática exige ferramentas robustas para o planejamento. Projeções geradas por modelos climáticos globais (*Global Climate Models* – GCMs) são cada vez mais empregadas em avaliações hidrológicas (REBOITA *et al.*, 2024; BAZZANELA *et al.*, 2024). O CMIP6 representa um avanço em relação às fases

anteriores, incorporando maior resolução espacial, melhorias nos esquemas de parametrização e a inclusão de novos cenários socioeconômicos compartilhados (SSPs) (EYRING *et al.*, 2016; O'NEILL *et al.*, 2016).

BAZZANELA *et al.* (2024) apontam bom desempenho de modelos do CMIP6 na representação do clima presente e dos principais sistemas climáticos da América do Sul. De forma consistente, REBOITA *et al.* (2024) destacam, em particular, os modelos EC-Earth3-Veg e CMCC-CM2-HR4 como os mais adequados para a simulação do clima histórico na Amazônia e no Sudeste do Brasil. Apesar desses avanços, persistem limitações associadas à representação de processos convectivos, da topografia e da microfísica de nuvens (AVILA-DIAZ *et al.*, 2023; ANDRADE CARDOSO *et al.*, 2025). Para mitigar vieses sistemáticos e aprimorar a representação regional, têm sido amplamente empregadas técnicas como *bias correction*, *downscaling* e a seleção de conjuntos de modelos mais representativos.

O HighResMIP reúne experimentos de alta resolução (tipicamente  $\sim 25\text{--}50$  km), com o objetivo de avaliar ganhos associados ao refinamento espacial na representação da circulação e de extremos climáticos (HAARSMA *et al.*, 2016). Em particular, estudos com modelos HighResMIP indicam melhorias na simulação de sistemas sinóticos e na variabilidade espacial do clima (ANDRADE CARDOSO *et al.*, 2025). No entanto, mesmo com o aumento da resolução horizontal, esses experimentos ainda apresentam limitações na simulação de processos locais, especialmente aqueles associados à convecção profunda e à topografia complexa. Nesse contexto, abordagens de *downscaling dinâmico*, baseadas no acoplamento de modelos climáticos globais a modelos climáticos regionais, têm sido amplamente empregadas como estratégia complementar para aprimorar a representação regional da precipitação, inclusive no Brasil e no Estado do Rio de Janeiro (DERECZYNSKI *et al.*, 2013; FERREIRA *et al.*, 2025). Ainda assim, AVILA-DIAZ *et al.* (2023) documentam grande variabilidade entre modelos e incertezas associadas aos cenários climáticos. Métodos de valores extremos, incluindo abordagens bayesianas e hierárquicas, vêm sendo utilizados para quantificar incertezas sob condições possivelmente não estacionárias (RENARD *et al.*, 2012; CHENG *et al.*, 2014). No contexto brasileiro, CORTEZ *et al.* (2022) indicam aumentos expressivos nos níveis de retorno até o fim do século, com implicações diretas para a segurança hídrica e a resiliência urbana.

Assim, embora as projeções devam ser interpretadas à luz de suas limitações, constituem insumos fundamentais quando integradas a análises estatísticas e hidrológicas sensíveis à não estacionariedade. A combinação de Projeções Climáticas, correções de viés e enquadramentos de EVT representa o estado da arte na análise de precipitações extremas para planejamento em contexto de mudança climática em contexto de mudança climática (SLATER *et al.*, 2021; COLES, 2001; EYRING *et al.*, 2016; CANNON *et al.*, 2015).

## 2.4 Implicações da Não Estacionariedade para o Dimensionamento Hidrológico

Tradicionalmente, o dimensionamento de infraestruturas hidráulicas tem sido baseado na hipótese de estacionariedade das séries hidrológicas, segundo a qual as propriedades estatísticas dos eventos extremos permanecem aproximadamente constantes ao longo do tempo. Nesse contexto, estimativas de precipitação associadas a tempos de retorno específicos são utilizadas como referência para o projeto de obras como sistemas de drenagem urbana, barragens, reservatórios e estruturas de controle de cheias. Essas estimativas são frequentemente derivadas de séries históricas de precipitação e sintetizadas em curvas intensidade–duração–frequência (IDF) ou em distribuições de probabilidade ajustadas a máximos anuais.

Entretanto, evidências crescentes de mudanças nos regimes de precipitação têm levantado questionamentos sobre a validade da hipótese de estacionariedade em aplicações hidrológicas de longo prazo (MILLY *et al.*, 2008; KUNDZEWICZ *et al.*, 2018; BARKDOLL, 2024). Alterações na frequência e na magnitude de eventos extremos podem modificar a relação entre probabilidade de ocorrência e tempo de retorno, implicando que eventos historicamente associados a períodos de retorno elevados passem a ocorrer com maior frequência no futuro (COOLEY, 2013). Como consequência, projetos baseados exclusivamente em registros históricos podem subestimar riscos hidrológicos e comprometer o desempenho de infraestruturas projetadas para condições climáticas passadas (GONZÁLEZ-ÁLVAREZ *et al.*, 2018).

A incorporação das mudanças climáticas e da não estacionariedade nos critérios de projeto hidrológico tem avançado de forma gradual em diferentes países. Embora os contextos institucionais e regulatórios variem, observa-se convergência em alguns princípios fundamentais: (i) reconhecimento explícito da incerteza climática; (ii) adoção de incrementos operacionais de projeto (*climate change allowances*); (iii) revisão periódica de parâmetros hidrológicos ao longo do ciclo de vida das infraestruturas; e (iv) integração entre proteção estrutural, planejamento territorial e gestão de emergências (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO), 2019; EUROPEAN UNION, 2007; UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015).

Em diversas jurisdições, como Reino Unido, Escócia, Austrália e Nova Zelândia, a prática normativa passou a incorporar fatores de ajuste aplicados a intensidades de chuva ou níveis de retorno, bem como a exigir avaliações prospectivas sob múltiplos cenários climáticos (UK GOVERNMENT, 2016; SCOTTISH ENVIRONMENT PROTECTION AGENCY (SEPA), 2025; AUSTRALIAN RAINFALL AND RUNOFF, 2019; NATIONAL INSTITUTE OF WATER AND ATMOSPHERIC RESEARCH (NIWA), 2018). Esses instrumentos não eliminam a incerteza,

mas reconhecem sua existência e a incorporam formalmente ao processo decisório. Além disso, observa-se a consolidação da ideia de que critérios de projeto devem ser passíveis de atualização periódica, especialmente para ativos com vida útil longa ou elevada criticidade (CITY OF NEW YORK, 2022; U.S. ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY (EPA), 2024).

Um elemento conceitual recorrente na literatura internacional é o reconhecimento do *risco residual*. Mesmo quando estruturas são dimensionadas para tempos de retorno elevados, permanece a possibilidade de excedência, falha estrutural ou ocorrência de eventos além do padrão de projeto (EUROPEAN UNION, 2007). A gestão contemporânea de risco hidrológico reconhece que estruturas reduzem a probabilidade de ocorrência de danos, mas não eliminam completamente o risco. Como consequência, instrumentos regulatórios complementares — como mapeamento de áreas sujeitas a risco residual, restrições de uso do solo em zonas protegidas e exigência de planos de emergência — passam a integrar o arcabouço normativo (UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015; UNITED NATIONS, 2015).

Nesse contexto, o Marco de Sendai para Redução do Risco de Desastres (2015–2030) reforça a necessidade de integrar avaliações probabilísticas de perigos naturais ao planejamento territorial e às políticas públicas de gestão de risco (UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015). O framework enfatiza que a redução efetiva de riscos associados a eventos hidrometeorológicos extremos não depende exclusivamente do dimensionamento estrutural de obras hidráulicas, mas também da articulação com instrumentos de ordenamento territorial, sistemas de monitoramento e alerta, e estratégias de preparação e resposta a emergências. Essa abordagem integrada reconhece que, em contextos de possível não estacionariedade climática, soluções puramente estruturais podem ser insuficientes para garantir níveis adequados de segurança hidrológica.

Nesse contexto, destaca-se o conceito de *multi-layer safety* (MLS), desenvolvido e aplicado de forma estruturada nos Países Baixos no âmbito do Programa Delta (GOVERNMENT OF THE NETHERLANDS, 2024). O arcabouço MLS organiza a gestão do risco em três camadas interdependentes: (i) proteção estrutural primária, voltada à redução da probabilidade de inundação; (ii) ordenamento territorial e medidas espaciais, destinadas a limitar exposição e danos potenciais; e (iii) preparação e resposta a emergências, incluindo sistemas de alerta e evacuação.

A literatura associada ao conceito de *multi-layer safety* destaca que a elevação isolada de padrões estruturais tende a apresentar ganhos marginais quando desacompanhada de medidas espaciais e de preparação para emergências (HOSS *et al.*, 2011; VAN ALPHEN, 2016). Em contrapartida, medidas de ordenamento territorial e estratégias de resposta apresentam características de baixo arrependimento (*low-*

*regret*), por manterem sua utilidade mesmo sob diferentes trajetórias climáticas e cenários socioeconômicos (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO), 2019).

No contexto brasileiro, observam-se avanços institucionais relevantes na área de gestão de riscos e defesa civil, bem como na produção de mapeamentos de suscetibilidade e vulnerabilidade (INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2022). Entretanto, a incorporação explícita da não estacionariedade climática em critérios hidrológicos de projeto ainda é limitada. Práticas correntes de dimensionamento permanecem majoritariamente baseadas em hipóteses estacionárias e tempos de retorno fixos, com reduzida operacionalização de revisões periódicas ou integração sistemática com planejamento territorial e estratégias de risco residual.

Essas discussões evidenciam a necessidade de abordagens que integrem evidências hidrológicas recentes, projeções climáticas e estratégias de gestão adaptativa, de modo a fortalecer a resiliência de infraestruturas hidráulicas frente à variabilidade climática e a possíveis mudanças nos regimes de precipitação.

## 2.5 Considerações Finais

Este capítulo revisou fundamentos e avanços na análise de extremos hidrológicos em contexto de mudanças climáticas, com ênfase no questionamento da estacionariedade em séries hidrológicas, na modelagem estatística de extremos e no uso de projeções climáticas provenientes do CMIP6/HighResMIP. Também foram discutidas implicações dessas mudanças para o dimensionamento de infraestruturas hidráulicas e para a gestão de riscos hidrológicos, destacando a crescente necessidade de incorporar abordagens adaptativas e avaliações prospectivas no planejamento.

No âmbito desta dissertação, adota-se a família GEV — em formulações estacionária e não estacionária — aplicada aos máximos anuais de precipitação diária, conforme detalhado nos capítulos seguintes.

# Capítulo 3

## Metodologia

Este capítulo descreve os procedimentos metodológicos adotados para diagnosticar não estacionaridades e modelar estatisticamente precipitações extremas no Estado do Rio de Janeiro, bem como as etapas empregadas para avaliar simulações climáticas do CMIP6/HighResMIP no período histórico e analisar projeções futuras. A abordagem foi estruturada para atender aos objetivos específicos da pesquisa, abrangendo: (i) caracterização estatística e diagnóstico de mudanças em séries observadas; (ii) modelagem de extremos sob hipóteses estacionárias e não estacionárias; (iii) correção de viés e avaliação do desempenho de modelos no período histórico; (iv) quantificação de mudanças projetadas em climatologia, indicadores e níveis de retorno; e (v) síntese das implicações hidrológicas e de engenharia à luz dos resultados.

Em termos de organização e encadeamento com os capítulos de resultados, a metodologia foi estruturada para refletir diretamente:

- Capítulo 4: análises baseadas em dados observados (climatologia/índices, detecção de mudanças e modelagem de extremos);
- Capítulo 5: avaliação no período histórico das simulações CMIP6/HighResMIP (séries brutas e após correção de viés);
- Capítulo 6: projeções futuras e quantificação de mudanças (histórico–futuro) das simulações;
- Capítulo 7: interpretação aplicada e implicações para risco hidrológico e engenharia.

O processamento e a análise dos dados foram realizados com o auxílio de ferramentas computacionais, especialmente o ambiente Python e bibliotecas específicas para análise estatística e manipulação de séries temporais.

A síntese do encadeamento metodológico adotado na pesquisa é apresentada no fluxograma da Figura 3.1.

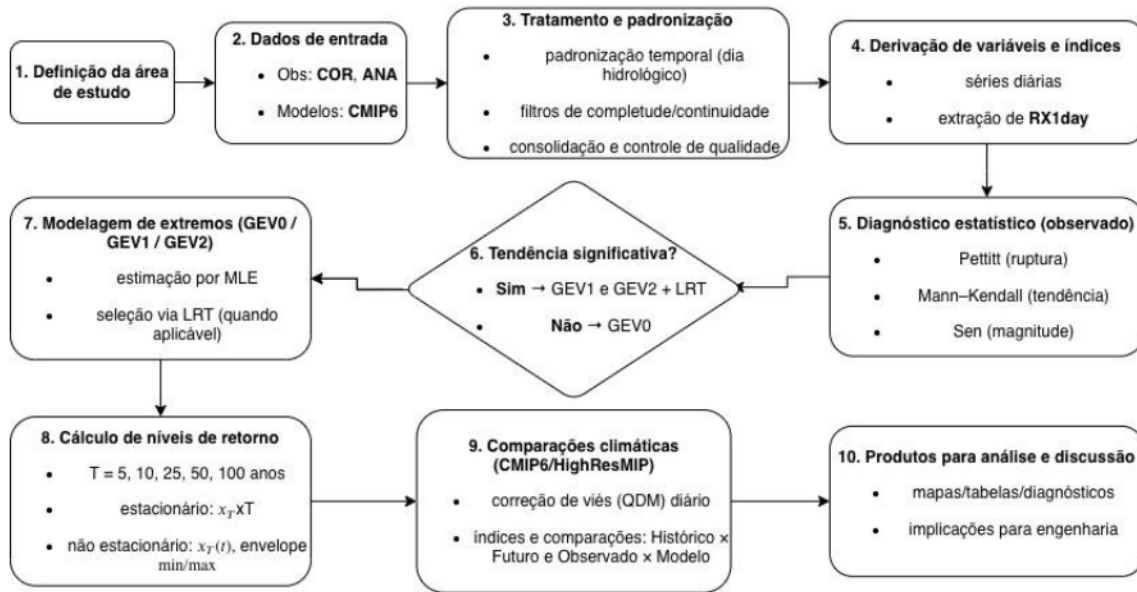


Figura 3.1: Fluxograma geral da metodologia adotada na pesquisa.

### 3.1 Área de estudo

A área de estudo corresponde ao território do Estado do Rio de Janeiro (Figura 3.2), localizado na Região Sudeste do Brasil. Com uma extensão de 43.750,425 km<sup>2</sup> e densidade demográfica de 366,97 hab/km<sup>2</sup> (IBGE, 2024), o estado apresenta uma combinação de fatores geográficos, climáticos e socioeconômicos que o tornam especialmente vulnerável à ocorrência de eventos hidrometeorológicos extremos, como chuvas intensas, inundações, enxurradas e movimentos de massa (LIMA e ARMOND, 2022).

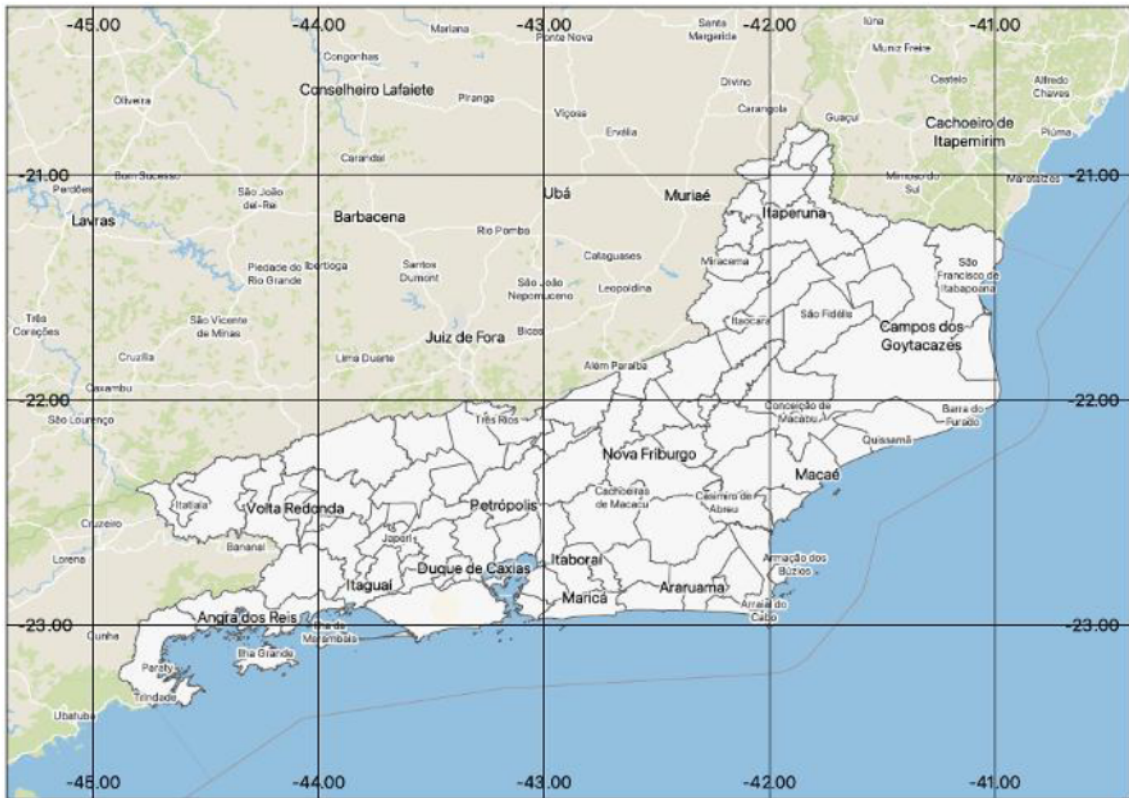


Figura 3.2: Localização geográfica do Estado do Rio de Janeiro.

O relevo fluminense é caracterizado pela presença de formações montanhosas relevantes, como a Serra do Mar e a Serra da Mantiqueira, que atravessam o estado de forma longitudinal (Figura 3.3). Esses sistemas orográficos exercem influência direta sobre os padrões de precipitação, favorecendo a ocorrência de chuvas orográficas, especialmente nas áreas a barlavento da Serra do Mar e na Região Serrana. Nessas regiões, os valores médios da precipitação máxima diária anual (RX1day) atingem aproximadamente 110 mm, enquanto áreas do interior e do norte do estado apresentam valores médios significativamente menores, da ordem de 70 a 80 mm (LUIZ-SILVA e OSCAR-JÚNIOR, 2022; FERREIRA *et al.*, 2025). Como consequência, observa-se um gradiente pluviométrico espacial marcante, com totais anuais que podem superar 2.000 mm nas regiões serranas e no sul do estado, em contraste com valores inferiores a 1.000 mm no norte fluminense, refletindo a combinação entre topografia e a atuação de sistemas atmosféricos como frentes frias e a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) (LUIZ-SILVA e OSCAR-JÚNIOR, 2022; FERREIRA *et al.*, 2025).

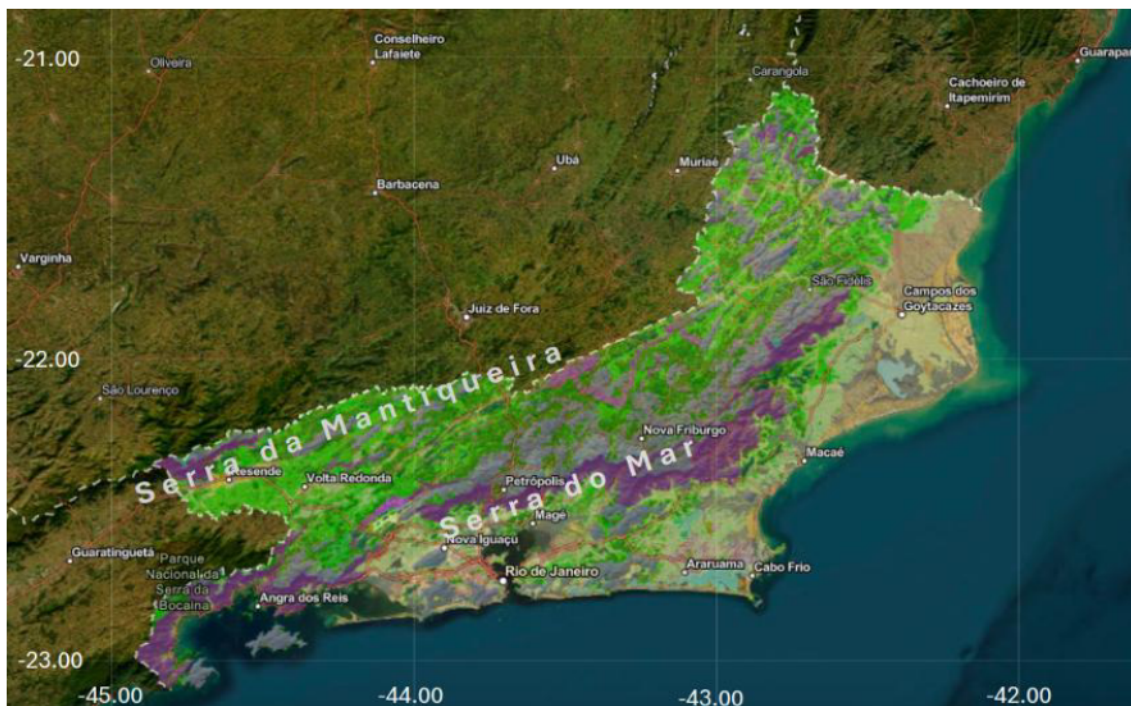


Figura 3.3: Mapa de Relevo do Estado do Rio de Janeiro (fonte: Serviço Geológico do Brasil).

Além dos fatores naturais, a intensa urbanização em áreas de relevo acidentado, como nas regiões metropolitanas e serranas, potencializa os riscos hidrológicos ao alterar a permeabilidade do solo, aumentar o escoamento superficial e ampliar a exposição de populações vulneráveis a desastres. O histórico de eventos extremos com impactos sociais expressivos – como os desastres ocorridos em 2010 e 2011 em Angra dos Reis, Niterói e na Região Serrana – reforça a necessidade de estudos voltados à análise da variabilidade climática e das mudanças nos regimes pluviométricos (FERREIRA *et al.*, 2025).

A escolha do Estado do Rio de Janeiro como área de estudo justifica-se, portanto, pela convergência de fatores críticos: elevada densidade populacional e presença de zonas de alta suscetibilidade a desastres naturais.

## 3.2 Dados e pré-processamento

Esta pesquisa utilizou dados observacionais e simulações climáticas, de forma a caracterizar padrões e extremos de precipitação no Estado do Rio de Janeiro sob condições presentes e futuras.

O estado conta com importantes redes de monitoramento pluviométrico, como o Sistema Alerta Rio, operado pelo Centro de Operações e Resiliência (COR), e

as estações integrantes da rede hidrometeorológica nacional disponibilizadas pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA). Ressalta-se que parcela significativa dessas estações pertence ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), cujos dados são consolidados, validados e distribuídos pela ANA no âmbito do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH).

Adicionalmente, são utilizadas simulações de modelos climáticos globais do CMIP6, que possuem cobertura em escala global e permitem, por meio de recortes espaciais e técnicas de pós-processamento, a análise integrada entre o clima observado no Estado do Rio de Janeiro e cenários futuros de mudanças climáticas.

As bases analisadas incluem séries subdiárias e diárias observadas, bem como projeções climáticas provenientes de modelos atmosféricos sob cenário de mudança climática.

O pré-processamento envolveu etapas sistemáticas de consolidação, padronização temporal, harmonização e controle de qualidade, específicas para cada base. Essas etapas foram essenciais para assegurar comparabilidade entre séries e sustentar a aplicação dos testes estatísticos, da modelagem de extremos e da avaliação de modelos, conforme descrito a seguir.

### **3.2.1 Dados observados**

O fluxo de obtenção, padronização temporal, filtragem, harmonização e controle de qualidade aplicado às bases observacionais provenientes do COR e da ANA é resumido no fluxograma apresentado na Figura 3.4.

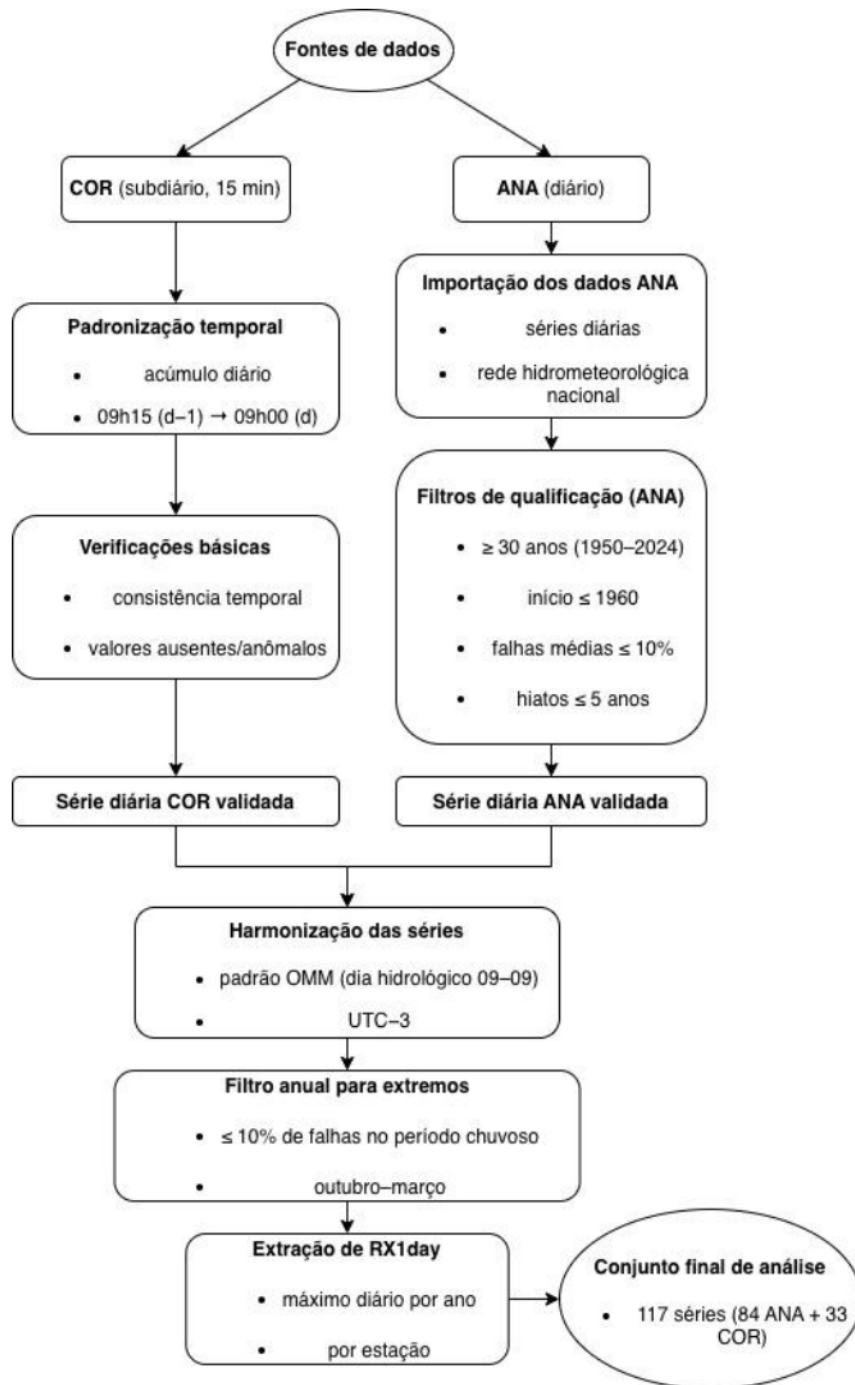


Figura 3.4: Fluxograma de obtenção, padronização temporal, filtragem e harmonização das séries de precipitação observadas do Sistema Alerta Rio (COR) e da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), incluindo a derivação das séries anuais de extremos.

Os dados observados foram organizados em duas categorias: (i) registros subdiários do Sistema Alerta Rio (COR), com alta resolução temporal; e (ii) séries diárias disponibilizadas pela ANA. Ambas as bases foram qualificadas conforme critérios de completude, continuidade e qualidade.

## Sistema Alerta Rio

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos a partir do sítio eletrônico do COR, responsável pelo monitoramento meteorológico e hidrológico da cidade do Rio de Janeiro. As informações são disponibilizadas em alta resolução temporal, com registros a cada 15 minutos (CENTRO DE OPERAÇÕES E RESILIÊNCIA, 2024). O período de análise abrange, predominantemente, o intervalo de 1<sup>o</sup> de janeiro de 1997 a 31 de dezembro de 2024, contemplando dados de 33 pluviômetros ativos até a data de realização deste estudo.

Para compatibilizar os registros subdiários com a escala diária adotada nas análises, a precipitação foi acumulada entre 09h15 do dia  $d - 1$  e 09h00 do dia  $d$ , atribuindo-se a data do próprio dia  $d$  ao acumulado obtido. Essa convenção define o *dia hidrológico* utilizado no estudo e busca compatibilizar as rotinas operacionais locais com a recomendação da Organização Meteorológica Mundial (OMM), que adota o intervalo de 00:00–24:00 UTC como referência para o acúmulo diário. Considerando o fuso horário do Estado do Rio de Janeiro (UTC–3), o intervalo de 09h15–09h00 (horário local) assegura consistência interna e comparabilidade com outras bases. Ressalta-se que prática equivalente é adotada pela ANA, que utiliza o mesmo intervalo de referência em suas redes de monitoramento hidrológico.

De forma complementar, foram realizadas verificações de consistência temporal nas séries subdiárias. Em particular, os registros associados ao horário brasileiro de verão foram identificados e ajustados de forma a manter a regularidade da série temporal. Para esse fim, as bases utilizadas incluem uma coluna indicativa dos dias sob horário de verão (HBV), permitindo a correção da agregação diária quando necessário. Esses ajustes foram realizados previamente à agregação dos dados para a escala diária utilizada nas análises subsequentes.

## Agência Nacional de Águas

A ANA disponibiliza dados de sua rede hidrometeorológica nacional. O banco de dados contempla observações sistemáticas de estações automáticas e convencionais distribuídas em todo o território brasileiro, incluindo o Estado do Rio de Janeiro.

Diferentemente da rede do Sistema Alerta Rio, que possui séries relativamente curtas porém com elevada continuidade operacional, as séries históricas da ANA apresentam maior extensão temporal, mas também maior ocorrência de falhas e descontinuidades entre estações. Dessa forma, foi necessário aplicar critérios de filtragem e seleção das séries, a fim de assegurar consistência temporal e robustez estatística para as análises subsequentes.

As séries foram submetidas a um processo de filtragem segundo os critérios: (i) comprimento mínimo, exigindo pelo menos 30 anos completos de dados no intervalo

1950–2024, independentemente do ano final da série; (ii) ano de início, restringindo-se às estações iniciadas até, no máximo, 1960, de modo a ampliar a cobertura do período histórico analisado; (iii) percentual máximo de falhas, limitando a média anual de dados ausentes a 10%; e (iv) continuidade, com exclusão de estações que apresentassem hiatos superiores a cinco anos consecutivos.

Esses critérios visam assegurar robustez estatística para a análise de tendências, testes de homogeneidade e modelagem de extremos, especialmente em comparações com as simulações do CMIP6 no período histórico. Após a aplicação dos filtros, permaneceram 84 estações pluviométricas, selecionadas a partir de um conjunto inicial de 598 estações, que compõem a base final utilizada nas análises desta pesquisa.

Destaca-se que os dados diários da ANA seguem o padrão temporal recomendado pela OMM, com acúmulo realizado entre 09h00 do dia  $d - 1$  e 09h00 do dia  $d$ , em horário local (UTC−3). Essa convenção, além de ser compatível com os dados do Sistema Alerta Rio, favorece comparabilidade com outras bases e sua aplicação em análises climáticas de longo prazo.

### **Derivação das séries anuais de extremos (RX1day)**

Após o tratamento e a qualificação das séries diárias provenientes do COR e da ANA, foi extraída a máxima precipitação diária anual para cada estação. O procedimento consistiu em identificar, para cada ano civil, o maior valor diário registrado por estação, desde o início da série até 2024.

Para garantir representatividade estatística das máximas anuais, adotou-se um critério adicional nesta etapa: foram mantidos apenas os anos cuja série diária apresentasse, no máximo, 10% de dados ausentes no período chuvoso (outubro a março). Esse cuidado visa reduzir a possibilidade de omissão de eventos extremos por falhas de medição em meses críticos, uma vez que, no Estado do Rio de Janeiro, os maiores acumulados tendem a concentrar-se na primavera e no verão, especialmente em regiões de relevo acidentado, como a Região Serrana, onde totais sazonais podem ultrapassar 1.000 mm (SILVA e DERECZYNSKI, 2014).

As séries resultantes foram então utilizadas nos testes de tendência e homogeneidade e no ajuste de modelos estacionários e não estacionários voltados à estimativa de lâminas associadas a diferentes tempos de retorno. Com a combinação das redes, o conjunto de análise perfaz 117 séries (ANA: 84; COR: 33).

### **3.2.2 Dados de modelos climáticos**

As simulações climáticas utilizadas neste estudo provêm do High Resolution Model Intercomparison Project (HighResMIP), integrante da sexta fase do Coupled Model Intercomparison Project (CMIP6) (EYRING *et al.*, 2016). O HighResMIP foi con-

cebido com o objetivo de investigar ganhos associados ao uso de modelos com alta resolução horizontal, especialmente na representação de processos atmosféricos e de eventos extremos de precipitação em escala regional (HAARSMA *et al.*, 2016).

Neste trabalho, utilizaram-se os experimentos atmosféricos **highresSST-present** (1950–2014) e **highresSST-future** (2015–2050). Esses experimentos empregam modelos atmosféricos forçados por campos prescritos de temperatura da superfície do mar (SST) e gelo marinho, assegurando coerência entre períodos histórico e futuro e reduzindo o ruído associado à variabilidade oceânica interna (AVILA-DIAZ *et al.*, 2023).

Embora o experimento **highresSST-future** não seja rotulado explicitamente por SSPs, as forçantes empregadas correspondem a um cenário de altas emissões consistente com SSP5–8.5, pertencente ao arcabouço de cenários socioeconômicos compartilhados (*Shared Socioeconomic Pathways* – SSPs) proposto para estudos climáticos contemporâneos (O’NEILL *et al.*, 2014). Esse cenário representa uma trajetória de forte crescimento econômico baseado em combustíveis fósseis e elevado forçamento radiativo ao final do século. Dessa forma, sua utilização é consistente com a trajetória de aquecimento anteriormente representada pelo RCP8.5 no CMIP5. Assim, sua adoção é apropriada para avaliar extremos sob condições futuras de estresse climático elevado, em linha com a disponibilidade de dados do HighResMIP.

Foram selecionados quatro modelos que atendem simultaneamente aos critérios: (i) disponibilidade nos experimentos **highresSST-present** e **highresSST-future**; (ii) maior resolução espacial entre os modelos disponíveis ( $0,18^\circ$ – $0,31^\circ$ ); e (iii) melhor desempenho no índice PRCPOT para o Sudeste da América do Sul (AVILA-DIAZ *et al.*, 2023). Os modelos selecionados foram:

- NICAM16-8S – MIROC (Japão);
- MRI-AGCM3-2-S – MRI (Japão);
- HadGEM3-GC31-HM – Met Office (Reino Unido);
- CMCC-CM2-VHR4 – CMCC (Itália).

Foi utilizada exclusivamente a realização **r1i1p1f1** para todos os modelos, garantindo comparabilidade entre experimentos (EYRING *et al.*, 2016; AVILA-DIAZ *et al.*, 2023; BAEK *et al.*, 2024). Os modelos apresentam resolução horizontal entre  $0,18^\circ$  e  $0,31^\circ$  ( $\approx 20$ – $35$  km), apropriada para representar processos regionais relevantes no Sudeste do Brasil (AVILA-DIAZ *et al.*, 2023). A Tabela 3.1 resume as principais características desses modelos.

Tabela 3.1: Resumo dos modelos CMIP6–HighResMIP utilizados.

<b>Modelo</b>	<b>Instituição</b>	<b>Resolução (lat x long)</b>
NICAM16-8S	MIROC (Japão)	0,28° × 0,28°
MRI-AGCM3-2-S	MRI (Japão)	0,18° × 0,18°
HadGEM3-GC31-HM	Met Office (Reino Unido)	0,23° × 0,35°
CMCC-CM2-VHR4	CMCC (Itália)	0,23° × 0,31°

### **Recorte espacial, harmonização temporal e séries comparáveis**

As simulações foram recortadas para o domínio do Estado do Rio de Janeiro. Para permitir comparações com os dados observados, as séries diárias dos modelos foram compatibilizadas com as localizações das estações pluviométricas por meio de extração espacial no ponto de grade correspondente (por exemplo, o ponto de grade mais próximo), de modo a assegurar coerência espacial nas análises de climatologia, indicadores e extremos.

Para a avaliação histórica (Capítulo 5) e para as projeções (Capítulo 6), define-se como período histórico de referência o intervalo do experimento *highresSST-present* (1950–2014). Na comparação com observações, utilizou-se o período histórico comum a cada estação, definido como a interseção entre a disponibilidade observacional e 1950–2014; para o COR, isso implica naturalmente uma janela mais curta (a partir de 1997), enquanto para a ANA as janelas são tipicamente mais longas. O período futuro analisado corresponde a 2015–2050 (*highresSST-future*).

### **3.3 Regionalização e escalas de análise**

A análise regional foi conduzida com base nas Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro (IBGE, 2017). Foram consideradas cinco regiões: Campos dos Goytacazes, Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio, Petrópolis, Rio de Janeiro e Volta Redonda–Barra Mansa, conforme apresentado na Figura 3.5. Essa regionalização permite representar diferenças espaciais do regime pluviométrico e de extremos dentro do estado, contemplando contrastes associados a fatores orográficos, litorâneos e continentais. Além disso, essa delimitação facilita a comparação entre observações e modelos e organiza a apresentação dos resultados nos capítulos subsequentes.



Figura 3.5: Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, conforme IBGE (2017).

As estações pluviométricas (COR e ANA) foram associadas à respectiva Região Geográfica Intermediária, e as estatísticas regionais foram calculadas por agregação das séries (por exemplo, médias e medianas regionais, percentis e distribuição de desvios), reduzindo a influência de variabilidade estritamente local e favorecendo a identificação de padrões espaciais consistentes. Essa estratégia é empregada ao longo dos Capítulos 4, 5 e 6.

### 3.4 Climatologias e indicadores de precipitação

A caracterização do regime médio sazonal e a análise de extremos foram conduzidas a partir de climatologias mensais/sazonais e de indicadores derivados da precipitação diária. Essas estatísticas subsidiam: (i) a análise observacional (Capítulo 4), (ii) a avaliação de desempenho dos modelos no histórico (Capítulo 5) e (iii) a quantificação de mudanças projetadas (Capítulo 6). Em todas as etapas, as métricas foram calculadas em escala de estação (observações e séries de modelos extraídas nos locais das estações) e posteriormente sintetizadas por Região Geográfica Intermediária.

### 3.4.1 Climatologias mensais e sazonais

As climatologias mensais foram obtidas a partir das séries diárias (observadas e simuladas), agregando-se a precipitação por mês em cada estação (total mensal) e, em seguida, estimando-se a climatologia como a média desses totais mensais ao longo do período analisado. Para evitar vieses associados a meses com baixa disponibilidade de dados, aplicou-se o critério de completude previamente definido: consideraram-se válidos apenas os meses com pelo menos 80% de dias disponíveis; meses abaixo desse limiar foram desconsiderados no cálculo climatológico.

Para as análises sazonais, adotaram-se as estações meteorológicas padrão: verão (dezembro–janeiro–fevereiro, DJF), outono (março–abril–maio, MAM), inverno (junho–julho–agosto, JJA) e primavera (setembro–outubro–novembro, SON). As climatologias sazonais foram calculadas por estação a partir das agregações mensais correspondentes e sintetizadas regionalmente por Região Geográfica Intermediária. No caso das projeções (Capítulo 6), adicionalmente, as mudanças foram expressas por diferenças futuro–histórico.

### 3.4.2 Indicadores climáticos de extremos

Além da precipitação máxima diária anual (RX1day), foram empregados indicadores climáticos complementares para caracterizar extremos úmidos e a persistência de períodos secos no Estado do Rio de Janeiro. Em particular, foram considerados os percentis elevados da precipitação diária (P95 e P99) e o índice CDD (*Consecutive Dry Days*), amplamente utilizados em estudos climatológicos e hidrológicos (LUIZ-SILVA *et al.*, 2021; KARL *et al.*, 1996; SUN *et al.*, 2021).

Os percentis elevados foram utilizados como limiares diagnósticos para caracterizar a ocorrência de eventos intensos. No caso do percentil 95 (P95), empregado na análise observacional apresentada no Capítulo 4, o limiar foi estimado separadamente para cada Região Geográfica Intermediária a partir da distribuição conjunta de precipitação diária das estações pertencentes a cada região. Antes do cálculo, aplicou-se um procedimento de controle de qualidade mensal, no qual meses com cobertura inferior a 80% dos dias válidos em uma determinada estação foram desconsiderados. O P95 regional foi então estimado utilizando todos os valores diários válidos remanescentes das estações de cada região. A partir desse limiar, foram contabilizadas, para cada estação e ano, as excedências diárias de precipitação acima do P95. Posteriormente, essas contagens foram sintetizadas regionalmente por meio da média entre as estações, permitindo avaliar a evolução temporal da frequência de eventos intensos nas diferentes regiões do estado. Para fins de análise, essa frequência foi representada tanto em termos relativos, como porcentagem de dias acima do limiar em cada mês, quanto em termos absolutos, como número médio anual de dias

com precipitação superior ao P95.

O percentil 99 (P99) foi utilizado como limiar associado aos eventos mais intensos nas análises apresentadas nos Capítulos 5 e 6. Esse percentil foi calculado individualmente para cada estação meteorológica a partir da distribuição de precipitação diária, considerando apenas dias chuvosos (precipitação maior que 0 mm).

O índice CDD (*Consecutive Dry Days*) representa o maior número de dias consecutivos secos em um determinado período. Neste estudo, o CDD foi definido como o comprimento máximo anual de sequências de dias com precipitação inferior a 1 mm, calculado individualmente para cada estação meteorológica. Esse indicador é amplamente empregado para caracterizar a persistência de períodos secos e a ocorrência de secas meteorológicas, fornecendo uma medida complementar às análises de extremos úmidos.

Nas análises apresentadas nos Capítulos 5 e 6, os indicadores RX1day, P99 e CDD foram calculados a partir das séries diárias corrigidas dos modelos climáticos para cada período de análise, mantendo a mesma referência espacial das estações observacionais. O P99 foi estimado para cada período considerado, enquanto o RX1day e o CDD foram inicialmente calculados em base anual e, posteriormente, agregados por estação por meio da média dos valores anuais em cada período.

Os indicadores P95, P99, RX1day e CDD foram utilizados com fins diagnósticos e descritivos, apoiando a interpretação das climatologias e das mudanças projetadas. A modelagem probabilística baseada na Teoria dos Valores Extremos foi aplicada exclusivamente à variável RX1day, conforme descrito na Seção 3.7.

### 3.5 Correção de viés e compatibilização observação–modelo

A correção de viés é uma etapa fundamental para compatibilizar observações e simulações climáticas, especialmente em análises de extremos de precipitação. Neste trabalho, adotou-se o método *Quantile Delta Mapping* (QDM) (CANNON *et al.*, 2015), em razão de sua capacidade de reduzir vieses sistemáticos nas distribuições simuladas sem distorcer o sinal de mudança projetado pelos modelos.

Diferentemente de técnicas clássicas de *quantile mapping*, que ajustam diretamente a distribuição histórica e podem introduzir inconsistências no sinal de mudança climática, o QDM preserva a variação relativa (razão ou incremento) entre quantis simulados nos períodos futuro e histórico. Essa propriedade é particularmente relevante em estudos hidrológicos, nos quais o comportamento das caudas da distribuição é determinante para a caracterização de extremos (CANNON *et al.*, 2015).

De forma operacional, a correção foi aplicada na escala diária e definida estação a estação, com base no período histórico comum entre as observações e o experimento `highresSST-present`. A mesma função de correção foi então aplicada às séries dos modelos no período histórico e no período futuro, resultando em séries corrigidas por QDM para `highresSST-present` e `highresSST-future`.

O procedimento metodológico seguiu as seguintes etapas:

1. Verificação de completude das séries diárias, com avaliação mensal da disponibilidade de dados. Para análises climatológicas, consideraram-se válidos apenas os meses com pelo menos 80% de dias disponíveis; meses abaixo desse limiar foram desconsiderados.
2. Aplicação do QDM às séries diárias simuladas, realizada diretamente na escala diária.
3. Agregação dos dados corrigidos para as escalas mensal e sazonal, exclusivamente para o cálculo de climatologias e diferenças projetadas.
4. Estratificação espacial dos resultados por Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro.
5. Reamostragem/interpolação espacial apenas para fins de visualização cartográfica (em mapas e gráficos de diferenças projetadas), sem alterar os valores pontuais extraídos nos locais das estações nem as séries utilizadas nas análises estatísticas.

Por fim, os índices de extremos (RX1day, P99 e CDD) foram calculados a partir das séries diárias corrigidas, para os períodos histórico e futuro.

### **3.6 Detecção de mudanças nas séries pluviométricas observadas**

Para identificar possíveis mudanças nos padrões das máximas precipitações diárias anuais, foram empregados testes estatísticos não paramétricos aplicados às séries observacionais. A opção por restringir esses testes aos dados observados justifica-se pela maior confiabilidade e homogeneidade associadas às séries históricas locais. Em contrapartida, as saídas de modelos climáticos representam simulações numéricas sujeitas a vieses sistemáticos e limitações de representatividade espacial, não sendo diretamente adequadas para inferências estatísticas clássicas; por isso, são analisadas preferencialmente em termos comparativos entre períodos ou cenários.

A detecção de descontinuidades abruptas foi realizada por meio do teste de Pettitt, que estima o ponto de mudança mais provável ao longo da série temporal. O teste baseia-se na comparação entre as distribuições das observações antes e depois de um ponto candidato, adotando uma abordagem não paramétrica para avaliar a significância da mudança (PETTITT, 1979).

Para avaliar tendências monotônicas ao longo do tempo, utilizou-se o teste de Mann–Kendall (KENDALL, 1956; MANN, 1945). O teste examina a sequência de pares de observações e verifica se há tendência estatisticamente significativa de aumento ou diminuição ao longo do período analisado. Como a análise foi realizada sobre séries de máximas anuais, que em geral apresentam baixa autocorrelação temporal, adotou-se a forma tradicional do teste de Mann–Kendall.

Ambos os testes foram implementados por meio de rotinas desenvolvidas em Python, com o objetivo de automatizar e padronizar a análise das séries temporais. As análises foram conduzidas com nível de significância de 5% ( $p \leq 0,05$ ).

Para séries com tendência significativa segundo Mann–Kendall, a magnitude da tendência foi estimada pela inclinação de Sen, uma estatística não paramétrica baseada na mediana das inclinações par a par, robusta à presença de valores extremos e a falhas intermitentes nas séries temporais (SEN, 1968).

### **3.7 Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV) e estimação de níveis de retorno**

A modelagem das precipitações extremas neste trabalho foi conduzida com base na Teoria dos Valores Extremos e na Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), aplicada às séries de máximos anuais de precipitação diária (RX1day) (COLES, 2001). A estratégia de aplicação foi estruturada de forma sequencial ao longo dos capítulos de resultados: no Capítulo 4, os dados observados foram avaliados quanto à presença de não estacionariedade e, quando pertinente, modelados com formulações GEV não estacionárias; no Capítulo 5, empregou-se a GEV estacionária para a comparação entre observações e simulações climáticas no período histórico; e, no Capítulo 6, a mesma formulação estacionária foi utilizada para quantificar mudanças nos níveis de retorno entre os períodos histórico e futuro. A adoção da hipótese de estacionariedade dentro de janelas temporais facilita a comparabilidade entre modelos e períodos, sendo prática frequente em avaliações de extremos com CMIP6/HighResMIP (REBOITA *et al.*, 2024; BAZZANELA *et al.*, 2024; AVILA-DIAZ *et al.*, 2023).

### 3.7.1 Formulação da GEV e hipótese de modelagem

A forma geral da função de distribuição acumulada (FDA) da GEV é apresentada na Eq. 3.1:

$$F(x; \mu, \sigma, \xi) = \exp \left\{ - \left[ 1 + \xi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\}, \quad \text{para } 1 + \xi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right) > 0, \quad (3.1)$$

em que:

- $\mu$  é o parâmetro de localização, associado à magnitude típica dos máximos anuais;
- $\sigma > 0$  é o parâmetro de escala, que controla a dispersão;
- $\xi$  é o parâmetro de forma, que define o comportamento da cauda.

A função densidade de probabilidade (FDP), obtida derivando a Eq. 3.1, é dada pela Eq. 3.2:

$$f(x; \mu, \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma} \left[ 1 + \xi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi - 1} \exp \left\{ - \left[ 1 + \xi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\}. \quad (3.2)$$

Nas formulações não estacionárias, os parâmetros  $\mu$  e  $\sigma$  podem variar ao longo do tempo, o que permite representar mudanças graduais na localização e/ou na dispersão dos máximos anuais. Neste trabalho, o tempo  $t$  foi padronizado (centralizado e escalado) a fim de reduzir colinearidade, melhorar estabilidade numérica no ajuste e facilitar a interpretação dos coeficientes.

### 3.7.2 Estruturas testadas

Foram consideradas três estruturas de modelagem:

1. GEV0 (estacionária): parâmetros  $\mu$ ,  $\sigma$  e  $\xi$  constantes no tempo;
2. GEV1 (não estacionária em  $\mu$ ):  $\mu(t) = \mu_0 + \mu_1 t$ , com  $\sigma$  e  $\xi$  constantes;
3. GEV2 (não estacionária em  $\mu$  e  $\sigma$ ):  $\mu(t) = \mu_0 + \mu_1 t$  e  $\sigma(t) = \sigma_0 + \sigma_1 t$ , com a restrição  $\sigma(t) > 0$  e  $\xi$  constante.

As estruturas GEV1 e GEV2 representam, respectivamente, a inclusão de um termo temporal no parâmetro de localização e a inclusão adicional de um termo temporal no parâmetro de escala. Essa hierarquia permite avaliar se a série apresenta apenas deslocamento na magnitude típica dos máximos anuais (variação em  $\mu$ ) ou também alterações na sua variabilidade/intermitência (variação em  $\sigma$ ).

### 3.7.3 Método da Máxima Verossimilhança

O método da Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood Estimation* – MLE) é uma técnica estatística utilizada para estimar os parâmetros de um modelo probabilístico de forma que a probabilidade de observar os dados amostrais seja maximizada. Em outras palavras, busca-se o conjunto de parâmetros que torna os dados observados mais prováveis sob o modelo assumido.

A estimação dos parâmetros foi realizada pelo MLE, maximizando a função de verossimilhança (Eq. 3.3) ou, de forma equivalente, o logaritmo natural da verossimilhança (Eq. 3.4), sob a condição  $1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) > 0$  para todo  $i$ .

$$L(\theta|x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \mu, \sigma, \xi), \quad (3.3)$$

$$\ell(\theta|x_1, \dots, x_n) = -n \log \sigma - \left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \sum_{i=1}^n \log \left[1 + \xi \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)\right] - \sum_{i=1}^n \left[1 + \xi \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-1/\xi}. \quad (3.4)$$

A maximização foi resolvida numericamente por métodos iterativos de otimização, utilizando valores iniciais obtidos por estimadores de momentos-L (*L-moments*). No caso das formulações não estacionárias, a otimização foi conduzida de modo a assegurar  $\sigma(t) > 0$  ao longo do intervalo temporal analisado. O MLE é amplamente utilizado por fornecer estimativas consistentes e eficientes sob condições regulares (COLES, 2001).

### 3.7.4 Critério de aplicação e seleção de modelos para as séries observacionais

A identificação prévia de tendências e possíveis quebras estruturais nas séries observacionais (Seção 3.6) subsidia a adoção de formulações estacionárias e não estacionárias na modelagem de extremos. Esse procedimento foi aplicado exclusivamente às séries observacionais analisadas no Capítulo 4; para as simulações climáticas utilizadas nos Capítulos 5 e 6, adotou-se a formulação GEV estacionária em cada janela temporal, conforme descrito no início desta seção. Neste estudo, a regra de aplicação foi definida com base no teste de Mann–Kendall (MK), adotando-se dois cenários:

- *Estações sem tendência significativa (MK não significativo)*: ajusta-se apenas o modelo GEV0, assumindo parâmetros constantes no tempo.
- *Estações com tendência significativa (MK significativo)*: ajustam-se os modelos GEV1 e GEV2 e, em seguida, aplica-se o Teste da Razão de Verossi-

milhanças (LRT) (COLES, 2001) para selecionar a estrutura mais adequada entre essas duas formulações não estacionárias.

Essa estratégia evita o ajuste desnecessário de modelos mais complexos quando não há evidência estatística de tendência na série e, ao mesmo tempo, permite incorporar a variação temporal em  $\mu$  e/ou  $\sigma$  quando a tendência é detectada.

### 3.7.5 Teste da Razão de Verossimilhanças (LRT)

A comparação entre modelos aninhados foi conduzida por meio do Teste da Razão de Verossimilhanças (LRT) (COLES, 2001), cuja estatística é definida por:

$$D = 2 [\ell(M_i) - \ell(M_0)], \quad (3.5)$$

onde  $\ell(M_i)$  representa o logaritmo da máxima verossimilhança do modelo  $M_i$ . Sob hipóteses usuais de regularidade,  $D$  é aproximadamente distribuída como uma  $\chi^2$  com graus de liberdade iguais à diferença no número de parâmetros entre os modelos comparados.

Neste trabalho, o LRT foi aplicado especificamente para comparar GEV1 e GEV2 nas estações com tendência significativa segundo MK. Como GEV2 introduz um parâmetro adicional em relação a GEV1 (associado ao termo temporal em  $\sigma$ , isto é,  $\sigma_t$ ), utiliza-se  $df = 1$ . Adotou-se nível de significância  $\alpha = 0,05$ ; se  $p < \alpha$ , considera-se que a inclusão do termo temporal em  $\sigma$  (GEV2) melhora significativamente o ajuste. Caso contrário, seleciona-se GEV1 como formulação não estacionária mais parcimoniosa.

### 3.7.6 Níveis de retorno

Os níveis de retorno representam as lâminas associadas a um tempo de retorno  $TR$ , isto é, valores esperados de serem excedidos, em média, uma vez a cada  $T$  anos sob a hipótese de independência e estacionariedade (ou, no caso não estacionário, com parâmetros dependentes do tempo). A expressão geral do quantil da GEV é:

$$x_T = \mu + \frac{\sigma}{\xi} \left\{ \left[ -\log \left( 1 - \frac{1}{T} \right) \right]^{-\xi} - 1 \right\}, \quad \text{com } 1 + \xi \left( \frac{x_T - \mu}{\sigma} \right) > 0. \quad (3.6)$$

Nos modelos não estacionários, substituem-se  $\mu$  e  $\sigma$  por  $\mu(t)$  e  $\sigma(t)$ , obtendo-se  $x_T(t)$ , que descreve a evolução temporal do nível de retorno ao longo do período analisado. Para caracterizar essa variabilidade temporal, definem-se os envelopes:

$$x_T^{\text{min}} = \min_{t \in T} x_T(t) \quad \text{e} \quad x_T^{\text{max}} = \max_{t \in T} x_T(t), \quad (3.7)$$

em que  $\mathcal{T}$  representa o intervalo temporal da série analisada.

**Observação.** Nas estações sem tendência, reporta-se  $x_T$  estimado pelo modelo GEV0. Nas estações com tendência significativa, adota-se o modelo selecionado via LRT entre GEV1 e GEV2. Em aplicações conservadoras de projeto, recomenda-se utilizar o envelope superior ( $x_T^{\text{max}}$ ) como referência, uma vez que ele representa o maior nível de retorno estimado ao longo do período.

A metodologia descrita nesta seção segue recomendações clássicas da literatura de valores extremos (COLES, 2001) e estudos de aplicação no Brasil, como CORTEZ *et al.* (2022) e REGOTO *et al.* (2021).

### 3.8 Avaliação do desempenho dos modelos no período histórico

A avaliação do desempenho dos modelos do CMIP6/HighResMIP no clima presente foi conduzida por comparação com as observações no período histórico comum a cada estação, considerando-se: (i) séries brutas dos modelos (RAW) e (ii) séries corrigidas por QDM (Seção 3.5). O período histórico comum foi definido como a interseção entre a disponibilidade observacional de cada estação e o intervalo 1950–2014 do experimento `highresSST-present`. A avaliação foi organizada em três blocos principais, em consonância com a estrutura do Capítulo 5:

1. Climatologias mensais regionais (observado  $\times$  RAW  $\times$  QDM);
2. Indicadores e distribuição da precipitação diária (curvas de distribuição acumulada e diagnóstico de caudas extremas);
3. Extremos anuais e níveis de retorno (GEV aplicada ao RX1day e diferenças em níveis de retorno).

Para quantificar os desvios residuais após a correção, foram calculadas, por estação, diferenças entre as estimativas dos modelos corrigidos e as observações:

$$\Delta^{\text{bist}} P99 = P99_{\text{QDM}} - P99_{\text{OBS}}, \quad (3.8)$$

$$\Delta^{\text{bist}} \text{RX1day} = \text{RX1day}_{\text{QDM}} - \text{RX1day}_{\text{OBS}}, \quad (3.9)$$

$$\Delta^{\text{bist}} \text{CDD} = \text{CDD}_{\text{QDM}} - \text{CDD}_{\text{OBS}}. \quad (3.10)$$

Adicionalmente, para os níveis de retorno ( $RL$ ) estimados via GEV a partir de RX1day, o erro residual (modelo corrigido menos observado) foi definido como:

$$\Delta^{\text{bist}} RL_T = RL_{T,\text{QDM}} - RL_{T,\text{OBS}}, \quad (3.11)$$

para  $T = 5, 10, 25, 50, 100$  anos. Esse diagnóstico permite avaliar a magnitude do erro residual nos quantis extremos mais relevantes à prática de engenharia.

### 3.9 Análise das projeções futuras

A análise das projeções futuras foi conduzida com base nas simulações do experimento `highresSST-future` (2015–2050), assumindo um cenário de altas emissões equivalente ao SSP5–8.5. A hipótese operacional empregada, usual em aplicações de correção de viés, é que os erros sistemáticos diagnosticados no período histórico sejam aproximadamente estáveis no tempo, permitindo aplicar ao futuro a correção calibrada no `highresSST-present` (Seção 3.5).

A quantificação das mudanças foi realizada por comparação direta entre futuro e histórico, utilizando as séries corrigidas por QDM, e foi organizada em quatro frentes.

#### 3.9.1 Climatologias histórico versus futuro

Foram calculadas climatologias mensais por modelo e por Região Geográfica Intermediária para os períodos histórico (`highresSST-present`) e futuro (`highresSST-future`). As mudanças foram analisadas por diferenças mensais de magnitude e por possíveis redistribuições sazonais.

#### 3.9.2 Diferenças sazonais projetadas

As climatologias sazonais (DJF, MAM, JJA, SON) foram estimadas por estação e as diferenças foram definidas como:

$$A_{\text{est}} = \overline{P}_{\text{est}}^{\text{fut}} - \overline{P}_{\text{est}}^{\text{bist}}, \quad (3.12)$$

Para fins de visualização e leitura regional dos padrões espaciais, as diferenças pontuais foram interpoladas para um campo contínuo por meio do método *Inverse Distance Weighting* (IDW). Ressalta-se que essa interpolação tem finalidade exclusivamente cartográfica, sendo interpretada como síntese espacial dos resultados, e não como reconstrução física em escala sub-regional.

### 3.9.3 Mudanças em indicadores de extremos e regime seco

As mudanças projetadas nos indicadores P99, RX1day e CDD foram quantificadas por:

$$\Delta^{\text{fut}} P99 = P99_{\text{fut}} - P99_{\text{hist}}, \quad (3.13)$$

$$\Delta^{\text{fut}} RX1day = RX1day_{\text{fut}} - RX1day_{\text{hist}}, \quad (3.14)$$

$$\Delta^{\text{fut}} CDD = CDD_{\text{fut}} - CDD_{\text{hist}}. \quad (3.15)$$

Essas diferenças foram avaliadas em escala de estação e sintetizadas por Região Geográfica Intermediária, permitindo quantificar magnitude e heterogeneidade regional.

### 3.9.4 Mudanças em níveis de retorno e em tempos de retorno equivalentes

Para cada modelo, o ajuste GEV foi realizado separadamente para os períodos histórico e futuro, a partir das séries anuais de RX1day obtidas das séries diárias corrigidas. Foram estimados níveis de retorno  $RL_T$  para  $T = 5, 10, 25, 50, 100$  anos em ambos os períodos, definindo-se a diferença projetada como:

$$\Delta^{\text{fut}} RL_T = RL_T^{\text{fut}} - RL_T^{\text{hist}}, \quad (3.16)$$

Além disso, para avaliar a mudança de frequência de eventos característicos do clima presente no clima futuro, calculou-se o tempo de retorno equivalente no futuro ( $TR_{\text{fut}}$ ) associado a um nível histórico  $x$  (por exemplo, o nível histórico correspondente a um dado  $TR_{\text{hist}}$ ). De forma geral, estimou-se:

$$TR_{\text{fut}}(x) = \frac{1}{1 - F_{\text{fut}}(x)}, \quad (3.17)$$

em que  $F_{\text{fut}}(\cdot)$  é a CDF da GEV ajustada aos máximos anuais (RX1day) no período futuro. Esse procedimento permite quantificar a redução (ou aumento) do tempo médio de recorrência de eventos que, no clima presente, seriam classificados como raros.

## 3.10 Síntese metodológica e vínculo com implicações

Por fim, os resultados obtidos nos Capítulos 4, 5 e 6 foram utilizados como base para a discussão integrada de implicações hidrológicas e de engenharia (Capítulo 7),

com ênfase em: (i) alterações na magnitude de níveis de retorno relevantes a projeto; (ii) deslocamento de tempos de retorno e mudanças na frequência de eventos extremos; (iii) coexistência de intensificação de eventos raros e mudanças no regime seco (CDD); e (iv) heterogeneidade regional das respostas, como subsídio ao planejamento e à gestão de riscos hidrológicos no Estado do Rio de Janeiro.

# Capítulo 4

## Caracterização dos Dados Observados

### 4.1 Caracterização inicial e climatologia

Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir das análises aplicadas às séries pluviométricas observadas no Estado do Rio de Janeiro. Inicialmente, realiza-se a caracterização espacial das estações utilizadas, destacando a distribuição geográfica dos pluviômetros da ANA e do COR. Em seguida, discutem-se os padrões climatológicos mensais e sazonais da precipitação, bem como dos indicadores derivados da precipitação diária (Seção 3.4), com enfoque nas variações regionais.

Na sequência, apresentam-se os resultados dos testes estatísticos aplicados às séries anuais de precipitação máxima diária (RX1day), abrangendo a detecção de tendências (Mann–Kendall) e a identificação de possíveis mudanças de regime (Pettitt). Posteriormente, procede-se ao ajuste da Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), em formulações estacionária e não estacionária, com o objetivo de estimar as lâminas de precipitação associadas a tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos.

Os resultados aqui sintetizados oferecem uma visão integrada sobre a variabilidade do regime pluviométrico e sobre evidências de não estacionariedade nas séries observadas, fornecendo subsídios para a comparação com as simulações do HighRes-MIP (Capítulo 5) e para a discussão de implicações hidrológicas e de engenharia (Capítulo 7).

#### 4.1.1 Distribuição espacial das estações

A distribuição espacial das estações é apresentada na Figura 4.1, na qual os pluviômetros da ANA estão representados em azul e os do COR em vermelho. As estações da ANA estão distribuídas por todo o território estadual, abrangendo desde áreas

litorâneas até regiões serranas e do interior. Esse conjunto é composto majoritariamente por séries com extensão superior a 30 anos, conforme os critérios de filtragem estabelecidos na Seção 3.2. Já as estações do COR concentram-se na Região Metropolitana do Rio de Janeiro, com registros subsidiários de alta resolução temporal a partir de 1997, constituindo uma base relevante para a análise de variabilidade e de extremos de precipitação na capital e em sua área de influência.

Ao todo, foram utilizadas 117 estações pluviométricas, sendo 84 pertencentes à rede da ANA e 33 ao COR. As informações detalhadas das estações — incluindo código identificador, nome, fonte, coordenadas geográficas e Região Geográfica Intermediária correspondente — encontram-se na Tabela A.1, apresentada no Apêndice A. Essa caracterização inicial fornece o suporte necessário para as análises climatológicas e de extremos discutidas nas seções subsequentes.

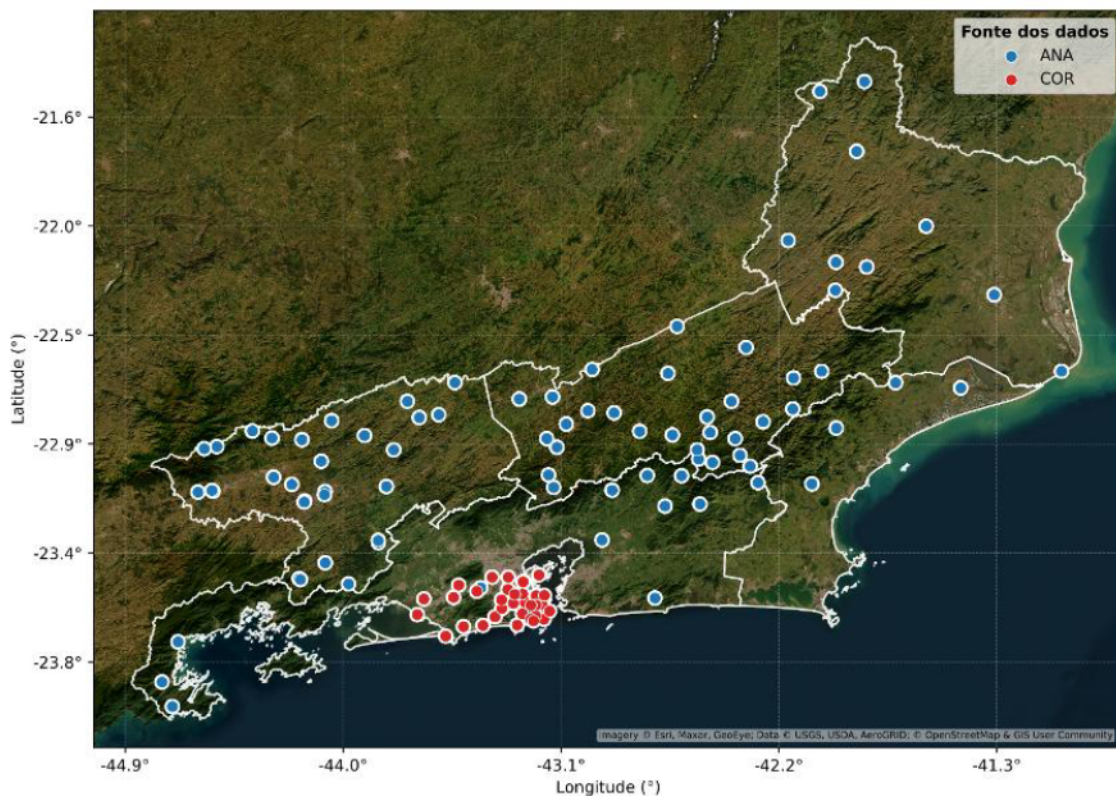


Figura 4.1: Localização das estações pluviométricas utilizadas no estudo. Estações da ANA (azul) e do COR (vermelho).

#### 4.1.2 Climatologia da precipitação

A caracterização climatológica da precipitação no Estado do Rio de Janeiro foi realizada em escala mensal (12 meses), a partir das séries diárias observadas no período histórico de 1950 a 2014. Conforme descrito na Seção 3.4, para cada estação

a precipitação diária foi agregada em totais mensais, e a climatologia mensal foi estimada como a média desses totais ao longo do período analisado. Em cada etapa, um mês foi considerado válido para um determinado ano apenas quando apresentou pelo menos 80% de dias com dados disponíveis; meses abaixo desse limiar foram desconsiderados no cálculo climatológico, de modo a reduzir vieses associados a falhas amostrais.

A Figura 4.2 apresenta a climatologia mensal da precipitação para as cinco Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, conforme a regionalização do IBGE (2017): Região do Rio de Janeiro, Volta Redonda–Barra Mansa, Petrópolis, Campos dos Goytacazes e Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio. As curvas representam as médias dos totais mensais no período de 1950–2014 e evidenciam um regime pluviométrico tipicamente tropical, marcado por forte sazonalidade, com máximos no verão e mínimos no inverno austrais.

Esse comportamento reflete a intensificação de processos convectivos no verão, associados ao aumento da instabilidade atmosférica e à maior disponibilidade de umidade, bem como a modulação regional exercida pela topografia. Destaca-se, em particular, a influência da Serra do Mar e da transição para a Serra da Mantiqueira, que favorecem a intensificação da precipitação orográfica em determinadas regiões como Volta Redonda–Barra Mansa e Petrópolis.

Pequenas variações dentro da estação chuvosa também podem ser observadas, como a leve redução dos totais em fevereiro seguida de aumento em março. Esse comportamento pode estar associado à variabilidade intrassazonal da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e à frequência de sistemas frontais que atuam sobre o Sudeste do Brasil. Esses sistemas modulam a organização da convecção e a persistência de episódios de precipitação, resultando em flutuações nos totais mensais ao longo do verão (CARVALHO *et al.*, 2004).

Observa-se que as Regiões Geográficas Intermediárias de Volta Redonda–Barra Mansa e Petrópolis apresentam os maiores totais médios nos meses chuvosos, da ordem de 250 mm, enquanto Campos dos Goytacazes e Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio registram totais inferiores, em torno de 175 mm. A Região do Rio de Janeiro exibe um comportamento intermediário, refletindo a combinação de influências costeiras e orográficas, com maiores acumulados de chuva, entre todas as regiões, no período do inverno em virtude da proximidade do oceano. Esse contraste espacial é consistente com as variações altimétricas, a proximidade do oceano e a atuação diferenciada de sistemas atmosféricos, que modulam o aporte de umidade e a organização dos sistemas precipitantes no estado.

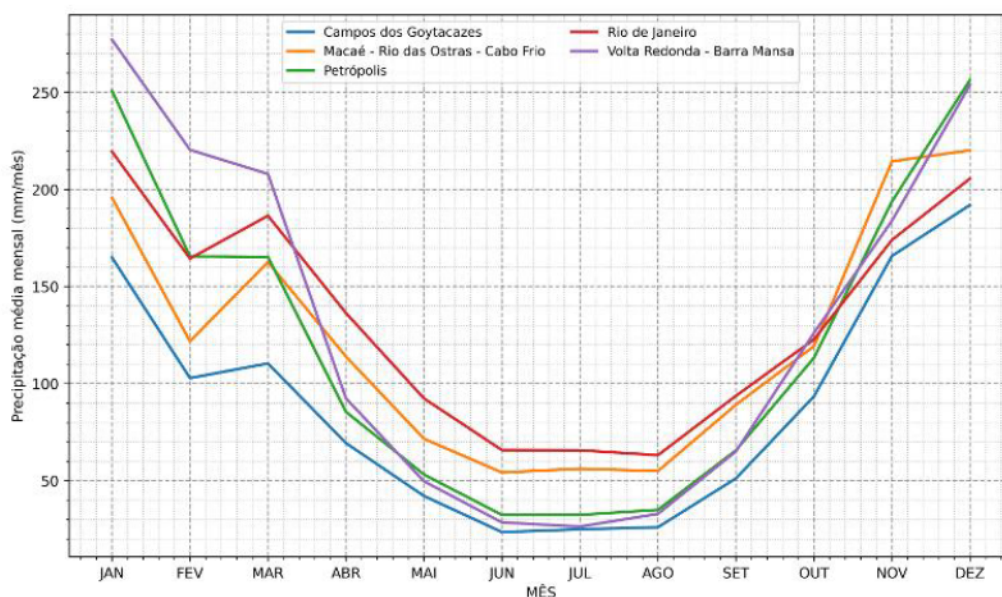


Figura 4.2: Climatologia mensal da precipitação (mm/mês) por Região Geográfica Intermediária do Estado do Rio de Janeiro (1950–2014).

A variabilidade interanual é ilustrada na Figura 4.3, que apresenta a precipitação total anual agregada por Região Geográfica Intermediária. Observam-se oscilações interanuais e variações em escala multidecenal, com anos mais úmidos intercalados por períodos de menor precipitação. Em vez de um padrão uniforme entre todas as regiões, destacam-se picos pontuais em anos específicos, evidenciando a natureza episódica dos anos extremamente chuvosos.

Na Região Metropolitana do Rio de Janeiro observa-se um pico pronunciado no final da década de 1950, com máximo em 1959. Esse comportamento deve ser interpretado com cautela, pois nesse período a rede observacional ainda era bastante limitada, havendo apenas uma estação pluviométrica disponível na região, o que pode amplificar a variabilidade aparente da série agregada. Dessa forma, valores extremos nesse período refletem essencialmente o comportamento dessa única estação, podendo não representar integralmente a variabilidade espacial da precipitação regional.

Na região Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio, por sua vez, destacam-se máximos pronunciados em 2008 e 2013. Nessa região a média regional é calculada a partir de três estações pluviométricas, de modo que episódios de precipitação intensa registrados em uma ou mais dessas estações podem produzir aumentos expressivos no total anual médio regional.

De modo geral, esses picos refletem anos em que ocorreram episódios persistentes de precipitação associados à atuação de sistemas meteorológicos de grande escala e mesoescala, como a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), frentes frias e linhas de instabilidade com forte convergência de umidade. A interação desses

sistemas com a circulação de umidade proveniente do Atlântico e com a topografia regional também pode intensificar os acumulados pluviométricos em setores específicos do estado.

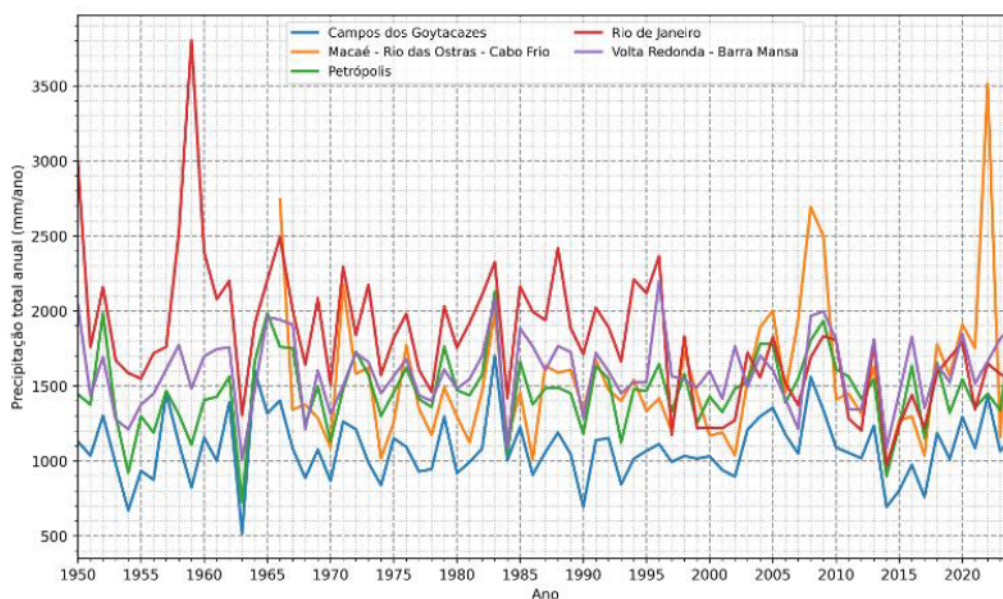


Figura 4.3: Série temporal da precipitação total anual (mm/ano) nas Regiões Geográficas Intermediárias (1950–2014).

### 4.1.3 Frequência e intensidade dos extremos

Além da caracterização climatológica, avaliou-se a sazonalidade e a evolução temporal de eventos diários intensos. Nesta subseção, utiliza-se o percentil 95 (P95) como limiar diagnóstico para caracterizar a *frequência* de dias muito chuvosos ao longo do ano e ao longo do período histórico. A escolha de P95 (em vez de P99) nesta etapa visa aumentar a robustez estatística na contagem de excedências anuais, reduzindo a sensibilidade a amostras muito pequenas. O índice P99, definido na Seção 3.4, é utilizado posteriormente como indicador padrão na comparação observação–modelo (Capítulo 5) e na avaliação de mudanças projetadas (Capítulo 6).

A análise da frequência relativa de dias com precipitação acima do P95 (Figura 4.4) evidencia a concentração dos eventos mais intensos nos meses de verão. Destacam-se as Regiões Geográficas Intermediárias de Petrópolis e de Volta Redonda–Barra Mansa, onde aproximadamente 10% e 9%, respectivamente, dos dias de janeiro apresentam precipitação diária superior ao limiar regional P95, em média ao longo do período analisado. Esse comportamento é consistente com a maior ocorrência de convecção profunda durante o verão no Sudeste do Brasil e com a influência orográfica associada às serras do Mar e da Mantiqueira, que favorecem a intensificação da precipitação em áreas de relevo mais elevado.

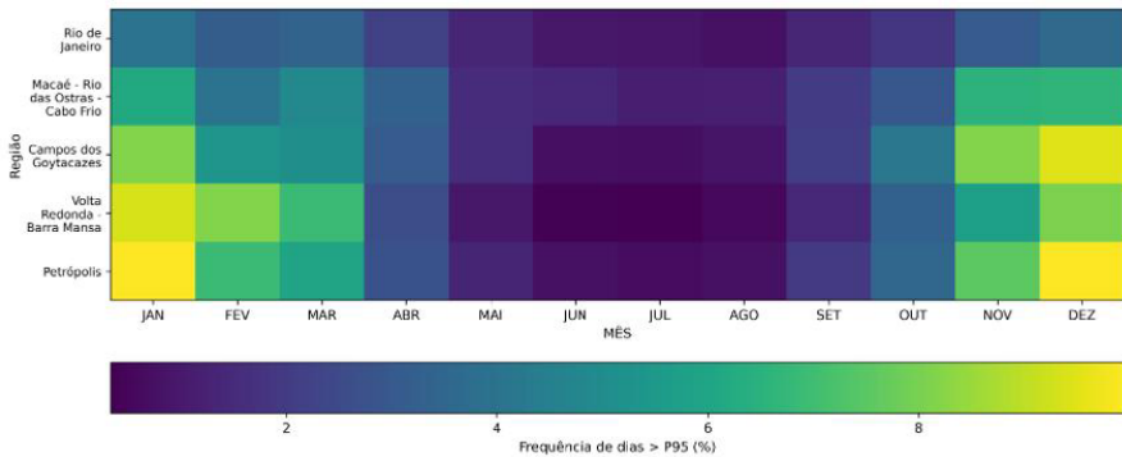


Figura 4.4: Frequência relativa de dias com precipitação acima do percentil 95 (P95) por mês do ano.

A evolução temporal das excedências acima do percentil regional  $P95_{reg}$  é apresentada nas Figuras 4.5 a 4.9, para cada Região Geográfica Intermediária. Em cada figura, as barras representam o número médio anual de dias com precipitação diária superior a  $P95_{reg}$ , calculado como a média simples entre as estações da respectiva região, enquanto a linha corresponde à média móvel centrada de cinco anos, utilizada para realçar a variabilidade de baixa frequência e possíveis mudanças persistentes no tempo.

A análise das séries regionais evidencia comportamentos distintos entre as Regiões Geográficas Intermediárias. Na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro observa-se uma redução progressiva na frequência de excedências acima de  $P95_{reg}$  ao longo da série, partindo de valores relativamente elevados nas décadas iniciais para valores mais baixos no período recente. Em contraste, a Região Geográfica Intermediária de Volta Redonda–Barra Mansa apresenta comportamento essencialmente estável ao longo de todo o período analisado, com oscilações predominantemente associadas à variabilidade interanual.

As Regiões Geográficas Intermediárias de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio e de Campos dos Goytacazes exibem comportamento aproximadamente estacionário na maior parte da série, porém com a ocorrência de picos positivos mais pronunciados entre o final da década de 1990 e meados da década de 2010, sugerindo episódios concentrados de maior frequência de dias muito chuvosos nesse intervalo. Esses picos são mais acentuados na região litorânea de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio, enquanto em Campos dos Goytacazes a elevação é mais discreta.

Por sua vez, a Região Geográfica Intermediária de Petrópolis apresenta um padrão distinto, caracterizado por um aumento gradual da frequência de excedências desde o início da série até aproximadamente 2010, seguido de relativa estabilização.

Esse comportamento pode estar associado à influência orográfica mais intensa e à maior sensibilidade da região serrana à variabilidade de sistemas precipitantes de verão, aliando-se a indícios de uma aparente intensificação do regime de chuvas na região ao longo do período analisado.

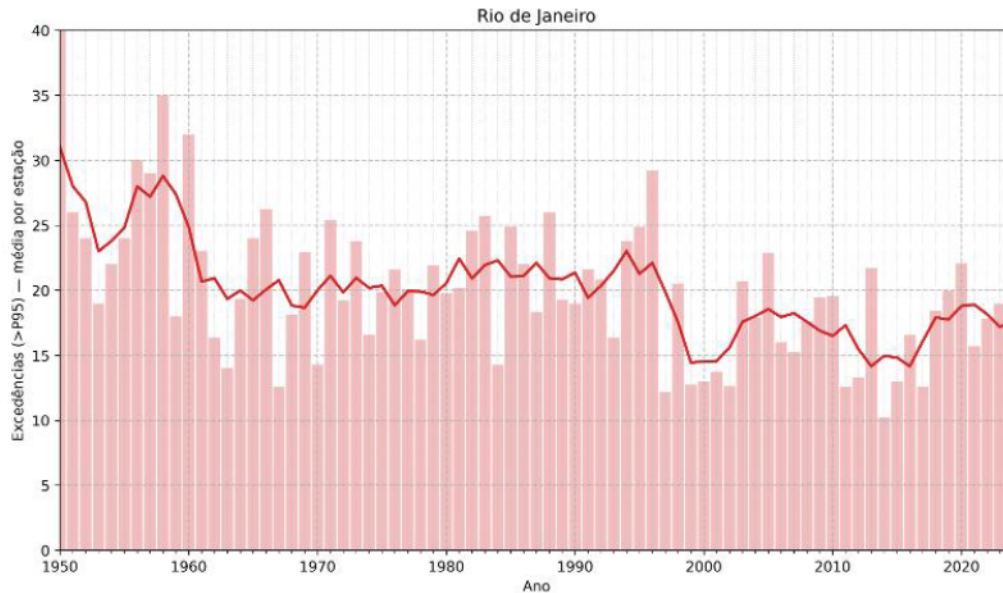


Figura 4.5: Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional  $P95_{reg}$  na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos.

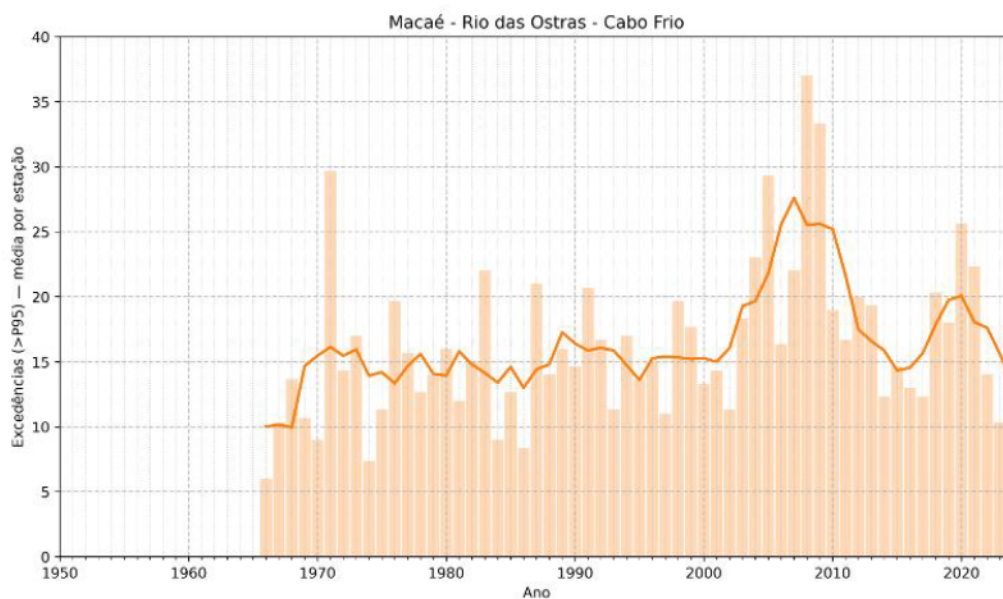


Figura 4.6: Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional  $P95_{reg}$  na Região Geográfica Intermediária de Macaé-Rio das Ostras-Cabo Frio. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos.

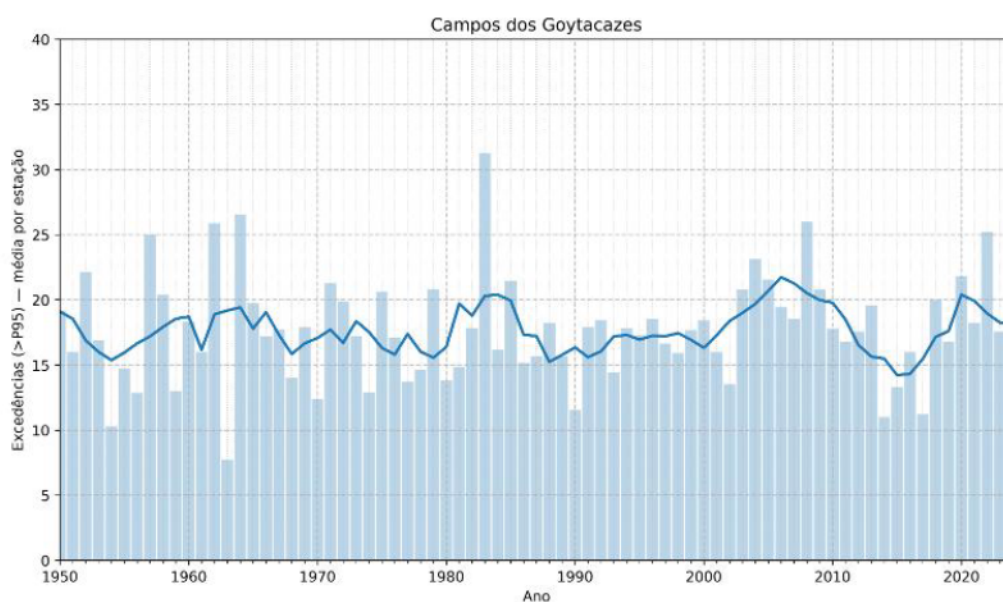


Figura 4.7: Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional  $P95_{reg}$  na Região Geográfica Intermediária de Campos dos Goytacazes. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos.

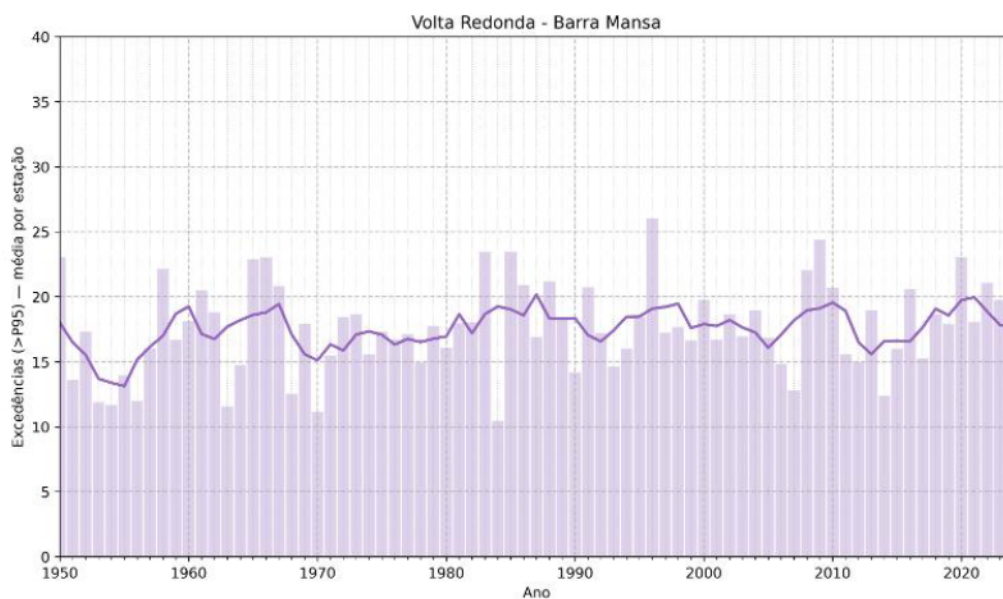


Figura 4.8: Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional  $P95_{reg}$  na Região Geográfica Intermediária de Volta Redonda-Barra Mansa. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos.

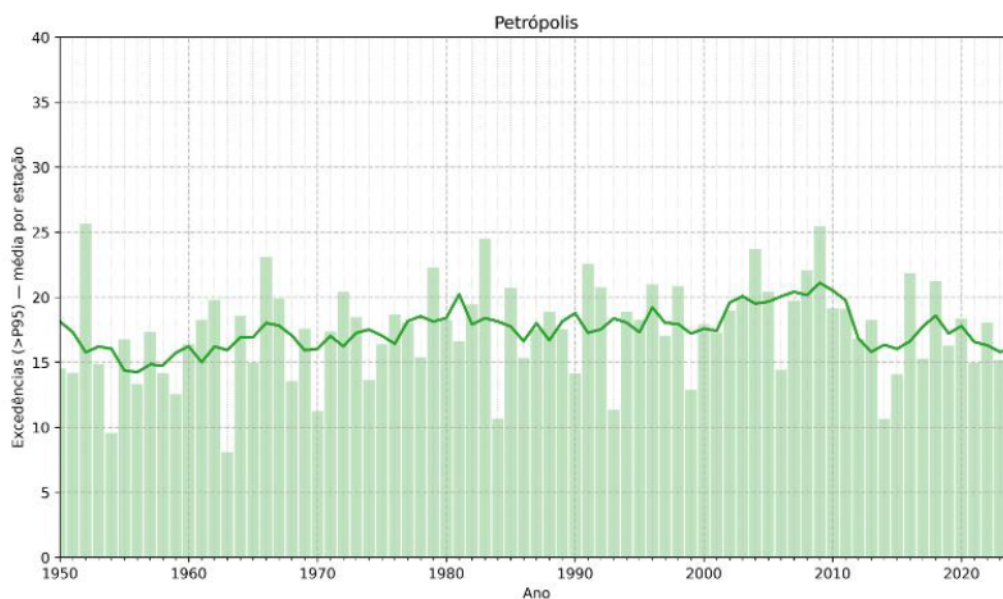


Figura 4.9: Série anual do número médio de dias com precipitação superior ao percentil regional  $P95_{reg}$  na Região Geográfica Intermediária de Petrópolis. As barras mostram a média anual entre estações e a linha representa a média móvel centrada de cinco anos.

A Figura 4.10 resume o ciclo anual dos máximos mensais de precipitação diária por Região Geográfica Intermediária. Para a construção do gráfico, inicialmente foi

calculado, para cada estação pluviométrica, o valor máximo de precipitação diária em cada mês e em cada ano da série. Em seguida, esses máximos mensais foram agregados por região e por mês, sendo representados na figura como a média dos máximos mensais das estações pertencentes a cada Região Geográfica Intermediária.

Os picos concentram-se entre dezembro e março (DJFM) em todas as regiões, refletindo a maior disponibilidade de umidade e a intensificação de processos convectivos no verão austral. Observam-se valores médios dos máximos mensais superiores a aproximadamente 50–60 mm/dia nesse período, enquanto durante o inverno os valores médios tendem a reduzir-se para cerca de 10–20 mm/dia, evidenciando a forte sazonalidade dos eventos extremos de precipitação diária.

A comparação com a climatologia mensal dos totais médios (Figura 4.2) mostra, entretanto, que a hierarquia regional associada aos máximos diários não é necessariamente a mesma daquela observada para a precipitação média mensal. Em particular, observa-se uma inversão na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro: embora seus totais médios mensais no verão sejam inferiores aos de Volta Redonda–Barra Mansa, a região apresenta máximos diários relativamente mais elevados em meses chuvosos, com valores médios próximos de 60 mm/dia em janeiro. Esse contraste sugere diferenças no regime pluviométrico dominante, com áreas mais continentais apresentando maior acúmulo mensal associado a eventos mais frequentes e distribuídos ao longo do mês, enquanto a Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro tende a concentrar eventos mais intensos e concentrados em curta escala temporal, potencialmente amplificados pela interação entre circulações costeiras e a orografia da Serra do Mar. Nas demais regiões, observa-se, em geral, maior concordância entre a precipitação média mensal e a magnitude dos máximos diários, indicando regimes em que o aumento do acumulado mensal acompanha, de forma mais direta, a intensidade típica dos eventos diários extremos.

Em termos do ciclo anual, na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro observa-se um máximo em janeiro, com valores médios em torno de 60 mm/dia, enquanto na Região Geográfica Intermediária de Volta Redonda–Barra Mansa os valores se mantêm elevados ao longo do verão, variando aproximadamente entre 50 e 55 mm/dia. Na Região Geográfica Intermediária de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio, verifica-se intensificação já em novembro, quando os máximos médios ultrapassam cerca de 55–60 mm/dia, com manutenção de valores elevados em dezembro, comportamento consistente com a influência costeira e com a ocorrência de episódios intensos no fim da primavera e no início do verão. Na Região Geográfica Intermediária de Campos dos Goytacazes, os patamares são sistematicamente menores ao longo do ano, com máximos médios próximos de 45 mm/dia no verão e valores inferiores a 20 mm/dia no inverno, indicando menor intensidade típica dos máximos diários ao longo do ciclo anual.

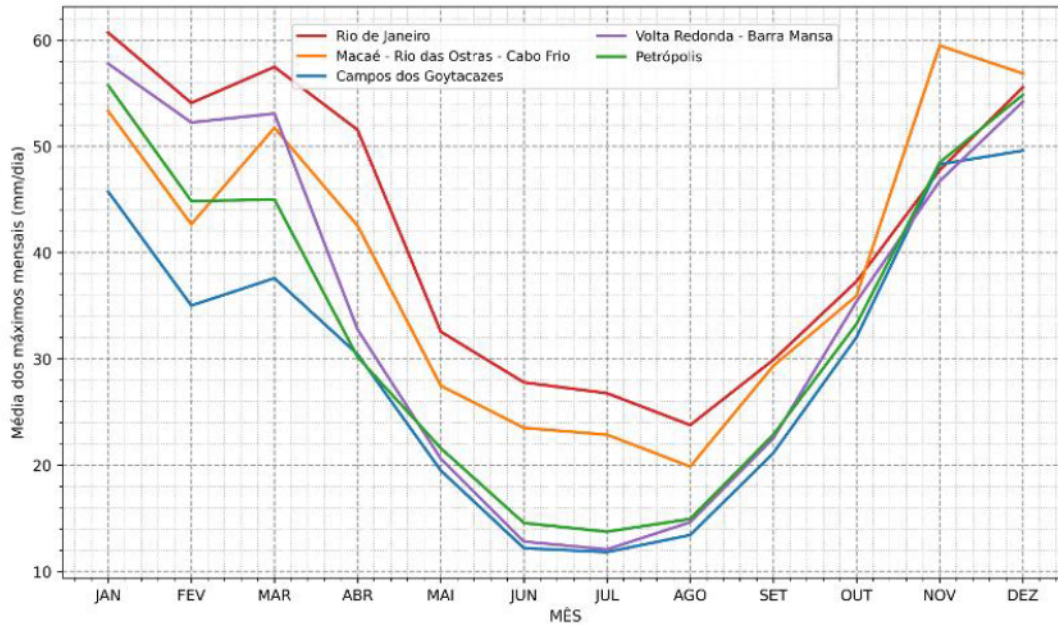


Figura 4.10: Climatologia dos máximos mensais de precipitação diária por Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro.

Entre junho e agosto (JJA), observa-se redução substancial dos máximos mensais de precipitação diária em todo o estado, com valores médios situando-se, em geral, entre aproximadamente 10 e 15 mm/dia nas regiões mais continentais. Ainda assim, as regiões costeiras — em particular as Regiões Geográficas Intermediárias do Rio de Janeiro e de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio — mantêm valores relativamente mais elevados durante a estação seca, atingindo magnitudes da ordem de 20 a 30 mm/dia, superiores às observadas em regiões mais continentais. Esse contraste é consistente com o aporte persistente de umidade do Atlântico e com a atuação de circulações locais (como brisas marítimas), além da passagem episódica de sistemas frontais, mesmo durante o inverno.

Em conjunto, os resultados confirmam o papel combinado da sazonalidade, da orografia e da proximidade com o oceano na distribuição espacial e temporal das chuvas no Estado do Rio de Janeiro. Do ponto de vista de risco, destaca-se que áreas densamente povoadas e sob influência costeira podem permanecer expostas a eventos diários intensos mesmo fora do período chuvoso, reforçando a importância de avaliar tendências e mudanças em extremos (Seções seguintes) e, posteriormente, sua evolução sob cenários futuros.

## 4.2 Detecção de tendências e rupturas

Nesta seção investigam-se sinais de não estacionariedade nas séries anuais de precipitação máxima diária (RX1day). Aplicou-se o teste não paramétrico de Mann–

Kendall (MK), amplamente utilizado em estudos hidrológicos e climatológicos, ao nível de significância  $\alpha = 0,05$ , com o objetivo de detectar tendências monotônicas nas séries. A distribuição espacial das tendências estatisticamente significativas é apresentada na Figura 4.11, evidenciando heterogeneidade entre as Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro.

Em termos gerais, observa-se maior concentração de tendências positivas significativas na Região Geográfica Intermediária de Petrópolis e na Região Geográfica Intermediária de Volta Redonda–Barra Mansa. Esse padrão é consistente com a maior incidência de eventos extremos em áreas de relevo acidentado e com a influência de processos orográficos, que podem favorecer a intensificação de precipitações intensas em determinadas situações sinóticas e convectivas. Na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro, os sinais positivos aparecem de forma mais localizada, refletindo a combinação de condicionantes fisiográficas e da variabilidade regional dos sistemas precipitantes. Em contraste, nas Regiões Geográficas Intermediárias de Campos dos Goytacazes e de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio a ocorrência de tendências estatisticamente significativas é mais rara, sugerindo que, para essas regiões, a evidência de tendência monotônica ao longo do período total é menos robusta.

Esse padrão espacial é compatível com resultados observacionais previamente reportados para o Estado do Rio de Janeiro, que indicam maior recorrência de processos de intensificação dos extremos de precipitação em áreas serranas e sob influência orográfica (LUIZ-SILVA e OSCAR-JÚNIOR, 2022; CORTEZ *et al.*, 2022; DERECZYNSKI *et al.*, 2013). A listagem detalhada por estação — incluindo direção da tendência (crescente ou decrescente),  $\tau$  de Kendall, inclinação de Sen, tamanho amostral ( $N$ ) e  $p$ -valor — encontra-se no Apêndice B (Tabela B.1).

Cabe notar que, apesar de estatisticamente significativas, as tendências identificadas em RX1day apresentam, em geral, magnitudes baixas em relação às magnitudes típicas dos próprios máximos anuais de precipitação diária (Tabela B.1), o que implica variações graduais ao longo de décadas. Nessas condições, o ajuste não estacionário apenas em  $\mu$  (GEV1) resulta em quantis próximos aos do modelo estacionário (GEV0), sugerindo que o efeito estimado em  $\mu$  se traduz em alterações discretas nas lâminas de projeto, especialmente para tempos de retorno menores.

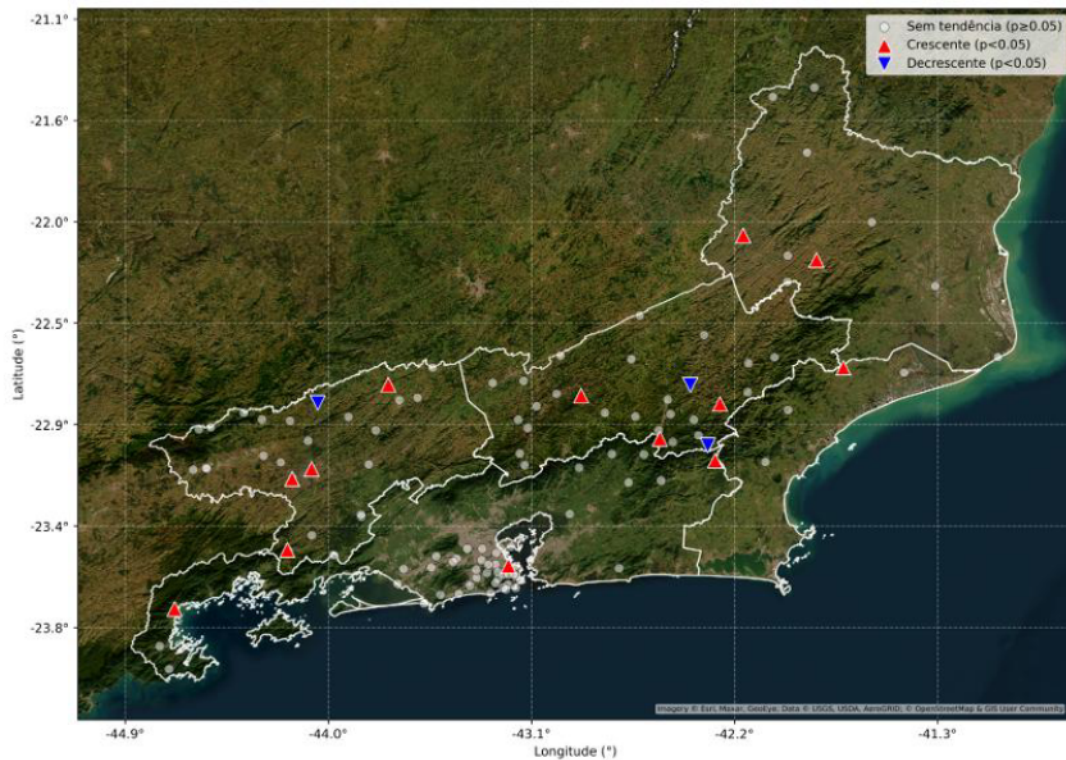


Figura 4.11: Distribuição espacial das tendências significativas pelo teste de Mann-Kendall ( $\alpha = 0,05$ ) aplicadas às séries RX1day.

Para investigar mudanças estruturais (*breakpoints*) nas séries de RX1day, utilizou-se o teste de Pettitt, adequado à identificação de quebras abruptas em séries temporais não paramétricas. Consideraram-se apenas estações com informação suficiente para segmentação em dois trechos com, no mínimo, cinco anos antes e cinco anos após a quebra, de modo a garantir suporte amostral mínimo para a análise comparativa entre segmentos. A Figura 4.12 apresenta a espacialização das rupturas significativas, destacando áreas com maior incidência de alterações no regime dos extremos. Os resultados por estação — incluindo o ano de quebra e as inclinações de Sen estimadas nos trechos anterior e posterior (arredondadas a duas casas decimais) — estão compilados no Apêndice B (Tabela B.2).



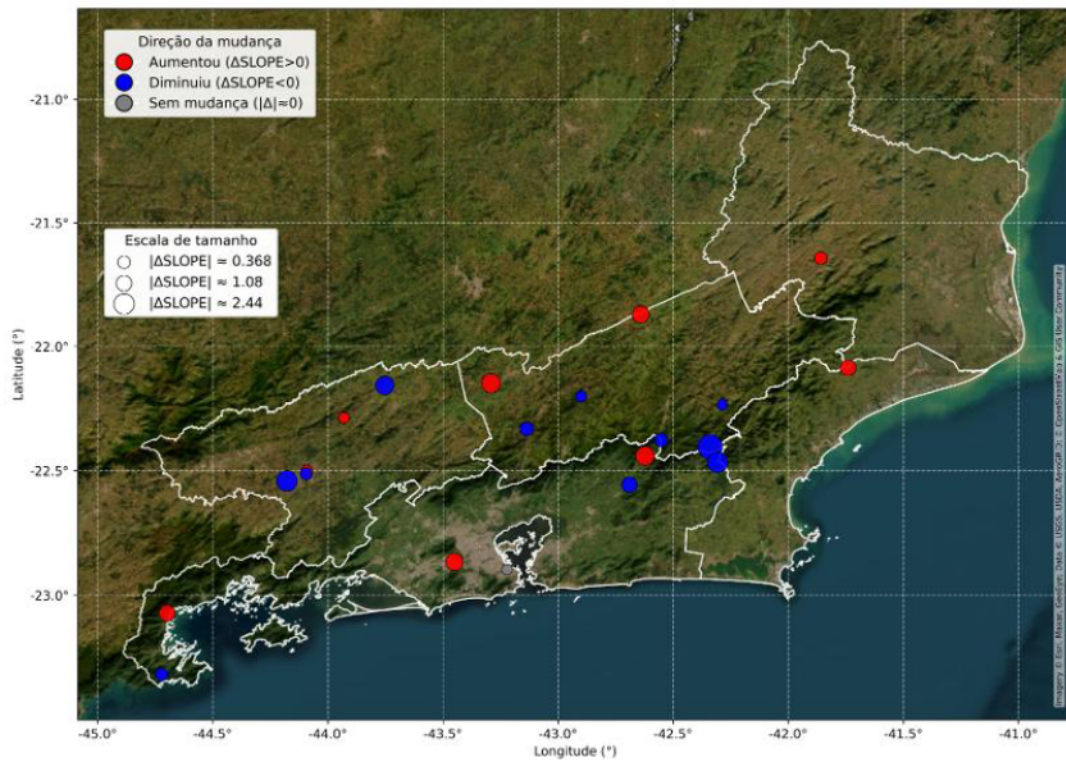


Figura 4.13: Variação das inclinações ( $\Delta SNOPE$ , mm/ano) após segmentação por rupturas (Pettitt) e reaplicação do teste de Mann–Kendall por segmento: vermelho =  $\Delta SNOPE > 0$ ; azul =  $\Delta SNOPE < 0$ .

Os resultados evidenciam que a variação das inclinações estimadas pelo método de Sen após a segmentação das séries por rupturas detectadas pelo teste de Pettitt apresenta um padrão espacial heterogêneo, tanto em termos de sinal quanto de magnitude. Em todas as Regiões Geográficas Intermediárias analisadas, observa-se a coexistência de estações com  $\Delta SNOPE > 0$  e  $\Delta SNOPE < 0$ , indicando que as mudanças associadas às quebras estruturais não se traduzem em respostas regionais uniformes.

Em particular, nas Regiões Geográficas Intermediárias de Petrópolis e de Volta Redonda–Barra Mansa verifica-se a ocorrência de estações com intensificação da tendência no período pós-ruptura, mas também de casos com redução ou enfraquecimento da inclinação, evidenciando respostas locais distintas. Na Região Geográfica Intermediária do Rio de Janeiro, observam-se predominantemente variações de média a pequena magnitude no  $\Delta SNOPE$ , com sinais contrastantes entre estações espacialmente próximas, em especial na porção serrana, sugerindo que as rupturas identificadas estão mais associadas a ajustes internos na dinâmica temporal das séries do que a um processo de intensificação sistemática e regionalmente coerente dos extremos de precipitação.

Nas Regiões Geográficas Intermediárias de Campos dos Goytacazes e de Macaé–

Rio das Ostras–Cabo Frio, as variações de inclinação estimadas para o período pós-ruptura mostram-se, em geral, de pequena magnitude e espacialmente dispersas, embora com tendência predominantemente positiva, indicando mudanças sutis no regime dos extremos, sensíveis ao período de análise e à segmentação temporal adotada.

De forma complementar, as rupturas detectadas pelo teste de Pettitt e as diferenças entre as inclinações de Sen antes e após a quebra (Apêndice B, Tabela B.2) indicam que parte do sinal de não estacionariedade pode estar associada a mudanças de regime concentradas em subperíodos, e não a um comportamento monotônico uniforme ao longo de toda a série, reforçando a sensibilidade dos diagnósticos ao período de análise considerado.

Em conjunto, esses resultados corroboram a presença de não estacionariedade estrutural em parte das séries analisadas, uma vez que tendências detectadas na série completa podem refletir mudanças concentradas em subperíodos específicos, associadas às rupturas identificadas, e não necessariamente um comportamento monotônico uniforme ao longo de toda a série temporal.

### 4.3 Modelagem da Distribuição Generalizada de Valores Extremos em dados observados

Nesta seção, a metodologia descrita na Seção 3.7 é aplicada às séries observacionais de RX1day. Para as estações sem tendência significativa no teste de Mann–Kendall, adotou-se a formulação estacionária (GEV0), enquanto, para as estações com tendência significativa, foram ajustadas as formulações não estacionárias GEV1 e GEV2, com seleção via teste da razão de verossimilhanças (LRT). Os níveis de retorno para  $T_R = \{5, 10, 25, 50, 100\}$  anos são apresentados a seguir.

A Figura 4.14 apresenta a distribuição espacial das lâminas estimadas por meio da GEV0, considerando exclusivamente as estações sem tendência significativa. Observa-se aumento das lâminas de precipitação com o tempo de retorno, refletindo a maior raridade associada a eventos extremos de baixa frequência. Em termos espaciais, os maiores valores tendem a concentrar-se em setores sob influência orográfica, em especial ao longo da Serra do Mar e na transição para a Serra da Mantiqueira, em consonância com a climatologia regional e com a maior recorrência de eventos intensos nessas faixas.

**GEV0 Estacionária — Estações sem tendência (MK)**

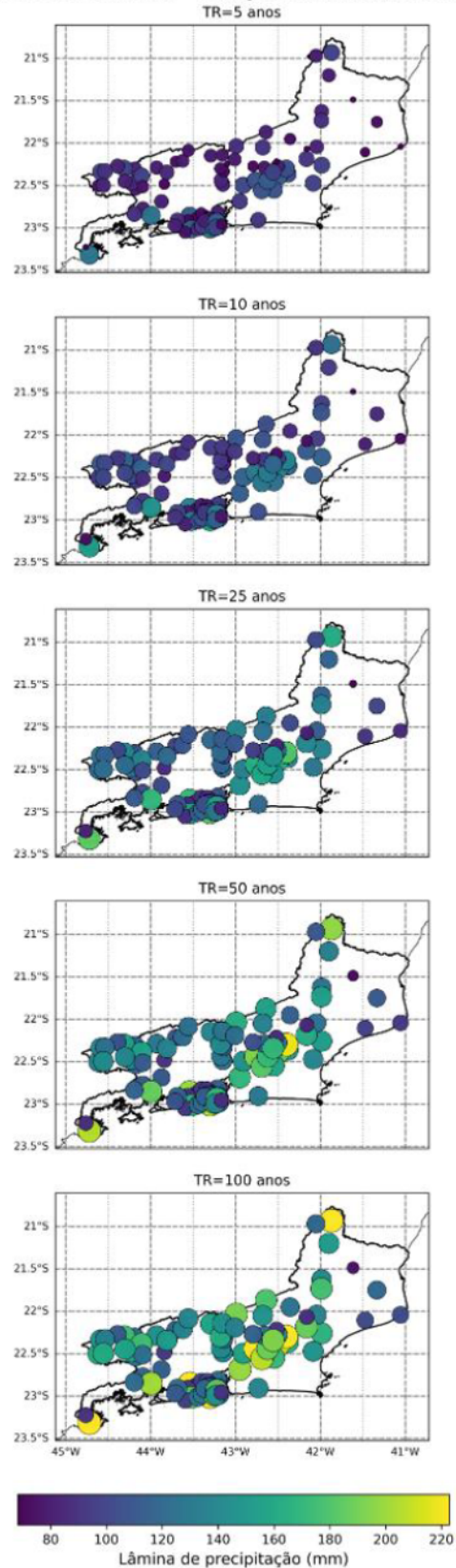


Figura 4.14: Distribuição espacial das lâminas de precipitação estimadas por meio da GEV0 (estacionária), considerando apenas as estações sem tendência estatisticamente significativa no teste de Mann–Kendall, para diferentes tempos de retorno.

A Figura 4.15 sintetiza os resultados para as estações com tendência significativa, nas quais foram ajustados os modelos não estacionários. Para cada estação e tempo de retorno, foram calculados: (i) um envelope inferior (*mínimo*) representado pelo menor valor entre os mínimos de GEV1 e GEV2,  $\min(x_{T,GEV1}^{\min}, x_{T,GEV2}^{\min})$ ; (ii) o envelope superior (*máximo*) do modelo GEV1,  $x_{T,GEV1}^{\max}$ ; e (iii) o envelope superior do modelo GEV2,  $x_{T,GEV2}^{\max}$ . Essa representação permite avaliar simultaneamente a magnitude dos extremos e a faixa de variabilidade introduzida pela não estacionariedade, bem como o efeito da escolha da estrutura (GEV1 versus GEV2) sobre os quantis de projeto.

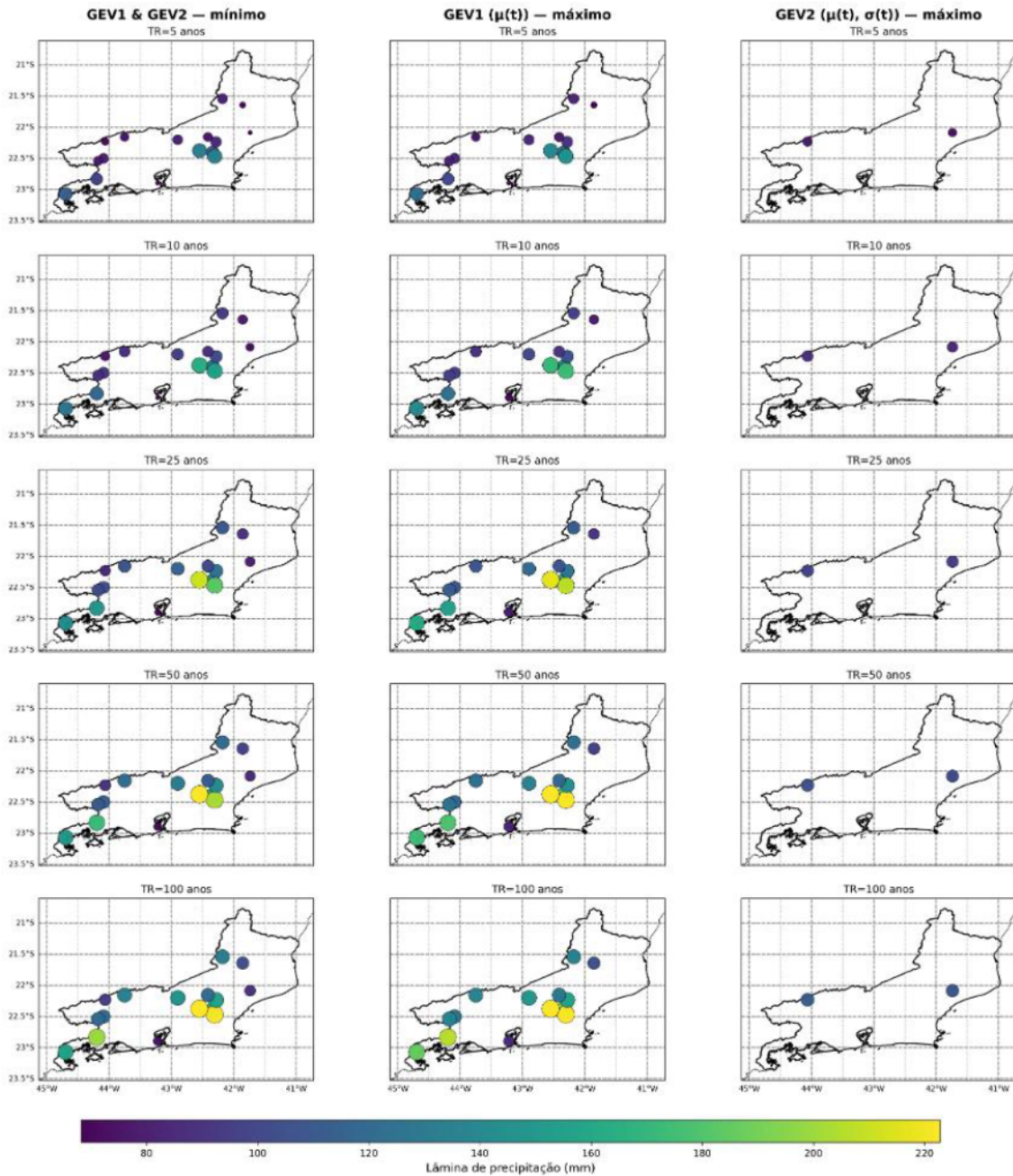


Figura 4.15: Distribuição espacial das lâminas estimadas por modelos não estacionários. À esquerda: envelope inferior definido pelo menor valor entre os mínimos de GEV1 e GEV2; ao centro: valores máximos estimados por GEV1 (não estacionária em  $\mu$ ); à direita: valores máximos estimados por GEV2 (não estacionária em  $\mu$  e  $\sigma$ ), para diferentes tempos de retorno.

De modo geral, observa-se que as diferenças entre envelopes mínimo e máximo tendem a se ampliar com o aumento do tempo de retorno, indicando que a incerteza associada aos quantis extremos cresce de forma não linear à medida que se avança para eventos mais raros. Esse comportamento é particularmente evidente para  $T =$

50 e 100 anos, para os quais pequenas variações nos parâmetros estimados podem resultar em diferenças substanciais nas lâminas estimadas.

Quanto à seleção de modelos, o GEV1 foi escolhido com maior frequência do que o GEV2, o que sugere que, para a maioria das séries com tendência, a variação temporal do parâmetro de localização ( $\mu$ ) foi suficiente para descrever mudanças na magnitude típica dos máximos anuais. Em um subconjunto menor de estações, o LRT indicou ganho estatisticamente significativo com a inclusão de variação temporal também no parâmetro de escala ( $\sigma$ ), refletindo mudanças na dispersão dos máximos anuais (GEV2).

A consideração da não estacionariedade nas estações que apresentaram tendência estatisticamente significativa pelo teste de Mann–Kendall implica alterações quantificáveis nas lâminas de precipitação associadas a diferentes tempos de retorno. A Tabela C.1, apresentada no Apêndice C, resume o erro relativo entre as estimativas obtidas pelo modelo estacionário (GEV0) e o valor máximo dos modelos não estacionários selecionados (GEV1 ou GEV2) para essas estações. Observa-se que, em parte dos casos, os erros são de pequena magnitude para tempos de retorno reduzidos, o que é consistente com a ocorrência de tendências estatisticamente significativas porém de baixa magnitude, bem como com a presença de rupturas associadas a ajustes de regime concentrados em subperíodos, conforme indicado pelos testes de Pettitt e pelas variações das inclinações de Sen.

À medida que se consideram eventos mais raros, os erros relativos tendem a se ampliar em algumas estações, alcançando valores superiores a 10% para tempos de retorno elevados. Esse comportamento sugere que, embora as mudanças detectadas possam ser graduais ou localizadas no tempo, a adoção da hipótese de estacionariedade pode introduzir vieses relevantes nas estimativas de projeto, especialmente quando a estrutura não estacionária selecionada incorpora variação não apenas na posição, mas também na dispersão da distribuição, como no caso do modelo GEV2.

A comparação entre as colunas da Figura 4.15 evidencia que a consideração explícita da não estacionariedade pode elevar as estimativas máximas para eventos raros e aumentar a variabilidade espacial entre estações. Esses resultados reforçam a relevância de avaliar modelos não estacionários em aplicações sensíveis a eventos de baixa frequência, como o dimensionamento de obras hidráulicas e a análise de risco hidrológico.

A Tabela 4.1 apresenta a listagem das estações com evidência de não estacionariedade, indicando o modelo selecionado (GEV1 ou GEV2) e a respectiva Região Geográfica Intermediária. Essa informação complementa a análise espacial, permitindo identificar padrões regionais na ocorrência de tendências e subsidiando a interpretação dos resultados.

Tabela 4.1: Estações com ajuste não estacionário (GEV1 e GEV2) e respectivas Regiões Geográficas Intermediárias.

<b>Estação</b>	<b>Nome</b>	<b>Região Geográfica Intermediária</b>	<b>Modelo</b>
2141006	Dois Rios	Campos dos Goytacazes	GEV1
2142058	Santo Antônio de Pádua (SGB–CPRM)	Campos dos Goytacazes	GEV1
2241003	Macabuzinho	Campos dos Goytacazes	GEV2
2242003	Piller	Petrópolis	GEV1
2242018	Barra Alegre	Petrópolis	GEV1
2242021	Bom Jardim	Petrópolis	GEV1
2242024	Teodoro de Oliveira	Petrópolis	GEV1
2242027	Fazenda Sobradinho	Petrópolis	GEV1
27	São Cristóvão	Rio de Janeiro	GEV1
2242007	Quartéis	Rio de Janeiro	GEV1
2344008	São Roque	Rio de Janeiro	GEV1
2243006	Pentagna	Volta Redonda – Barra Mansa	GEV1
2244033	Santa Isabel do Rio Preto	Volta Redonda – Barra Mansa	GEV2
2244040	Lídice	Volta Redonda – Barra Mansa	GEV1
2244041	Volta Redonda	Volta Redonda – Barra Mansa	GEV1
2244106	Barra Mansa (SE)	Volta Redonda – Barra Mansa	GEV1

## 4.4 Discussão

Em síntese, os resultados indicam que a não estacionariedade das séries de precipitação extrema no Estado do Rio de Janeiro se manifesta de forma heterogênea no espaço, com maior concentração de sinais estatisticamente significativos em áreas sob influência orográfica, como os setores Serrano e Sudoeste Fluminense. Nestas regiões, a combinação entre relevo, circulação local e a atuação de sistemas atmosféricos de maior escala pode favorecer a organização e a intensificação de eventos intensos, em consonância com o padrão espacial diagnosticado.

A análise conjunta de tendências (Mann–Kendall) e de rupturas estruturais (Pettitt), com reavaliação das tendências por subperíodos quando aplicável, permite diferenciar entre mudanças graduais ao longo do tempo e alterações abruptas de regime nas séries pluviométricas. Os resultados indicam que parte do sinal detectado pode estar associada a mudanças de regime concentradas no tempo, e não necessariamente a um comportamento monotônico uniforme ao longo de toda a série. Assim, a interpretação da não estacionariedade requer cautela: tendências estimadas para o período integral podem ser condicionadas por quebras e por alterações localizadas em décadas específicas.

No que se refere à inferência de risco hidrológico, observa-se o aumento progressivo das lâminas com o tempo de retorno, como esperado pela maior raridade associada a eventos

extremos de baixa frequência. Adicionalmente, nas estações com evidência de tendência, a adoção de modelos não estacionários e a avaliação temporal dos quantis ( $x_T(t)$ ) evidenciaram ampliação do intervalo entre estimativas mínimas e máximas, especialmente para  $T_R = 50$  e  $100$  anos. Esse resultado sugere aumento relevante da sensibilidade e da incerteza associadas à extrapolação dos níveis de retorno para eventos raros, com implicações diretas para o uso de hipóteses estritamente estacionárias em aplicações de projeto e para a definição de margens de segurança.

No Capítulo 5, esses achados observacionais são confrontados com as simulações do conjunto CMIP6/HighResMIP no período histórico, avaliando a coerência entre observações e modelos (séries brutas e após correção de viés) e verificando em que medida os modelos reproduzem: (i) padrões climatológicos e estatísticas derivadas da precipitação diária; e (ii) a representação dos extremos, em especial o comportamento da cauda superior da distribuição e os quantis relevantes ao dimensionamento hidrológico. Esse diagnóstico estabelece a base para a análise das mudanças projetadas no Capítulo 6.

As listagens completas por estação — incluindo o modelo GEV selecionado (GEV0, GEV1 ou GEV2), os parâmetros ajustados e as lâminas de precipitação associadas aos tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos — encontram-se no Apêndice D.

## Capítulo 5

# Avaliação Estatística dos Modelos Climáticos

Este capítulo apresenta a avaliação do desempenho dos modelos climáticos do CMIP6/HighResMIP na representação do clima presente no Estado do Rio de Janeiro, a partir da comparação com observações no período histórico comum. O objetivo é examinar em que medida as simulações reproduzem padrões climatológicos, estatísticos e extremos da precipitação, considerando os dados dos modelos em sua forma bruta (RAW) e após a aplicação da correção de viés pelo método *Quantile Delta Mapping* (QDM).

A avaliação abrange: (i) o ciclo anual da precipitação (climatologias mensais); (ii) indicadores de extremos e de regime seco (RX1day e CDD), bem como o percentil elevado da precipitação diária (P99) utilizado como diagnóstico de eventos intensos; e (iii) lâminas associadas a tempos de retorno estimadas via distribuição GEV a partir de RX1day. Em todas as análises comparativas, utiliza-se exclusivamente o período histórico comum entre observações e simulações, de modo a assegurar consistência temporal entre as bases. Esta etapa constitui uma fase essencial de validação, fornecendo a base diagnóstica para interpretar as projeções futuras de mudanças no regime de precipitação, apresentadas no capítulo seguinte.

### 5.1 Climatologias dos modelos no período histórico

As Figuras 5.1 a 5.5 apresentam a climatologia mensal da precipitação nas cinco Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, permitindo avaliar o desempenho dos modelos no período histórico comum. As curvas representam a climatologia dos totais mensais (média dos totais mensais ao longo do período analisado) para: observações, simulações RAW e simulações corrigidas por QDM.

De forma geral, as simulações RAW capturam o formato do ciclo sazonal, com máximos no verão e mínimos no inverno, coerente com a sazonalidade típica da precipitação no estado. Entretanto, observam-se vieses sistemáticos na magnitude das estimativas mensais, com superestimativas e subestimativas que variam entre regiões e modelos, indicando

limitações na representação da intensidade média mensal mesmo quando o padrão sazonal é reproduzido.

Após a aplicação do QDM, verifica-se redução consistente desses vieses na maior parte das regiões, com maior aproximação entre climatologias simuladas e observadas. Em termos gerais, a correção preserva a forma do ciclo anual e ajusta as magnitudes mensais, aumentando a coerência entre modelos e observações na escala regional. Ainda assim, diferenças residuais permanecem em alguns meses e regiões, o que é esperado dado que a correção é calibrada a partir do período histórico comum e não elimina integralmente limitações estruturais dos modelos (por exemplo, processos físicos e efeitos de escala).

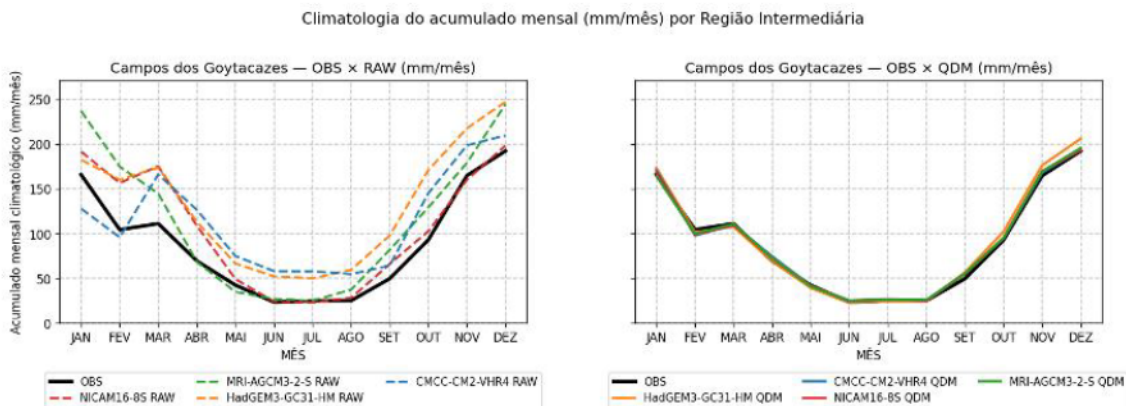


Figura 5.1: Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/-mês) no período histórico comum — Campos dos Goytacazes.

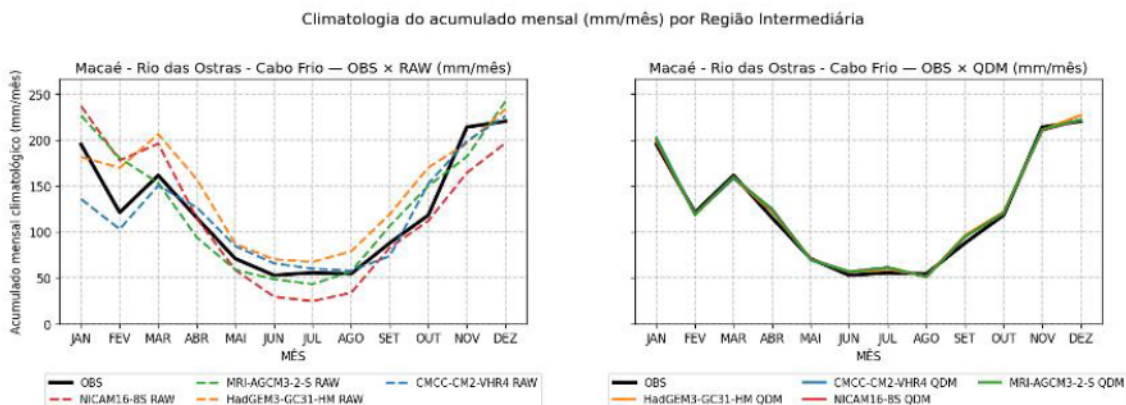


Figura 5.2: Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/-mês) no período histórico comum — Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio.

Climatologia do acumulado mensal (mm/mês) por Região Intermediária

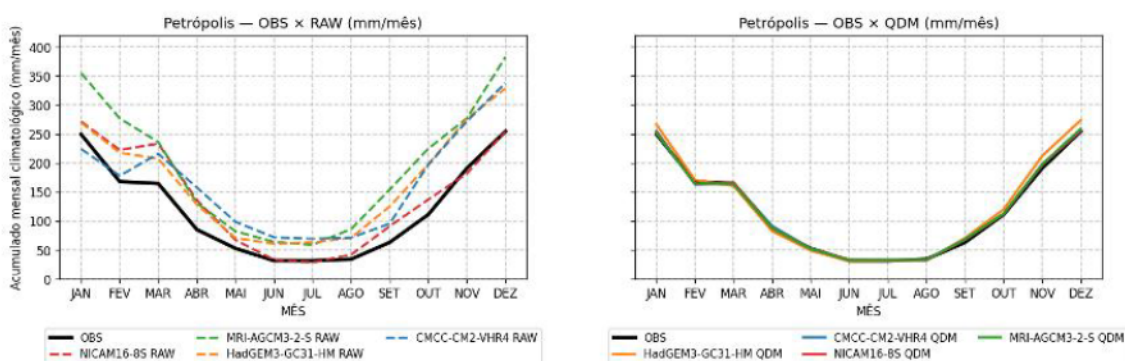


Figura 5.3: Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/-mês) no período histórico comum — Petrópolis.

Climatologia do acumulado mensal (mm/mês) por Região Intermediária

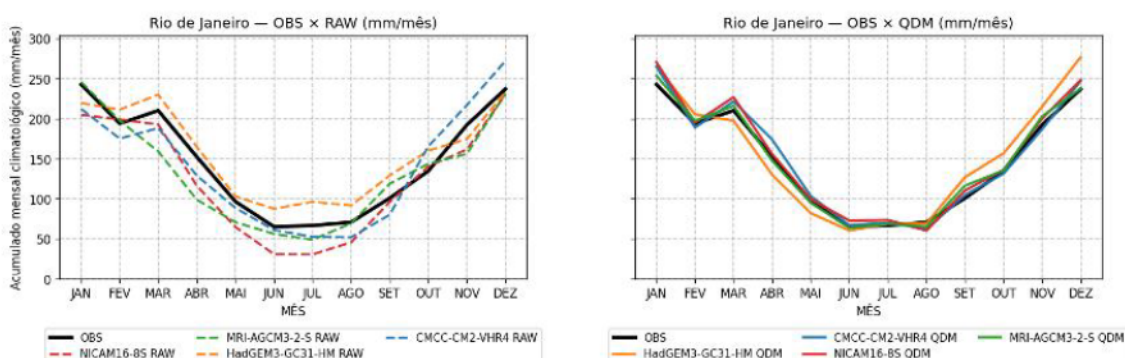


Figura 5.4: Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/-mês) no período histórico comum — Região Metropolitana do Rio de Janeiro.

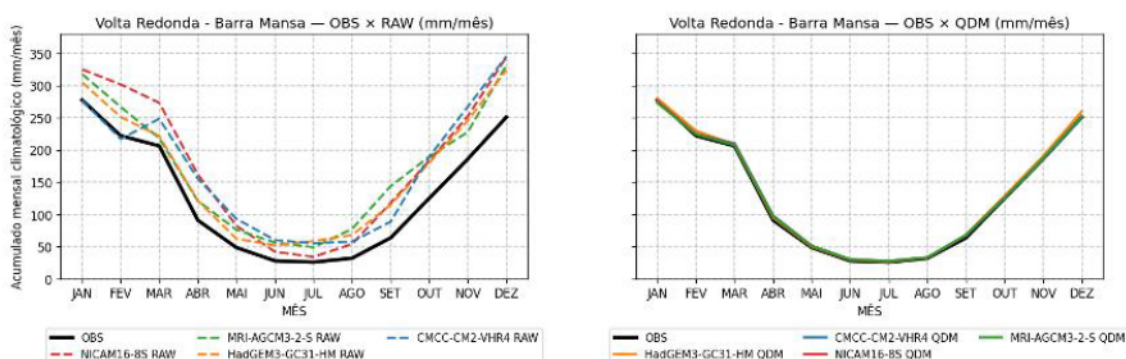


Figura 5.5: Climatologia mensal da precipitação (média dos totais mensais, mm/mês) no período histórico comum — Volta Redonda–Barra Mansa.

Em síntese, os modelos HighResMIP reproduzem o padrão sazonal da precipitação no Estado do Rio de Janeiro, porém apresentam vieses em magnitude que variam entre regiões. A correção por QDM reduz esses desvios de modo consistente na maioria dos casos, aproximando as climatologias simuladas das observadas.

Na Região Metropolitana, entretanto, ainda se observam discrepâncias residuais após a correção em alguns meses. Uma explicação plausível é a combinação de dois fatores: (i) a heterogeneidade do conjunto observacional na região (integração de dados (COR e ANA) com características distintas); e (ii) a janela temporal efetivamente disponível no período histórico comum, mais curta em parte das estações (no caso do COR, com séries predominantemente a partir de 1997). Janelas menores e/ou mais heterogêneas tendem a reduzir a robustez do ajuste quantílico, sobretudo na representação das partes superiores da distribuição e de meses com maior variabilidade. Assim, embora o QDM melhore substancialmente a coerência climatológica em escala estadual, recomenda-se cautela adicional na interpretação dos resultados na Região Metropolitana, em especial quando as conclusões dependem de pequenas diferenças mensais.

## 5.2 Indicadores de extremos dos modelos no período histórico

A avaliação dos extremos pluviométricos foi estruturada a partir de três indicadores derivados da precipitação diária: P99 (percentil 99), RX1day (máxima precipitação diária anual) e CDD (*Consecutive Dry Days*, maior sequência anual de dias secos com  $P < 1/1000$ ). Em conjunto, esses índices caracterizam componentes complementares do regime hidrológico, permitindo avaliar tanto a intensidade de eventos extremos de chuva quanto a persistência de períodos secos prolongados, aspectos diretamente associados a riscos hidrológicos como enchentes, inundações, movimentos de massa e secas.

Foram utilizados dados observados provenientes da ANA e do COR, bem como séries simuladas dos modelos CMIP6–HighResMIP (CMCC-CM2-VHR4, HadGEM3-GC31-HM, MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S), após correção de viés pelo método *Quantile Delta Mapping* (QDM). A análise foi conduzida em escala regional, agregando-se os pluviômetros nas cinco Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, de modo a reduzir a influência de variabilidade local e enfatizar padrões espaciais coerentes.

As Figuras 5.6 e 5.7–5.8 comparam o comportamento estatístico das séries observadas e das séries históricas corrigidas por QDM no período histórico. Na Figura 5.6, empregam-se as curvas S, isto é, a função de distribuição acumulada empírica (FDA empírica) da precipitação diária. As linhas contínuas representam o observado, enquanto as linhas tracejadas representam o histórico corrigido por QDM. O eixo  $x$  em escala logarítmica realça diferenças associadas aos maiores acumulados diários, que compõem uma fração pequena da amostra, mas são determinantes na avaliação de extremos. As tabelas com os valores médios regionais de P99, RX1day e CDD para cada modelo, bem como as diferenças absolutas em relação às observações, são apresentadas integralmente no Apêndice D.

Curvas S - Observado × Histórico QDM

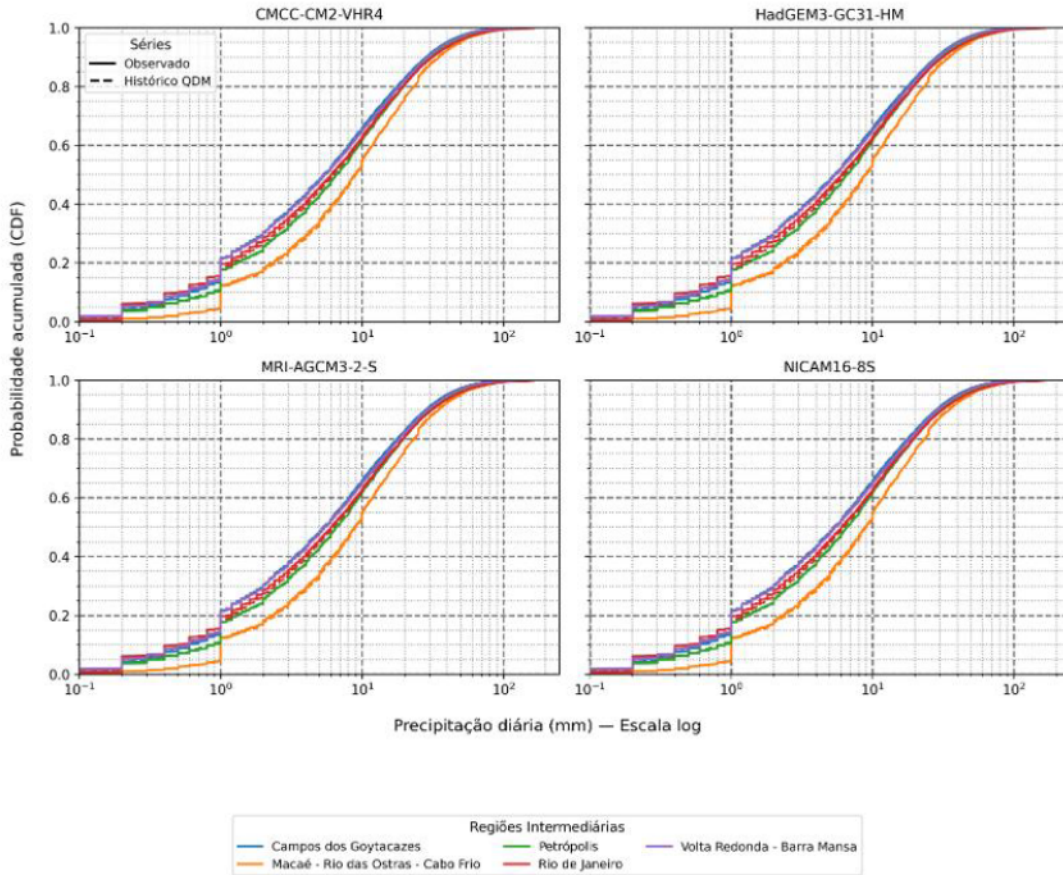


Figura 5.6: Curvas S (função de distribuição acumulada empírica) da precipitação diária nas cinco Regiões Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, para os quatro modelos HighResMIP. Linhas contínuas representam o observado e linhas tracejadas representam o histórico corrigido por QDM.

As curvas de distribuição complementar empírica (CCDF) são empregadas para avaliar o comportamento da cauda extrema da precipitação diária, com ênfase nos eventos mais raros e hidrológicamente mais relevantes. Diferentemente das curvas S, que sintetizam a similaridade global entre distribuições ao longo de toda a faixa de valores, a CCDF permite destacar diferenças na probabilidade de excedência associada aos maiores acumulados diários, especialmente quando representada em escala logarítmica no eixo vertical.

A Figura 5.7 apresenta as CCDFs condicionadas a  $P \geq P_{99,obs}$  para os modelos analisados, comparando as séries observadas com as séries históricas corrigidas por Quantile Delta Mapping (QDM), para cada Região Intermediária do Estado do Rio de Janeiro. Observa-se, de forma consistente, elevada aderência entre as curvas observadas (linhas contínuas) e corrigidas (linhas tracejadas) ao longo da maior parte da cauda, indicando que o QDM preserva adequadamente a estrutura estatística dos extremos elevados e o ordenamento regional da precipitação diária.

Cauda extrema por RI — CCDF ( $P \geq P_{99,obs}$ ) – Observado × Histórico QDM

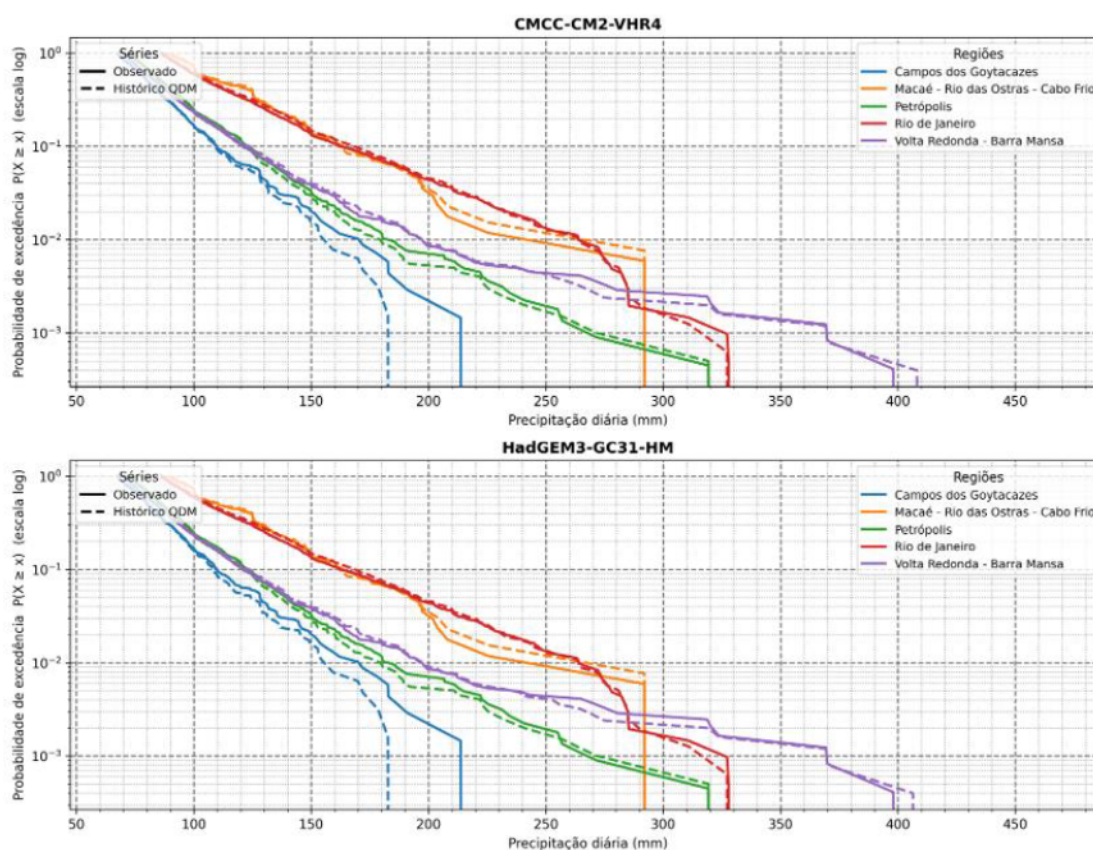


Figura 5.7: Cauda extrema por Região Intermediária — função de distribuição complementar empírica (CCDF) para  $P \geq P_{99,obs}$ , comparando o observado (linha contínua) e o histórico corrigido por QDM (linha tracejada) para os modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM. O eixo  $y$  em escala logarítmica destaca diferenças na probabilidade de excedência dos eventos mais intensos.

Resultados análogos são observados para os modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S, apresentados na Figura 5.8. Em ambas as figuras, nota-se que as maiores discrepâncias entre observado e QDM concentram-se no trecho mais extremo da cauda, onde pequenas diferenças na magnitude dos máximos resultam em variações perceptíveis na inclinação das curvas. Essas diferenças tendem a ser mais evidentes em regiões com maior variabilidade pluviométrica e menor número de eventos extremos observados, refletindo limitações estatísticas inerentes à amostragem da cauda.

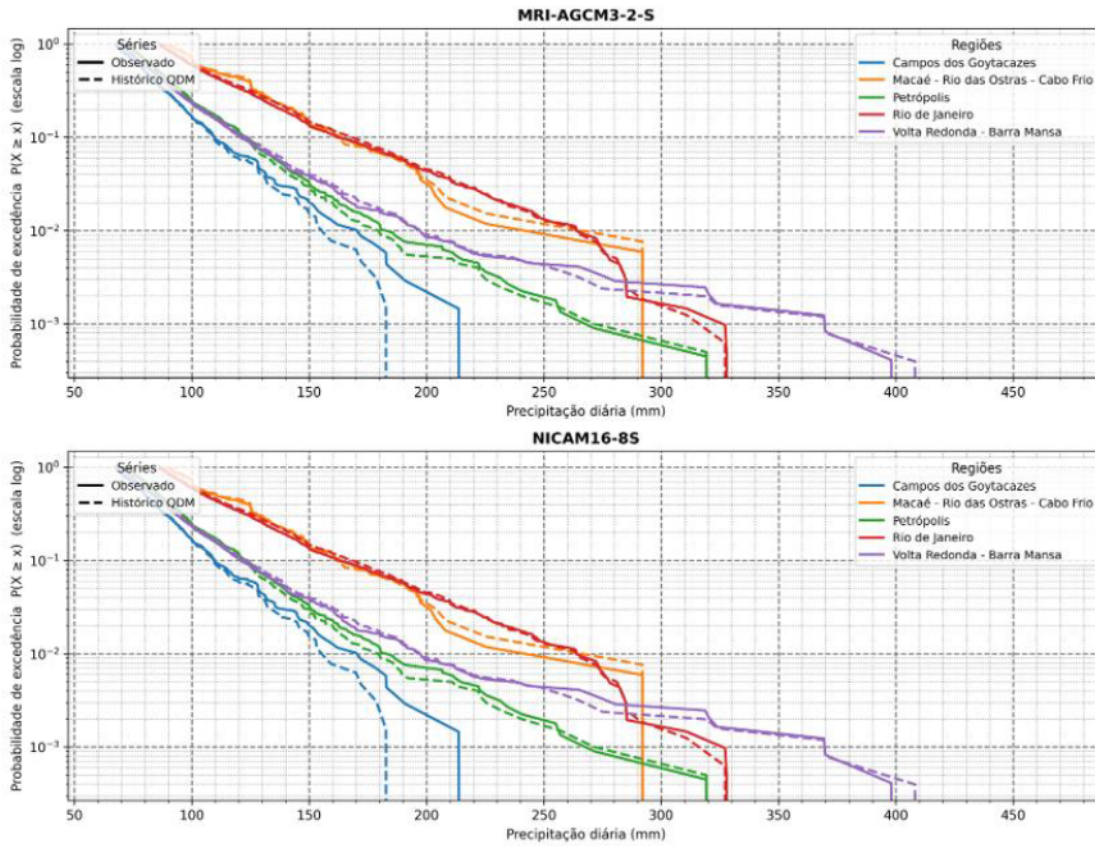


Figura 5.8: Cauda extrema por Região Intermediária — função de distribuição complementar empírica (CCDF) para  $P \geq P_{99,obs}$ , comparando o observado (linha contínua) e o histórico corrigido por QDM (linha tracejada) para os modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. A escala logarítmica do eixo  $y$  evidencia diferenças residuais na frequência de excedência dos eventos mais raros.

De forma integrada, a análise das CCDFs confirma que a correção por QDM é eficaz na preservação da estrutura estatística global e regional da precipitação diária no período histórico, incluindo a representação dos extremos elevados. Contudo, a cauda superior da distribuição permanece como a principal fonte de incerteza remanescente, reforçando a necessidade de avaliações específicas de extremos por meio de indicadores dedicados, como P99, RX1day, CDD e os níveis de retorno apresentados nas seções subsequentes.

Os mapas dos desvios entre o observado e o histórico corrigido por QDM permitem quantificar o erro residual dos modelos para os indicadores extremos analisados. As métricas consideradas foram P99, RX1day e CDD, definidos nas Equações (5.1)–(5.3), e representados espacialmente nas Figuras 5.9, 5.10 e 5.11. Esses mapas sintetizam a distribuição espacial das diferenças entre valores corrigidos e observados, subsidiando a avaliação da coerência regional do ajuste obtido após a correção de viés.

$$\Delta P99 = P99_{QDM} - P99_{OBS} \quad (5.1)$$

$$\Delta RMI = RMI_{dayQDM} - RMI_{dayOBS} \quad (5.2)$$

$$\Delta CDD = CDD_{QDM} - CDD_{OBS} \quad (5.3)$$

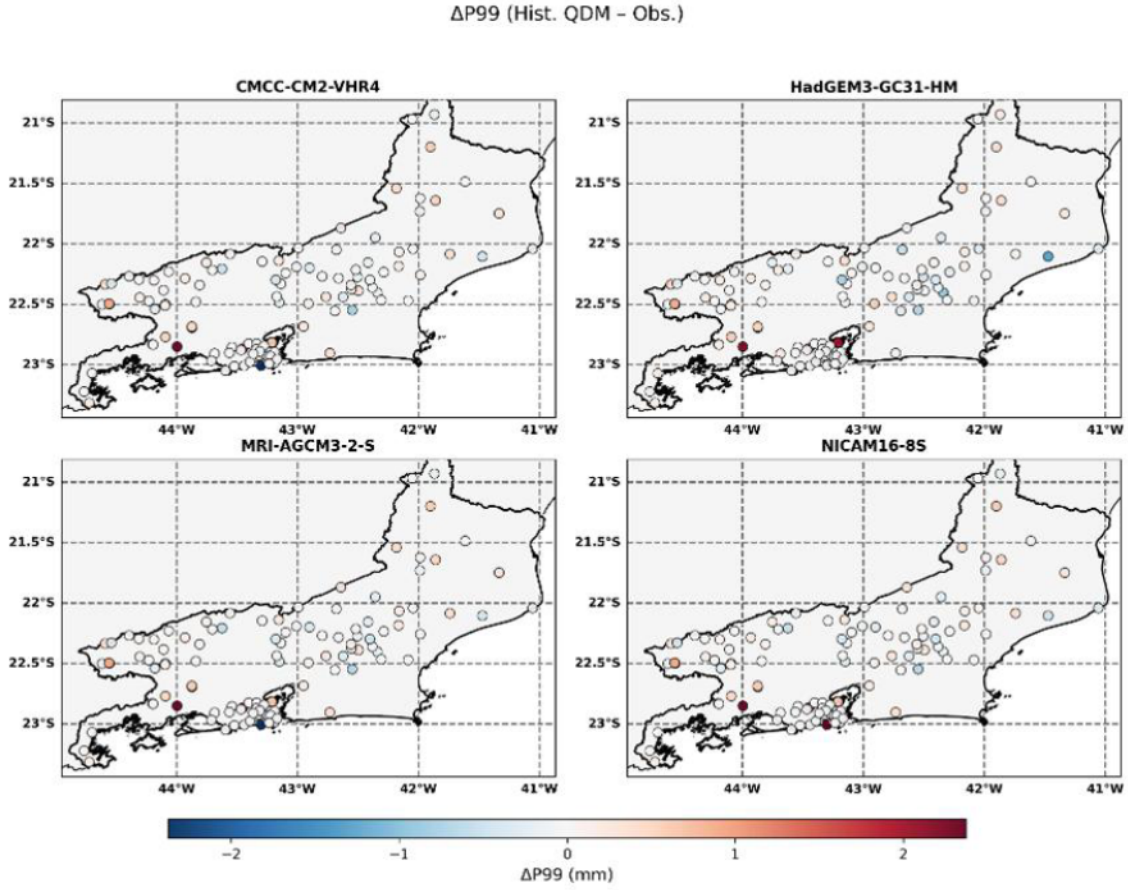


Figura 5.9:  $\Delta P99$  (QDM-OBS) — diferença entre os valores do percentil 99 da precipitação diária estimados a partir da distribuição diária do período histórico, para os dados observados e corrigidos por QDM. Valores positivos indicam superestimativa residual da intensidade associada ao quantil elevado, enquanto valores negativos indicam subestimativa.

$\Delta RX1day$  (Hist. QDM - Obs.)

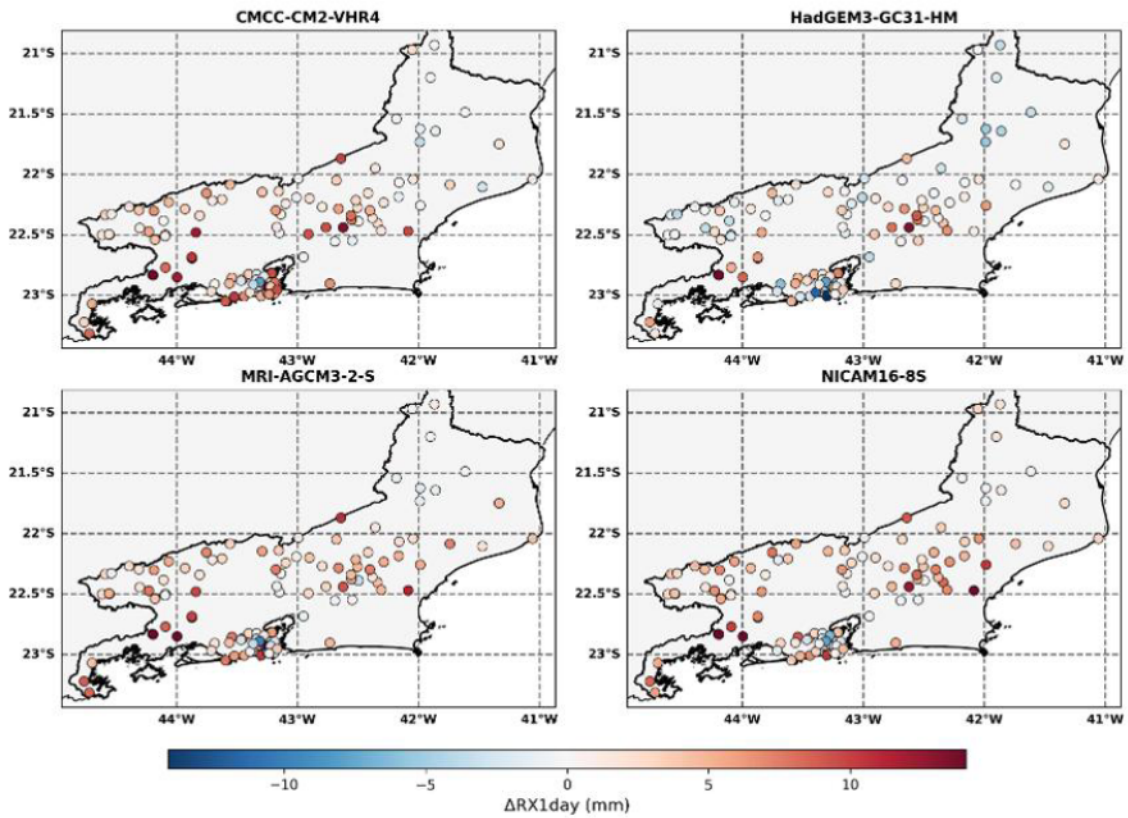


Figura 5.10:  $\Delta RX1day$  (QDM-OBS) — diferença na média climatológica da máxima precipitação diária anual ( $RX1day$ ), estimada ao longo do período histórico comum.

$\Delta CDD$  (Hist. QDM - Obs.)

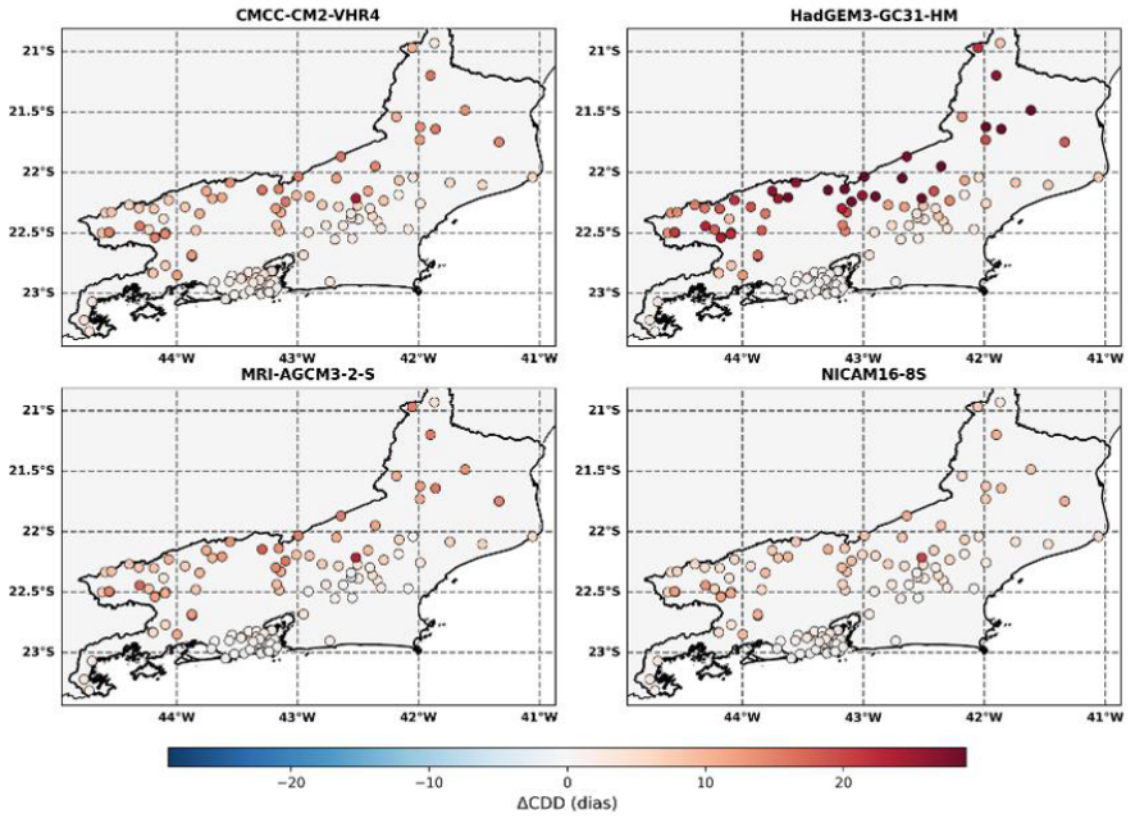


Figura 5.11:  $\Delta CDD$  (QDM-OBS) — diferença na média climatológica da maior sequência anual de dias secos ( $P < 1$  mm), ao longo do período histórico comum.

Os resultados para o indicador P99 mostram que os desvios entre QDM e observado são, em magnitude absoluta, relativamente pequenos na maior parte das estações, tipicamente da ordem de poucos milímetros. Considerando que o P99 histórico assume valores frequentemente superiores a 150–200 mm em diversas regiões do estado, diferenças de 1–3 mm correspondem a variações inferiores a aproximadamente 1–2% da intensidade associada aos eventos mais intensos. Esses resultados indicam que o QDM é eficaz em reduzir grande parte do viés sistemático na cauda superior da distribuição, ainda que pequenas discrepâncias residuais persistam, o que é esperado em razão do caráter altamente não linear e do tamanho amostral limitado associado aos extremos.

Ressalta-se que o P99 foi estimado diretamente a partir da distribuição diária do período histórico comum, considerando apenas dias chuvosos ( $P \geq 1$  mm), e não como a média de percentis anuais. Essa escolha evita distorções associadas à não linearidade dos extremos e assegura uma estimativa mais robusta do quantil elevado, especialmente em séries finitas. Assim, o  $\Delta P99$  representa uma métrica essencialmente diagnóstica do desempenho do QDM no ajuste da intensidade típica associada a precipitação extrema, e não uma medida de significância estatística ou de impacto hidrológico isolado de um único evento extremo.

Para o indicador RX1day, os mapas de  $\Delta R_{RX1day}$  evidenciam um padrão mais heterogêneo, com alternância de superestimativas e subestimativas entre regiões e entre modelos. Observa-se que as diferenças residuais tipicamente se distribuem no intervalo aproximado de  $-15$  a  $+15$  mm, indicando variabilidade espacial mais pronunciada na representação dos máximos anuais, em comparação ao comportamento mais uniforme observado para o P99. Essa heterogeneidade é consistente com o fato de o RX1day ser fortemente controlado por eventos raros e por particularidades locais, de modo que pequenas discrepâncias na simulação de poucos máximos anuais podem se refletir em desvios espacialmente irregulares.

No caso do CDD, os mapas de  $\Delta CDD$  mostram, em geral, maior homogeneidade espacial do ajuste, com diferenças próximas de zero em áreas próximas ao litoral e desvios mais expressivos em direção ao interior. As magnitudes residuais situam-se tipicamente no intervalo de  $-20$  a  $+20$  dias, sugerindo que, embora a correção por QDM tenda a preservar de forma mais estável o regime seco em parte do território, permanecem discrepâncias regionais na duração típica das sequências secas, sobretudo em regiões interioranas. Esse padrão pode estar associado à menor frequência de dias chuvosos no interior e à ocorrência, em algumas simulações, de precipitações muito fracas (inferiores a 1 mm) distribuídas ao longo de vários dias consecutivos, que permanecem classificadas como dias secos na definição do CDD. Em conjunto, os resultados para RX1day e CDD reforçam que, além de quantis elevados como o P99, métricas baseadas em máximos anuais e em persistência de dias secos podem apresentar respostas residuais espacialmente diferenciadas após a correção de viés.

Cabe destacar que diferenças muito pequenas em quantis elevados, como variações da ordem de poucos milímetros em eventos cuja magnitude pode ultrapassar 200 mm, não devem ser interpretadas isoladamente como estatisticamente significativas. Em eventos raros, a variabilidade natural e o tamanho amostral limitado impõem restrições intrínsecas à capacidade de qualquer método de correção de viés eliminar completamente discrepâncias residuais. Nesse sentido, os resultados reforçam que, embora o QDM apresente bom desempenho na correção da distribuição como um todo, os extremos permanecem uma fonte relevante de incerteza. As tabelas completas com os valores regionais médios dos indicadores para cada modelo encontram-se disponibilizadas no Apêndice D.

### 5.3 Avaliação das Lâminas de Precipitação GEV

A avaliação das lâminas de precipitação associadas aos tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos, derivadas do ajuste da distribuição GEV aplicado às séries observadas e às séries corrigidas dos modelos HighResMIP, permite quantificar as diferenças residuais após o processo de correção de viés por quantis. As Figuras 5.12 e 5.13 apresentam, de forma espacializada, tanto os valores de referência observados quanto as diferenças residuais entre as lâminas corrigidas e observadas, conforme definido pela Equação 5.4.

$$\Delta R_{LT} = R_{LT,QDM} - R_{LT,OBS}, \quad (5.4)$$

em que  $\mathcal{R}L_{T,\text{OBS}}$  representa o nível de retorno estimado a partir das séries observadas e  $\mathcal{R}L_{T,\text{QDM}}$  o nível de retorno estimado a partir das séries históricas dos modelos após correção por QDM, ambos para um tempo de retorno  $T$ . Valores positivos de  $\Delta\mathcal{R}L_T$  indicam superestimativa das lâminas corrigidas em relação às observadas, enquanto valores negativos indicam subestimativa.

Em cada figura, a primeira coluna apresenta as lâminas de precipitação observadas ( $\mathcal{R}L_{T,\text{OBS}}$ ), utilizadas como referência, enquanto as colunas subsequentes mostram as diferenças residuais  $\Delta\mathcal{R}L_T$  associadas a cada modelo climático. As colunas de  $\Delta\mathcal{R}L_T$  compartilham uma escala única de cores (em mm), permitindo a comparação direta entre modelos e tempos de retorno. A coluna de referência observada ( $\mathcal{R}L_{T,\text{OBS}}$ ) é apresentada separadamente para contextualizar a ordem de grandeza espacial dos níveis de retorno.

As Figuras 5.12 e 5.13 organizam os resultados por tempo de retorno (linhas) e por conjunto de modelos (colunas), sendo apresentados, respectivamente, os modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM, e os modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. A adoção de uma escala cromática única para  $\Delta\mathcal{R}L_T$  assegura que a intensidade de cor represente a mesma magnitude física (em mm) em todos os painéis de diferença residual, favorecendo a leitura comparativa do desempenho relativo entre modelos e regiões.

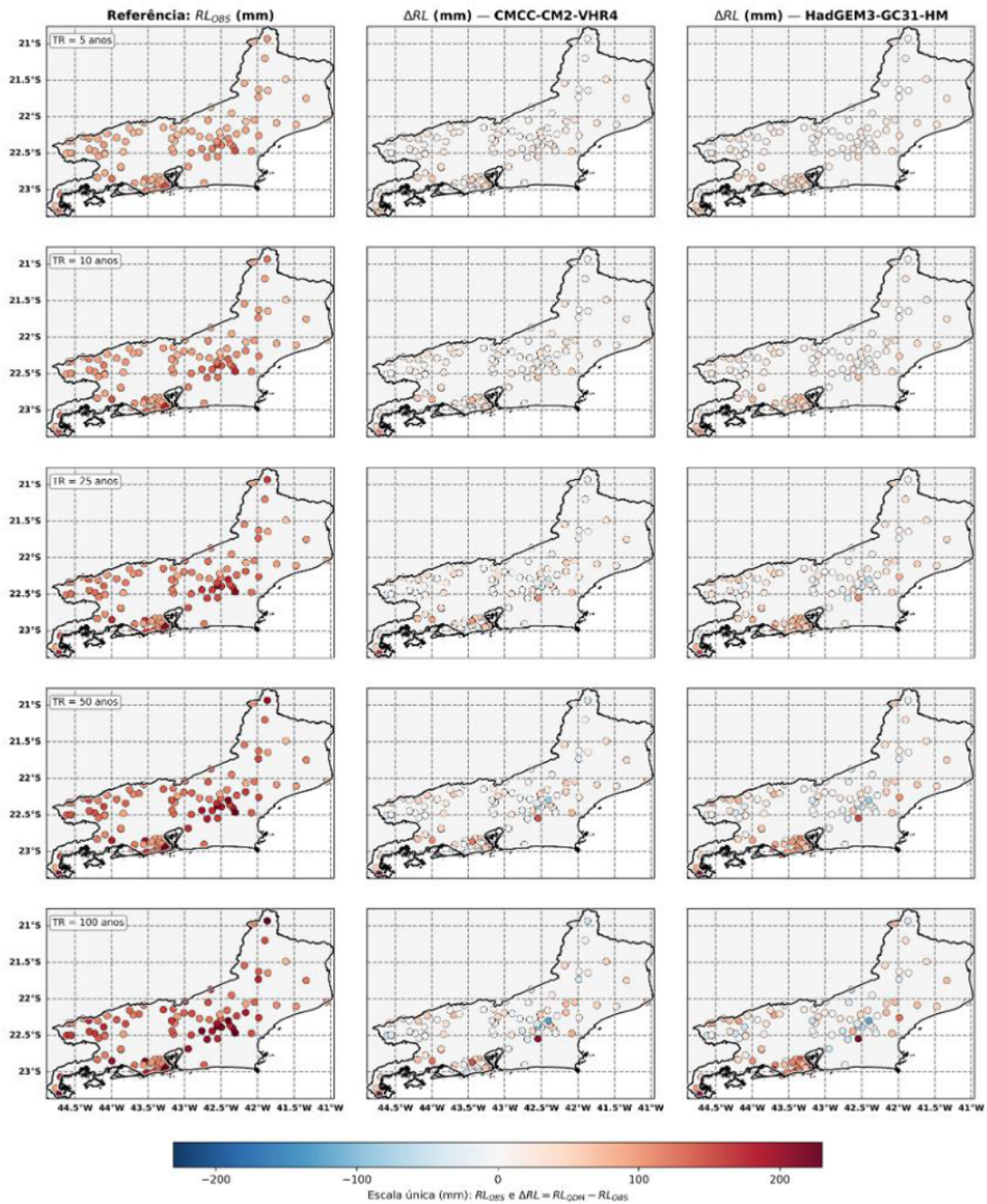


Figura 5.12: Distribuição espacial das lâminas de precipitação observadas ( $RL_{T,OBS}$ ) e das diferenças residuais  $\Delta RL_T = RL_{T,QDM} - RL_{T,OBS}$  para tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos, referentes aos modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM. A primeira coluna apresenta os valores observados utilizados como referência, enquanto as colunas subsequentes mostram as diferenças residuais associadas a cada modelo. As colunas de  $\Delta RL_T$  utilizam uma escala única de cores (em mm), permitindo a comparação direta entre modelos e tempos de retorno.

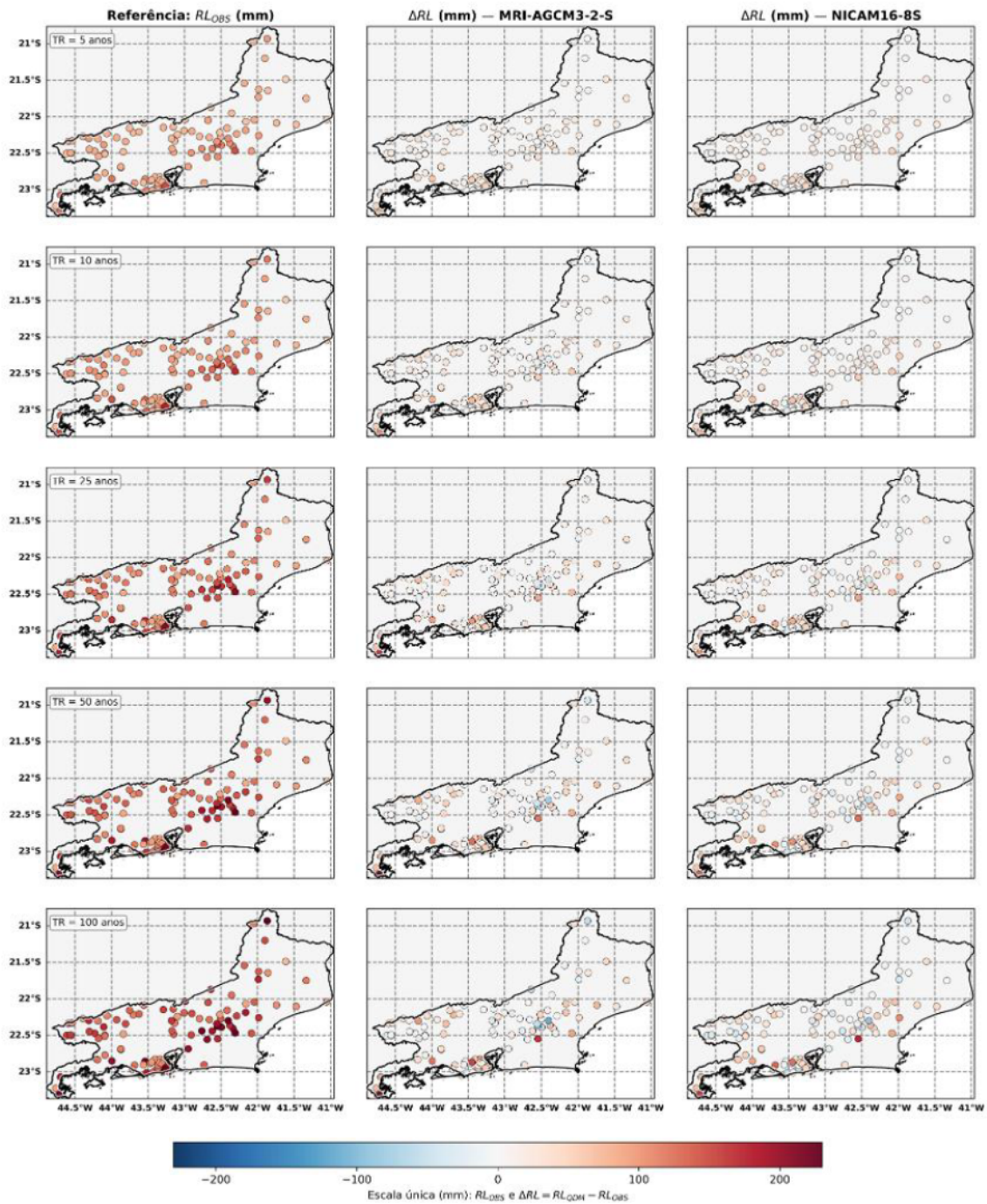


Figura 5.13: Distribuição espacial das lâminas de precipitação observadas ( $RL_{T,OBS}$ ) e das diferenças residuais  $\Delta RL_T = RL_{T,QDM} - RL_{T,OBS}$  para tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos, referentes aos modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. A primeira coluna apresenta os valores observados utilizados como referência, enquanto as colunas subsequentes mostram as diferenças residuais associadas a cada modelo. As colunas de  $\Delta RL_T$  utilizam uma escala única de cores (em mm), permitindo a comparação direta entre modelos e tempos de retorno.

De forma geral, observa-se que as diferenças residuais  $\Delta \mathcal{RL}_T$  tendem a ser mais moderadas para tempos de retorno mais curtos (5 e 10 anos), com valores frequentemente próximos de zero e distribuição espacial relativamente homogênea. Esse comportamento indica que a correção por QDM, calibrada na escala diária, melhora a aderência dos quantis altos associados a eventos menos raros, reduzindo vieses sistemáticos herdados das simulações brutas.

Para tempos de retorno mais elevados (25, 50 e 100 anos), verifica-se aumento tanto na magnitude quanto na variabilidade espacial de  $\Delta \mathcal{RL}_T$ , refletindo a maior sensibilidade das estimativas GEV à representação da cauda extrema e à disponibilidade amostral de máximos anuais. Esse padrão é coerente com a Teoria dos Valores Extremos: a incerteza das estimativas cresce de forma não linear com o aumento do tempo de retorno, pois pequenas variações nos parâmetros ajustados (especialmente em  $\sigma$  e  $\xi$ ) podem produzir diferenças substanciais nos quantis associados a probabilidades de excedência muito baixas.

Além disso, em regiões de topografia acentuada e sob forte influência orográfica, as discrepâncias residuais tendem a se intensificar. Nessas áreas, a ocorrência de extremos é modulada por processos de mesoescala e interações orografia–circulação que podem não ser plenamente representados, mesmo em modelos de alta resolução, o que se reflete em maior heterogeneidade espacial nas diferenças de níveis de retorno.

De maneira conjunta, as Figuras 5.12 e 5.13 mostram que a correção de viés por QDM melhora significativamente a aderência entre modelos e observações no período histórico, sobretudo para tempos de retorno menores. Entretanto, para eventos mais raros, permanecem incertezas residuais relevantes, evidenciando que a inferência de lâminas extremas para grandes tempos de retorno exige cautela e interpretação regionalmente contextualizada.

## 5.4 Discussão

A avaliação histórica indica que a correção de viés por Quantile Delta Mapping (QDM) é, em geral, eficaz para aproximar os modelos da climatologia regional e da estrutura estatística da precipitação diária, reduzindo desvios sistemáticos presentes nas simulações brutas. Ainda assim, a análise detalhada da cauda extrema evidencia que as maiores incertezas remanescentes concentram-se nos eventos mais raros: nesse regime, pequenas discrepâncias na magnitude dos máximos anuais se traduzem em diferenças perceptíveis nos níveis de retorno estimados por GEV e, conseqüentemente, nas métricas de projeto associadas a baixas probabilidades de excedência.

Os indicadores extremos (P99, RX1day e CDD) e, sobretudo, as estimativas de níveis de retorno ( $\mathcal{RL}_T$ ) obtidas via GEV mostram que o desempenho dos modelos corrigidos é dependente da escala de recorrência. Enquanto as diferenças residuais tendem a ser mais moderadas para tempos de retorno curtos, a magnitude e a variabilidade espacial do erro aumentam para tempos de retorno mais elevados, refletindo a sensibilidade da inferência de extremos à representação da cauda e às limitações amostrais inerentes à série de máximos anuais. Em regiões de topografia acentuada e forte influência orográfica, essas limitações

tornam-se mais evidentes, sugerindo que a interpretação deve privilegiar não apenas valores médios, mas também consistência espacial e concordância entre modelos.

Em síntese, o capítulo delimita o alcance e as limitações das simulações após a correção de viés: os modelos corrigidos mostram-se adequados para comparações entre períodos e para a caracterização regional de sinais, mas a utilização direta de estimativas absolutas de eventos muito raros requer cautela e comunicação explícita das incertezas. Essa interpretação orienta o capítulo seguinte, no qual as mudanças projetadas (histórico versus futuro) são analisadas por meio de anomalias e do deslocamento da frequência de ocorrência, reduzindo a dependência de valores absolutos e permitindo comparar a consistência dos resultados entre modelos.

## Capítulo 6

# Mudanças Climáticas e Projeções Futuras de Precipitação

Após a avaliação do desempenho dos modelos climáticos do conjunto CMIP6/HighResMIP na representação do clima histórico do Estado do Rio de Janeiro, apresentada no capítulo anterior, este capítulo dá continuidade à análise ao considerar as projeções futuras de mudanças no regime de precipitação. A etapa de validação histórica permitiu caracterizar o comportamento dos modelos na climatologia e nos extremos, bem como delimitar as principais fontes de incerteza remanescente, particularmente associadas à representação da cauda extrema. Esse diagnóstico confere base metodológica para o uso das séries corrigidas por QDM na interpretação de sinais projetados e na discussão de possíveis implicações hidrológicas.

Neste capítulo, a análise avança da validação histórica para a investigação das projeções futuras sob um cenário de altas emissões, associado ao experimento `highresSST-future` (2015–2050) do HighResMIP. Adota-se como hipótese operacional, amplamente empregada em estudos de correção de viés, que os erros sistemáticos diagnosticados no período histórico sejam aproximadamente estacionários no tempo, permitindo aplicar às simulações futuras a mesma função de correção calibrada no experimento `highresSST-present`. Assim, as séries diárias corrigidas por *Quantile Delta Mapping* (QDM) são utilizadas para comparar diretamente o período histórico (`highresSST-present`, 1950–2014) e o período futuro (`highresSST-future`, 2015–2050), mantendo-se consistência nas definições, no pós-processamento e na agregação regional por Regiões Geográficas Intermediárias.

A análise é organizada em quatro frentes complementares: (i) comparação das climatologias mensais entre histórico e futuro (Seção 6.1); (ii) avaliação das mudanças sazonais projetadas (Seção 6.2); (iii) investigação das mudanças em indicadores de extremos (Seção 6.3); e (iv) análise das alterações nos níveis de retorno e no deslocamento da frequência de eventos, com base na distribuição GEV (Seção 6.4). Em conjunto, esses resultados permitem quantificar a direção e a magnitude das mudanças projetadas, além de subsidiar a discussão de implicações para a gestão de riscos hidrológicos e o dimensionamento de infraestruturas hidráulicas.

## 6.1 Climatologias mensais e incertezas intermodelos

Esta seção apresenta a climatologia média mensal da precipitação obtida a partir das séries diárias corrigidas por Quantile Delta Mapping (QDM) para os modelos HighResMIP considerados neste estudo. Diferentemente de abordagens baseadas em análises individuais por modelo, optou-se por uma representação integrada, que permite avaliar simultaneamente o comportamento médio mensal, a dispersão intermodelos no período histórico e a magnitude das mudanças projetadas para o período futuro.

A Figura 6.1 sintetiza essa informação para as cinco Regiões Geográficas Intermediárias analisadas — Campos dos Goytacazes, Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio, Petrópolis, Rio de Janeiro e Volta Redonda–Barra Mansa — e constitui a base para a interpretação das mudanças sazonais discutidas nas seções subsequentes.

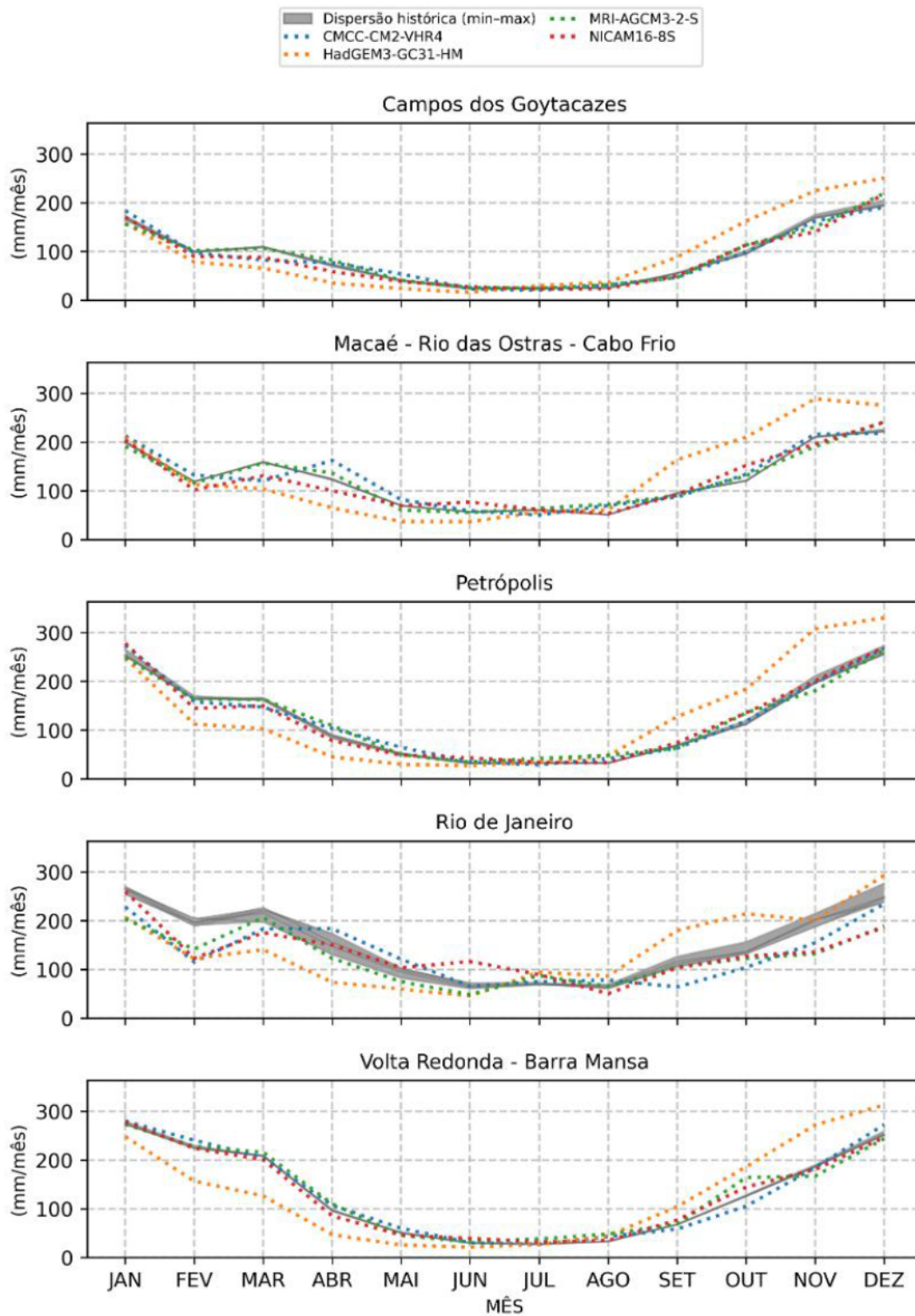


Figura 6.1: Climatologia média mensal da precipitação (mm/mês) por Região Geográfica Intermediária, obtida a partir de séries diárias corrigidas por QDM. O envelope sombreado em cinza representa o intervalo mínimo-máximo entre os modelos no período histórico (*highresSST-present*), enquanto as linhas pontilhadas indicam as projeções futuras (*highresSST-future*) de cada modelo.

Na figura, o período histórico (**highresSST-present**) é representado pelo envelope definido pelos valores mínimo e máximo da climatologia mensal entre os modelos, sombreado em cinza, bem como por curvas contínuas discretas correspondentes a cada simulação histórica. Esse envelope fornece uma medida direta da dispersão intermodelos associada à representação do clima presente. As projeções para o período futuro (**highresSST-future**) são apresentadas por linhas pontilhadas, uma para cada modelo, permitindo avaliar se as mudanças projetadas superam, igualam ou permanecem contidas dentro da variabilidade histórica do conjunto.

De modo geral, observa-se que todas as regiões preservam a estrutura básica do ciclo sazonal da precipitação, com máximos concentrados na primavera e no verão e mínimos durante o outono e o inverno. Assim, as climatologias futuras não indicam inversão do regime pluviométrico anual, mas sim possíveis alterações na magnitude das lâminas mensais ao longo do ano.

A dispersão intermodelos no período histórico apresenta dependência regional. As Regiões Geográficas Intermediárias do Rio de Janeiro, Petrópolis e Campos dos Goytacazes exibem envelopes históricos mais amplos, sobretudo nos meses chuvosos, indicando maior incerteza associada à representação do regime pluviométrico médio mensal nessas áreas. Em contraste, as regiões de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio e Volta Redonda–Barra Mansa apresentam envelopes mais estreitos, sugerindo maior consenso entre os modelos no clima de referência.

Em diversas regiões e meses, especialmente durante o inverno, as projeções futuras permanecem majoritariamente contidas dentro do envelope histórico. Esse comportamento é particularmente evidente em Campos dos Goytacazes, Petrópolis e Volta Redonda–Barra Mansa, indicando que, nesses casos, o sinal de mudança na precipitação média mensal é comparável à variabilidade intermodelos já presente no período histórico. Nas regiões do Rio de Janeiro e de Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio, essa contenção ocorre de forma mais pontual, com maior divergência entre modelos em alguns meses do ano.

Entre os modelos analisados, o HadGEM3-GC31-HM destaca-se por apresentar um padrão sistemático de redistribuição intra-anual das lâminas mensais em todas as regiões intermediárias. No período futuro, esse modelo projeta totais mensais inferiores aos demais modelos entre janeiro e julho, e superiores entre julho e dezembro, contribuindo de forma significativa para a ampliação da divergência intermodelos, sobretudo no segundo semestre do ano.

Em síntese, a análise integrada das climatologias mensais evidencia que, embora o ciclo sazonal da precipitação seja preservado, a magnitude das mudanças projetadas deve ser interpretada à luz da incerteza intermodelos. Essa abordagem fornece o contexto necessário para as análises de mudanças sazonais (Seção 6.2) e de indicadores de extremos (Seção 6.3), nas quais se investiga se os sinais identificados nas médias mensais se traduzem em alterações mais pronunciadas na frequência, intensidade e persistência dos eventos extremos de precipitação.

## 6.2 Mudanças Sazonais Projetadas

A análise das mudanças sazonais complementa a avaliação das climatologias mensais (Seção 6.1) ao explicitar como o regime médio de precipitação pode se redistribuir no espaço e ao longo do ciclo anual no Estado do Rio de Janeiro sob o experimento *highresSST-future* (2015–2050). Enquanto as climatologias mensais descrevem a evolução típica mês a mês, as mudanças sazonais sintetizam o sinal projetado em quatro períodos (DJF, MAM, JJA e SON), facilitando a leitura regional dos contrastes entre áreas costeiras, serranas e interiores.

As mudanças foram calculadas, para cada modelo, como a diferença entre a precipitação média diária sazonal no futuro e no histórico, considerando todos os dias da estação, inclusive dias secos, e expressas em termos absolutos (mm/dia):

$$\Delta_{\text{est}} = \overline{P}_{\text{est}}^{\text{fut}} - \overline{P}_{\text{est}}^{\text{hist}} \quad (6.1)$$

em que  $\overline{P}_{\text{est}}$  representa a média diária ao longo da estação meteorológica ( $\text{est} \in \{\text{DJF}, \text{MAM}, \text{JJA}, \text{SON}\}$ ). Essa escolha busca isolar alterações no regime médio sazonal, distinguindo-as das mudanças associadas especificamente a eventos extremos, discutidas na Seção 6.3.

Para fins de visualização cartográfica e de comparação entre modelos, as mudanças calculadas pontualmente nos locais das estações pluviométricas foram interpoladas para um campo contínuo pelo método *Inverse Distance Weighting* (IDW). Ressalta-se que a interpolação tem finalidade exclusivamente descritiva, visando evidenciar padrões espaciais regionais e facilitar a leitura integrada dos resultados; os valores interpretados nas análises estatísticas permanecem aqueles estimados nos pontos das estações.

A Figura 6.2 apresenta os padrões espaciais das mudanças sazonais de precipitação média diária (mm/dia) para cada modelo e estação do ano. A escala de cores divergente, centrada em zero, permite identificar simultaneamente áreas com aumento e redução do regime médio, assegurando a comparabilidade visual entre os diferentes painéis.

Mapas de anomalia sazonal (QDM) — DJF, MAM, JJA, SON x linhas por modelo

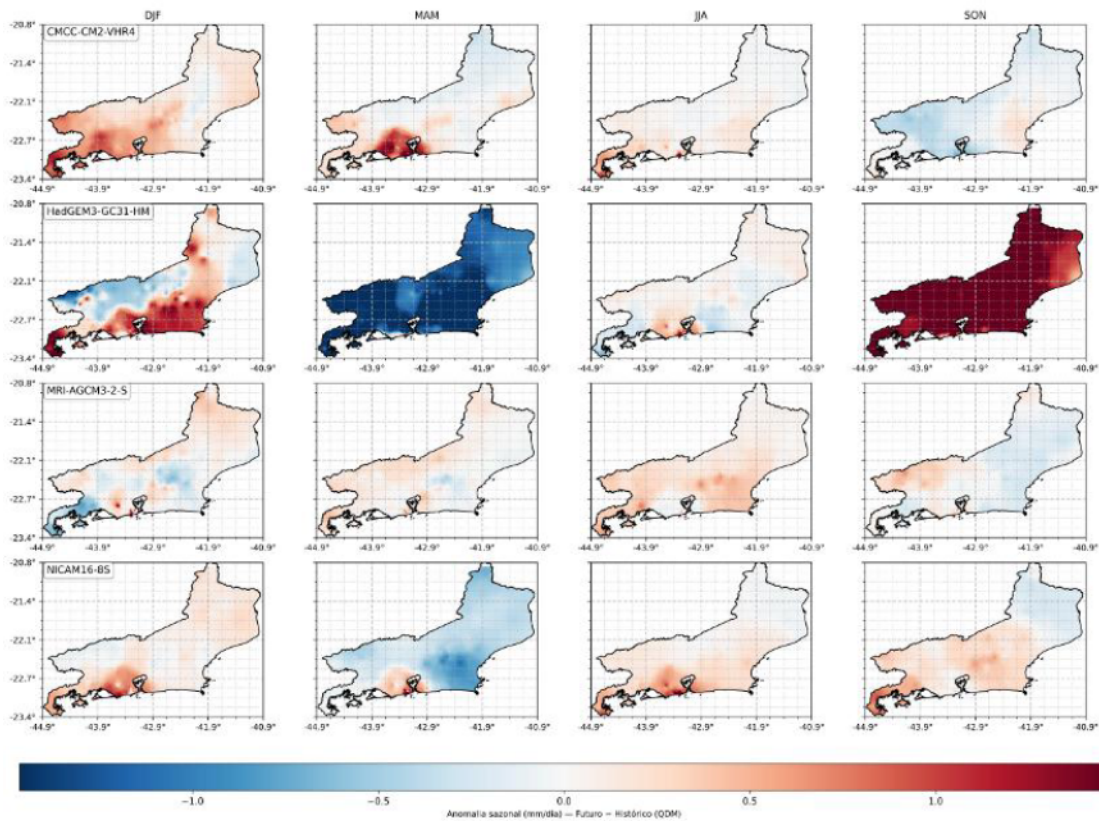


Figura 6.2: Mudanças sazonais da precipitação média diária (mm/dia), definidas como futuro (*highresSST-future*, 2015–2050) menos histórico (*highresSST-present*, 1950–2014), para os modelos CMCC-CM2-VHR4, HadGEM3-GC31-HM, MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S. As mudanças pontuais foram interpoladas por IDW apenas para visualização.

A Figura 6.2 mostra que as mudanças sazonais de precipitação média diária apresentam magnitudes tipicamente inferiores a aproximadamente  $\pm 1$  mm/dia, com sinais que variam de forma consistente entre as estações, mas com diferenças relevantes entre os modelos. É importante notar que, embora esses valores aparentem ser pequenos em termos absolutos, variações dessa ordem podem representar mudanças substanciais no regime pluviométrico sazonal. Por exemplo, uma alteração de 0,5 mm/dia corresponde aproximadamente a 15 mm/mês, o que pode representar parcela significativa da precipitação média mensal em estações secas do estado, como no inverno em regiões do norte fluminense.

No verão (DJF), observa-se um sinal predominantemente positivo em todos os modelos, indicando aumento da precipitação média diária. O HadGEM3-GC31-HM destaca-se por um sinal mais intenso e espacialmente estruturado, com mudanças positivas nas áreas litorâneas e negativas no interior do estado, configurando um padrão de dipolo costeiro–continental.

No outono (MAM), predominam mudanças negativas em todos os modelos, sugerindo redução do regime médio nessa estação de transição. Novamente, o HadGEM3-GC31-HM

apresenta resposta mais intensa, com reduções mais acentuadas e espacialmente coerentes em grande parte do território fluminense.

Durante o inverno (JJA), os modelos indicam mudanças positivas de pequena magnitude absoluta e relativamente homogêneas no espaço. Entretanto, considerando que os totais climatológicos dessa estação são baixos em diversas regiões do estado, especialmente no norte fluminense (Figura 4.2), mesmo alterações modestas em mm/dia podem representar variações expressivas em termos relativos.

Já na primavera (SON), observa-se maior contraste intermodelo: o CMCC-CM2-VHR4 projeta mudanças levemente negativas, enquanto o HadGEM3-GC31-HM apresenta sinal positivo mais intenso e espacialmente coerente. Nos demais modelos, predominam sinais negativos na porção leste e positivos na porção sudoeste do estado.

Em síntese, os resultados indicam que as mudanças na precipitação média sazonal no Estado do Rio de Janeiro não são uniformes no espaço nem entre os modelos, sendo marcadas por contrastes sazonais e intermodelos, com destaque para o comportamento mais intenso e estruturado do HadGEM3-GC31-HM. Esses padrões reforçam a necessidade de interpretar as alterações no regime médio em conjunto com análises de extremos, uma vez que impactos hidrológicos relevantes podem emergir mesmo quando as mudanças médias aparentam ser pequenas em termos absolutos.

## 6.3 Indicadores dos Modelos

Nesta subseção, aprofunda-se a avaliação dos modelos CMIP6–HighResMIP a partir de três indicadores derivados da precipitação diária: P99 (percentil 99 da distribuição), RX1day (máxima precipitação diária anual) e CDD (*Consecutive Dry Days*, maior sequência anual de dias secos com  $P < 1$  mm). A análise é realizada com base nas séries corrigidas por *Quantile Delta Mapping* (QDM), comparando diretamente o período histórico (`highresSST-present`) e o período futuro (`highresSST-future`, com forçantes equivalentes ao SSP5–8.5), de forma análoga à avaliação histórica conduzida na Seção 5.2.

A Figura 6.3 apresenta as curvas S, isto é, a função de distribuição acumulada empírica (FDA empírica) da precipitação diária. Para garantir consistência física na comparação entre períodos e viabilizar o eixo  $x$  em escala logarítmica, as curvas foram construídas considerando apenas dias chuvosos ( $P \geq 1$  mm). Em cada painel, as curvas distinguem as cinco Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro, com o período histórico representado por linhas contínuas e o período futuro por linhas tracejadas.

Curvas S - QDM Histórico x QDM Futuro

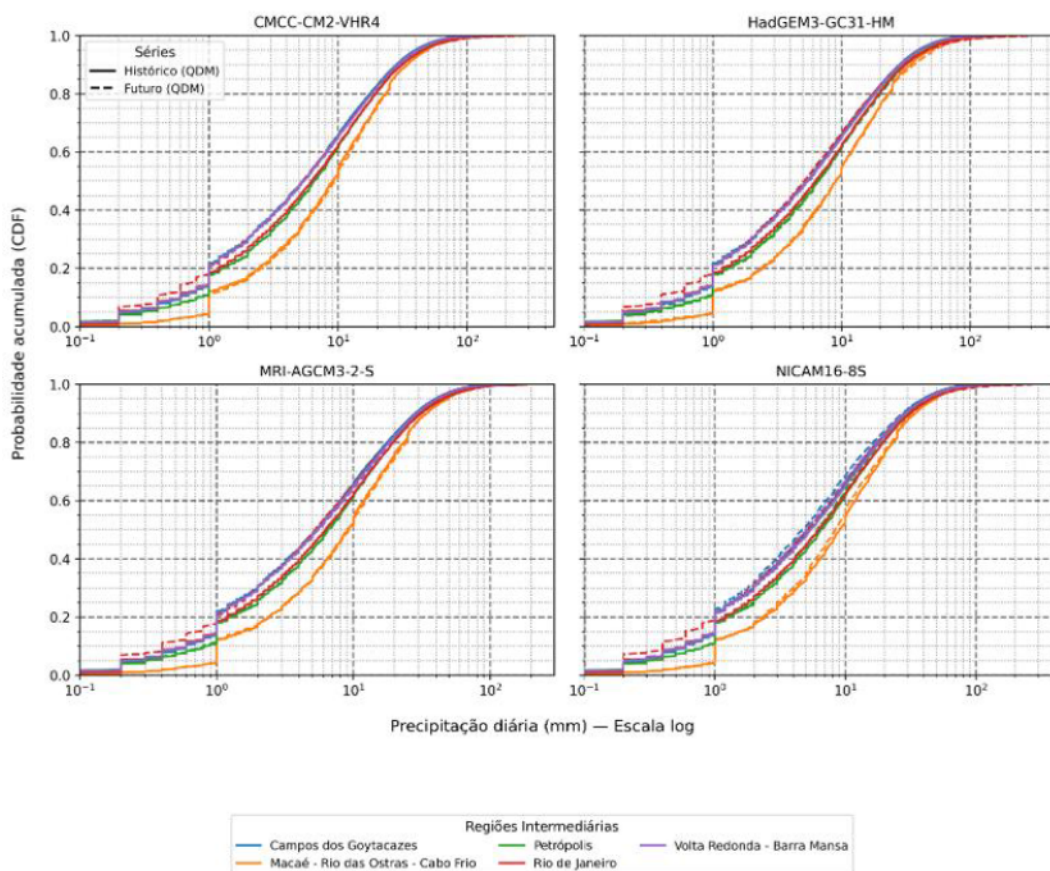


Figura 6.3: Curvas S (função de distribuição acumulada empírica) da precipitação diária corrigida por QDM, considerando dias chuvosos ( $P \geq 1$  mm), para o período histórico (linha contínua) e futuro (linha tracejada) nas cinco Regiões Geográficas Intermediárias e para os quatro modelos. O eixo  $x$  é apresentado em escala logarítmica.

A elevada similaridade entre as curvas históricas e futuras ao longo da maior parte da distribuição indica que as mudanças projetadas se manifestam de forma uniforme sobre o regime pluviométrico. Ao longo dos quantis intermediários, as curvas frequentemente se sobrepõem para a maioria dos modelos e regiões, sugerindo estabilidade relativa da precipitação diária de baixa a moderada intensidade após a correção de viés.

Para analisar de forma mais objetiva a porção superior da distribuição, as Figuras 6.4 e 6.5 apresentam as curvas de excedência complementar (CCDF) da precipitação diária, considerando apenas valores  $P \geq P_{99}^{hist}$ , onde  $P_{99}^{hist}$  é definido a partir do período histórico (QDM) em cada Região Geográfica Intermediária. A utilização da CCDF com eixo  $y$  em escala logarítmica permite realçar diferenças sutis na frequência relativa de eventos muito raros.

A opção por definir a cauda extrema com base no percentil histórico assegura um referencial físico consistente para a análise de impactos, permitindo avaliar como eventos

considerados extremos no clima atual tendem a se redistribuir em termos de magnitude e probabilidade no cenário futuro.

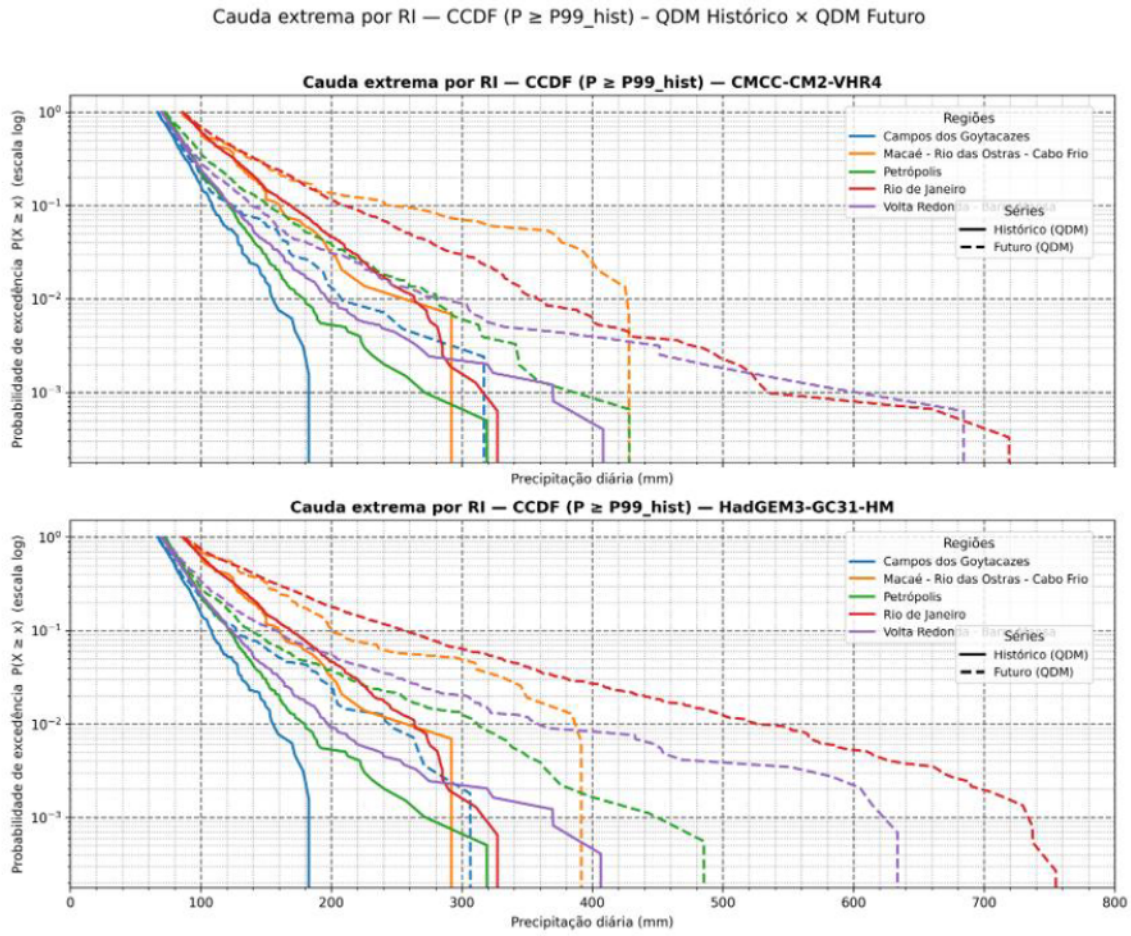


Figura 6.4: Curvas de excedência complementar (CCDF) da cauda extrema ( $P \geq P_{99}^{hist}$ ) da precipitação diária corrigida por QDM, comparando período histórico (linha contínua) e futuro (linha tracejada), por Região Geográfica Intermediária, para os modelos CMCC-CM2-VHR4 e HadGEM3-GC31-HM.

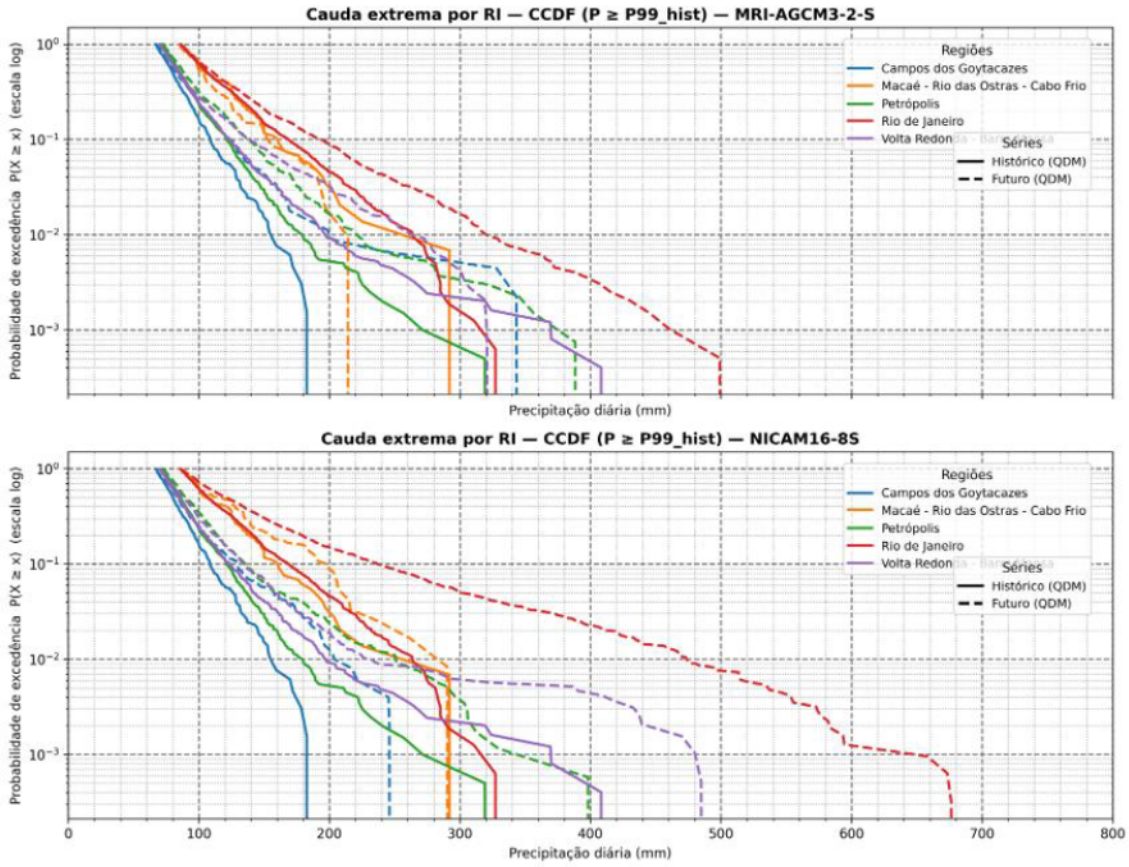


Figura 6.5: Idem à Figura 6.4, para os modelos MRI-AGCM3-2-S e NICAM16-8S.

As curvas de excedência sugerem, para a maioria dos modelos e regiões, um alongamento da cauda no período futuro, manifestado como redução mais lenta da probabilidade de excedência com o aumento da intensidade. Esse padrão indica maior probabilidade relativa de ocorrência de eventos muito intensos, embora com dispersão intermodelos, refletindo incertezas na resposta dos extremos.

A dimensão espacial dessas mudanças é explorada pelas Figuras 6.6–6.8, que apresentam os campos de diferença entre futuro e histórico para os indicadores P99, RX1day e CDD. As mudanças foram definidas por:

$$\Delta P99 = P99_{\text{fut}} - P99_{\text{hist}}, \quad (6.2)$$

$$\Delta \mathcal{R}X1day = \mathcal{R}X1day_{\text{fut}} - \mathcal{R}X1day_{\text{hist}}, \quad (6.3)$$

$$\Delta CDD = CDD_{\text{fut}} - CDD_{\text{hist}}. \quad (6.4)$$

Valores positivos indicam aumento do indicador no cenário futuro, enquanto valores negativos indicam redução.

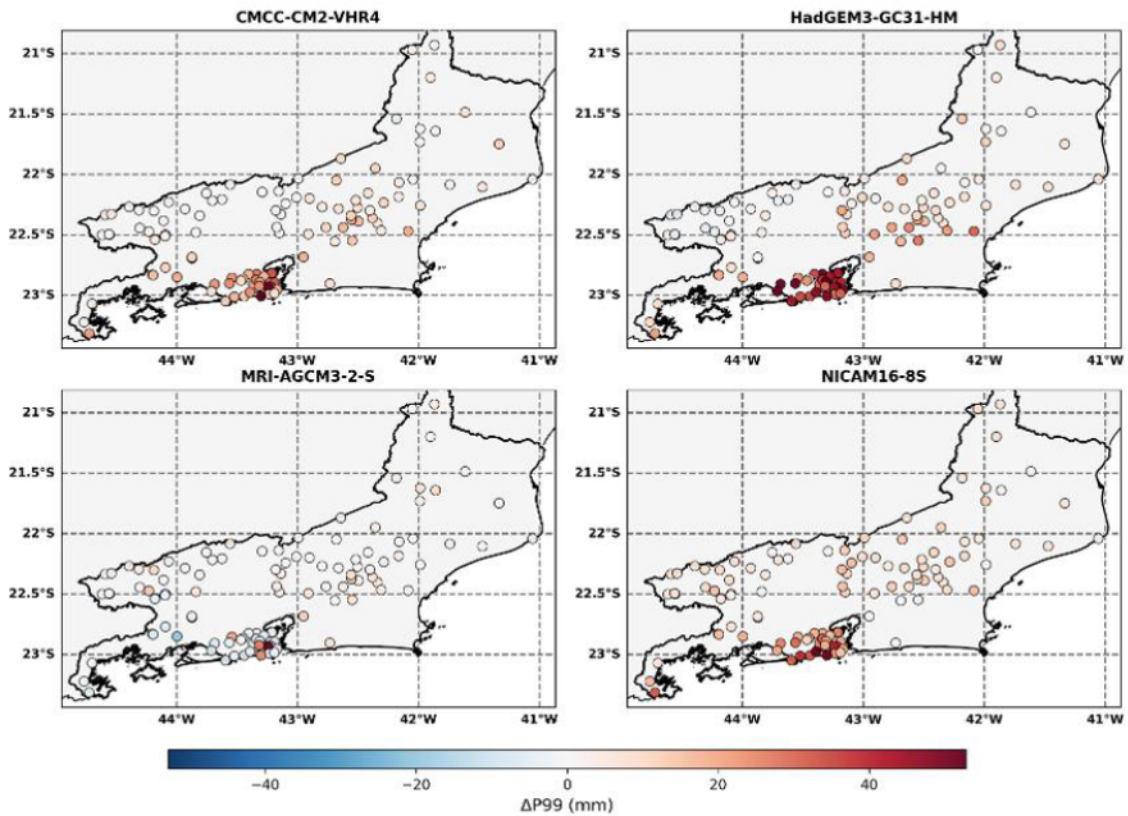


Figura 6.6: Diferença entre futuro e histórico para o indicador P99 ( $\Delta P99 = P99_{\text{fut}} - P99_{\text{hist}}$ ) nas estações pluviométricas do Estado do Rio de Janeiro, para os quatro modelos.

Os resultados de  $\Delta P99$  corroboram a análise das curvas de excedência, evidenciando predominância de valores positivos em regiões costeiras e, de forma recorrente, na Região Metropolitana e na Região Serrana. Esse padrão é compatível com intensificação dos quantis elevados de precipitação diária no cenário futuro, sobretudo em áreas já historicamente associadas a eventos de chuva intensa. As magnitudes variam entre modelos e localidades, mas a coerência espacial do sinal em setores costeiros e orográficos sugere uma resposta relevante nos extremos em parte do território fluminense.

$\Delta RX1day$  (Futuro - Histórico) - QDM - Modelos CMIP6

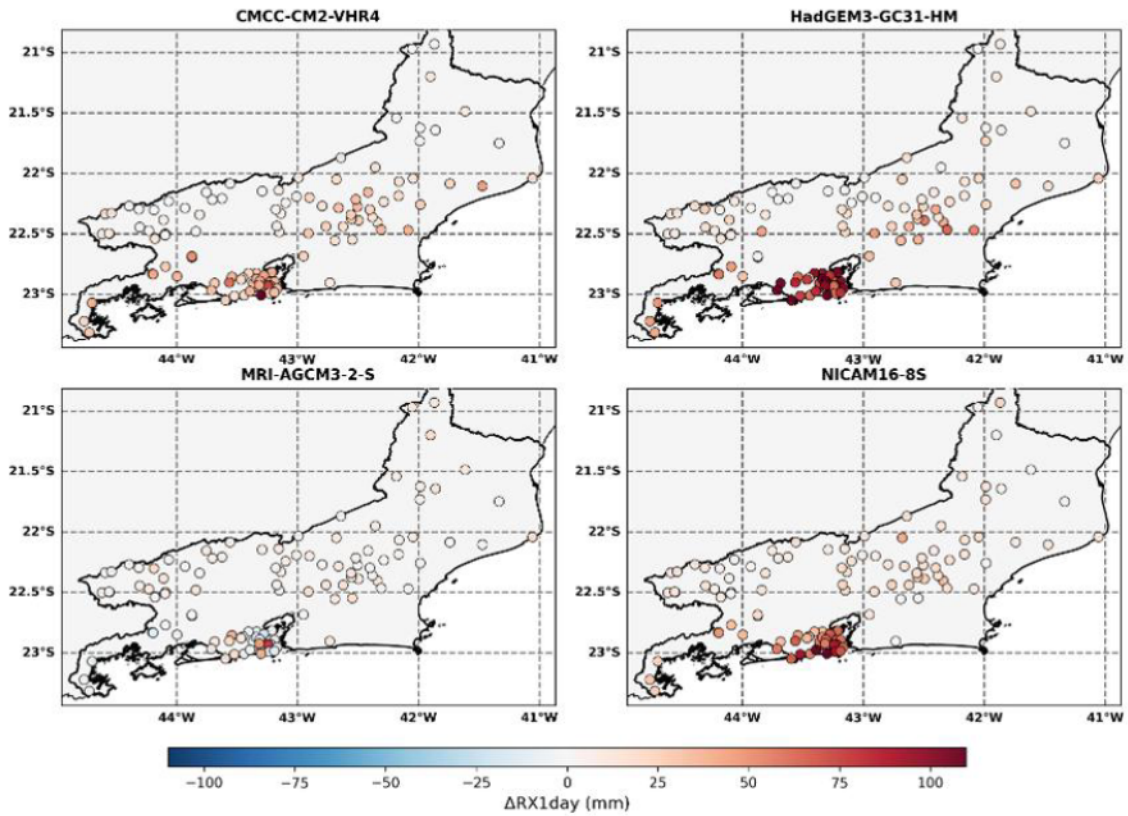


Figura 6.7: Diferença entre futuro e histórico para o indicador  $RX1day$  ( $\Delta RX1day = RX1day_{fut} - RX1day_{hist}$ ).

O indicador  $\Delta RX1day$  apresenta padrão espacial, em geral, consistente com  $\Delta P99$ , com aumentos mais pronunciados em setores litorâneos e em partes das Regiões Metropolitana e Serrana. Esse comportamento indica maior contribuição de poucos eventos diários muito intensos para o total anual de máximos, reforçando a importância de avaliar conjuntamente quantis elevados (P99) e máximos anuais ( $RX1day$ ).

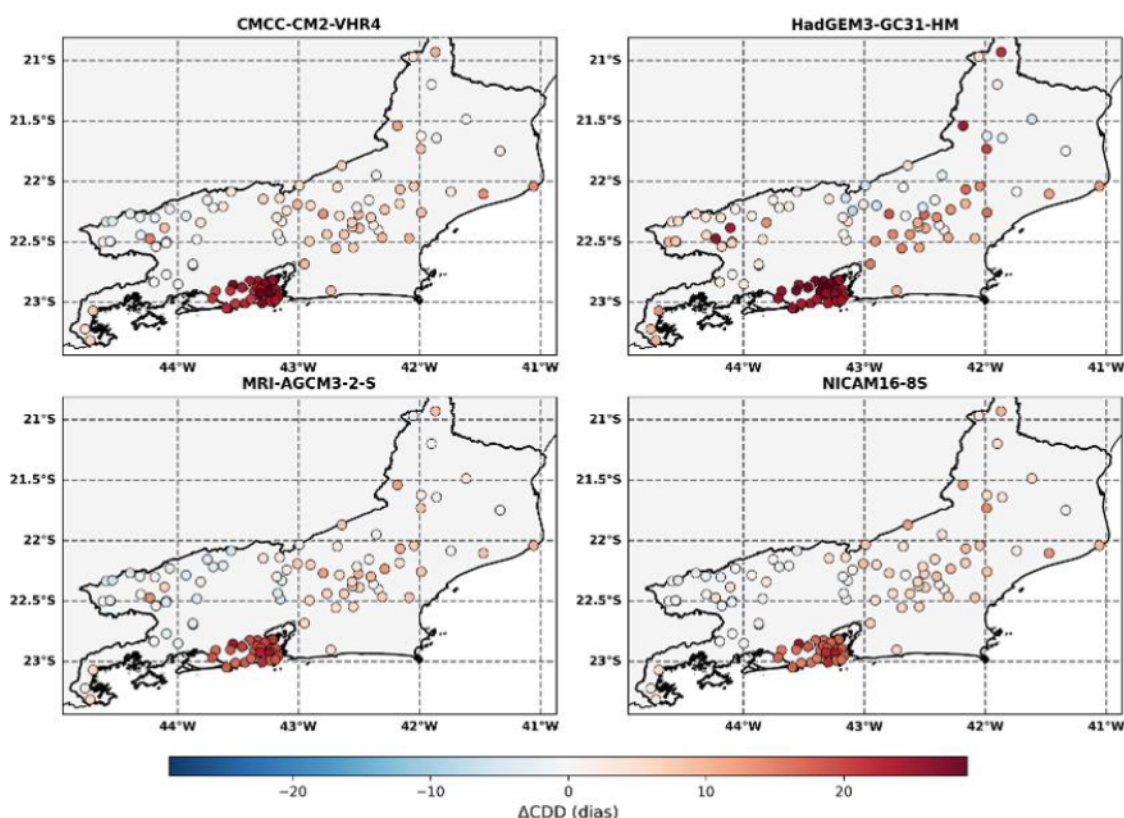


Figura 6.8: Diferença entre futuro e histórico para o indicador CDD ( $\Delta CDD = CDD_{\text{fut}} - CDD_{\text{hist}}$ ).

No caso de  $\Delta CDD$ , observa-se, em diversas áreas, aumento da duração típica dos períodos secos, indicando que a intensificação de eventos extremos pode ocorrer concomitantemente a maior persistência de estiagens. A magnitude e a distribuição espacial do sinal variam entre modelos, reforçando a necessidade de interpretação regional e intermodelos.

Os valores médios regionais de P99, RX1day e CDD para cada modelo, considerando separadamente os períodos histórico e futuro, estão apresentados no Apêndice E, permitindo quantificar numericamente os incrementos e subsidiar comparações intermodelos.

De forma integrada, os resultados indicam que, embora a distribuição diária apresente mudanças discretas nos quantis intermediários, os modelos CMIP6-HighResMIP projetam alterações relevantes na cauda sob o cenário de altas emissões, com sinais de aumento da probabilidade relativa de eventos muito intensos e, simultaneamente, mudanças no regime seco (CDD) em parte do Estado do Rio de Janeiro.

## 6.4 Avaliação das Lâminas de Precipitação e Tempos de Retorno

Nesta seção são estimadas as lâminas extremas associadas a tempos de retorno ( $T$ ) para os cenários histórico e futuro, a partir do ajuste da distribuição de Valores Extremos Generalizada (GEV) às séries de máximos anuais de precipitação diária ( $RX1day$ ). O objetivo é quantificar a magnitude das mudanças projetadas nos níveis de retorno e avaliar sua variabilidade espacial e regional, com foco em aplicações de engenharia e gestão do risco hidrológico.

### 6.4.1 Mudanças espaciais dos níveis de retorno

Para cada modelo, foram utilizadas as séries diárias corrigidas por *Quantile Delta Mapping* (QDM) e, em seguida, agregadas em máximos anuais por estação. A GEV foi ajustada separadamente para os períodos histórico e futuro, resultando em estimativas de níveis de retorno ( $\mathcal{RL}_T$ ) para  $T = 5, 10, 25, 50$  e  $100$  anos. A mudança projetada foi então definida como:

$$\Delta \mathcal{RL}_T = \mathcal{RL}_T^{\text{fut}} - \mathcal{RL}_T^{\text{bist}}, \quad (6.5)$$

de modo que valores positivos indicam intensificação das lâminas extremas no futuro, enquanto valores negativos sugerem redução.

As Figuras 6.9, 6.10, 6.11 e 6.12 apresentam, para cada modelo, a espacialização dos níveis de retorno no período histórico ( $\mathcal{RL}_T^{\text{bist}}$ ), no período futuro ( $\mathcal{RL}_T^{\text{fut}}$ ) e da mudança associada ( $\Delta \mathcal{RL}_T$ ), organizadas em painéis  $5 \times 3$ . As linhas correspondem aos tempos de retorno e as três colunas representam, respectivamente,  $\mathcal{RL}_T^{\text{bist}}$ ,  $\mathcal{RL}_T^{\text{fut}}$  e  $\Delta \mathcal{RL}_T$ . As bolhas indicam as estações pluviométricas e as cores dentro de cada estação representam o sinal e a magnitude da variável representada em cada painel. Os painéis de  $\Delta \mathcal{RL}_T$  utilizam escala única de cores (em mm), permitindo comparar diretamente as magnitudes projetadas entre modelos e tempos de retorno. Esse formato permite comparar, de forma integrada, (i) a distribuição espacial das lâminas extremas em cada período e (ii) o padrão espacial das mudanças projetadas.

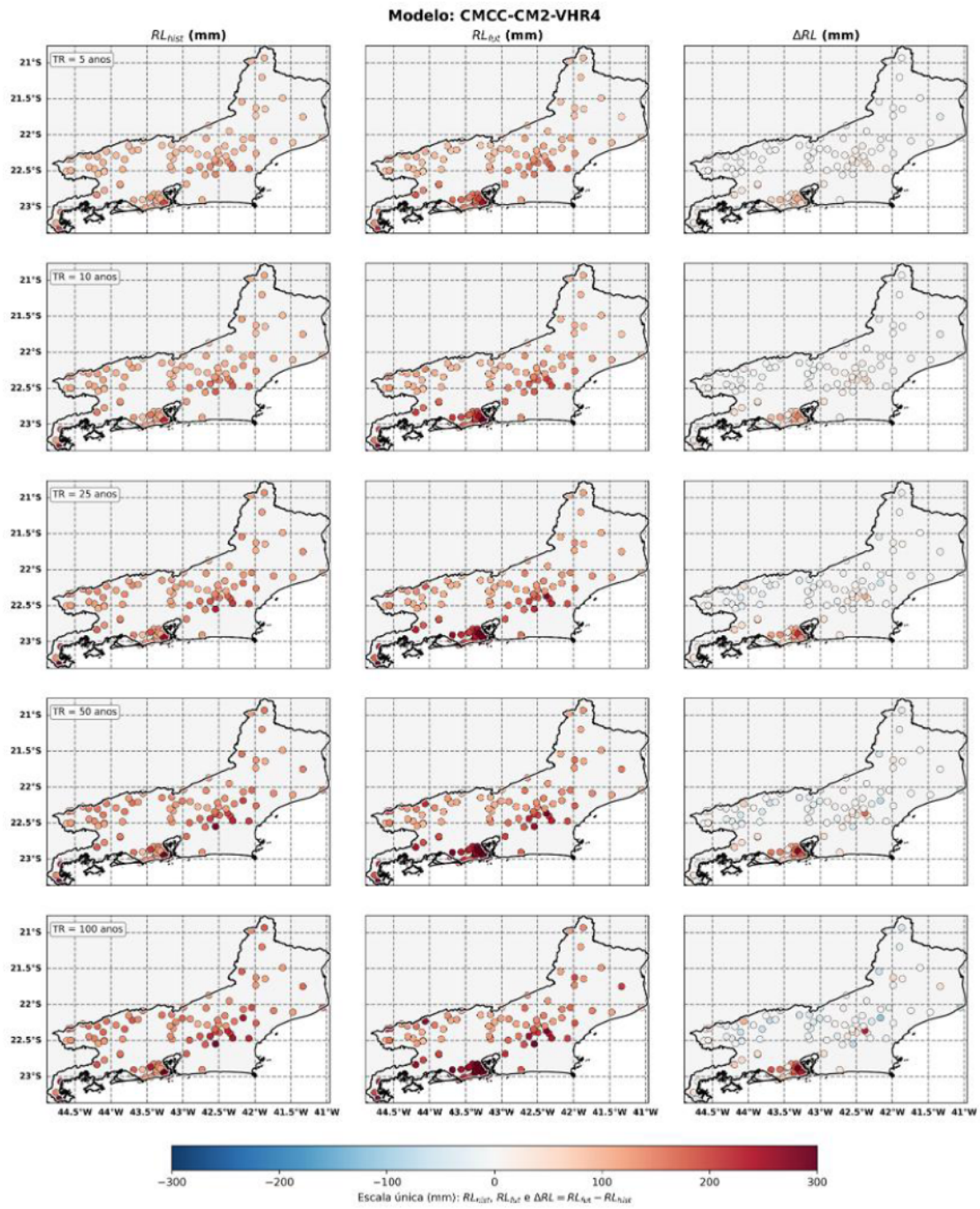


Figura 6.9: Mapas espacializados dos níveis de retorno ( $RL_T$ ) no histórico ( $RL_T^{hist}$ ) e no futuro ( $RL_T^{fut}$ ), e da mudança  $\Delta RL_T = RL_T^{fut} - RL_T^{hist}$ , para  $T = 5, 10, 25, 50$  e  $100$  anos, para o modelo CMCC-CM2-VHR4.

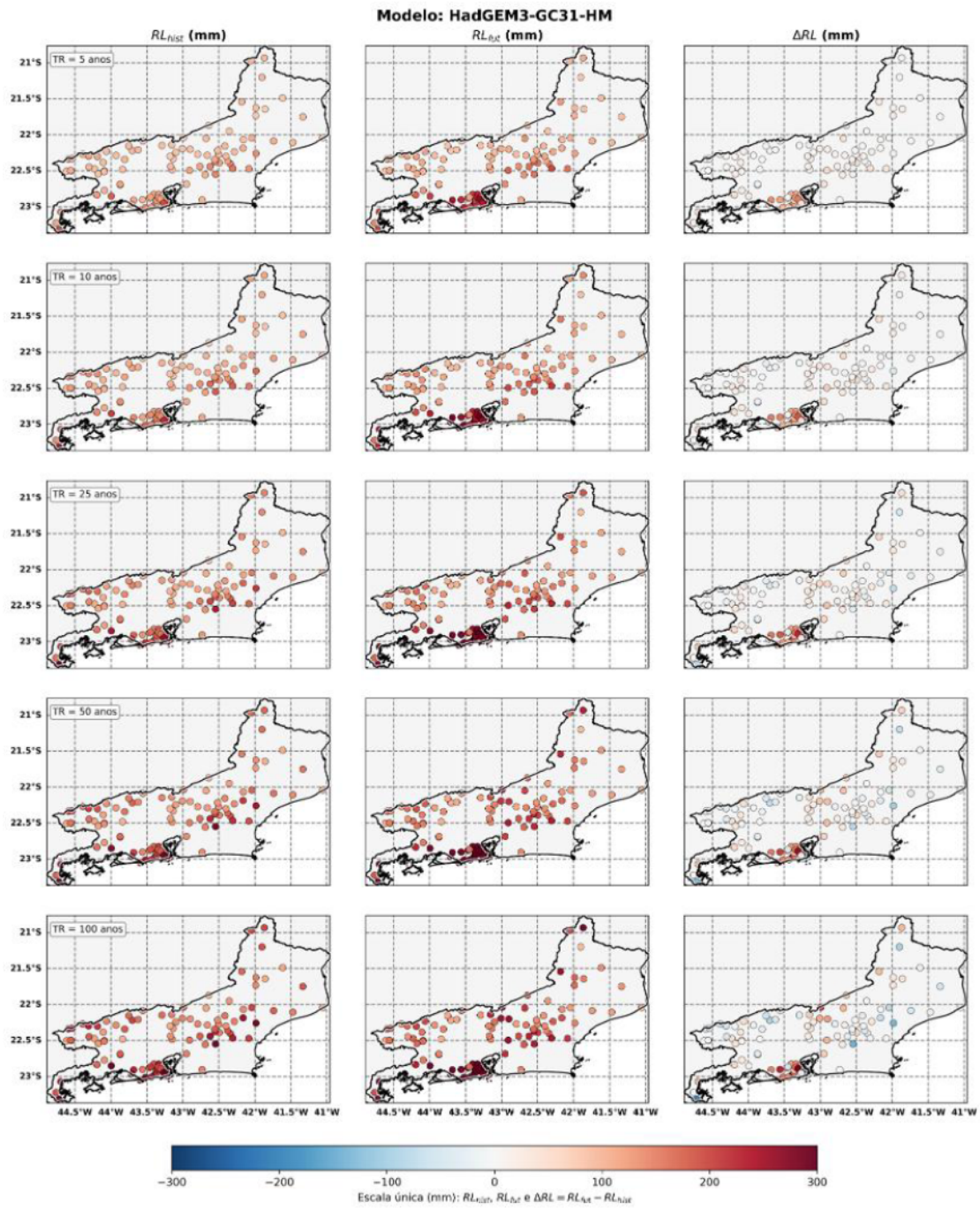


Figura 6.10: Idem à Figura 6.9, para o modelo HadGEM3-GC31-HM.

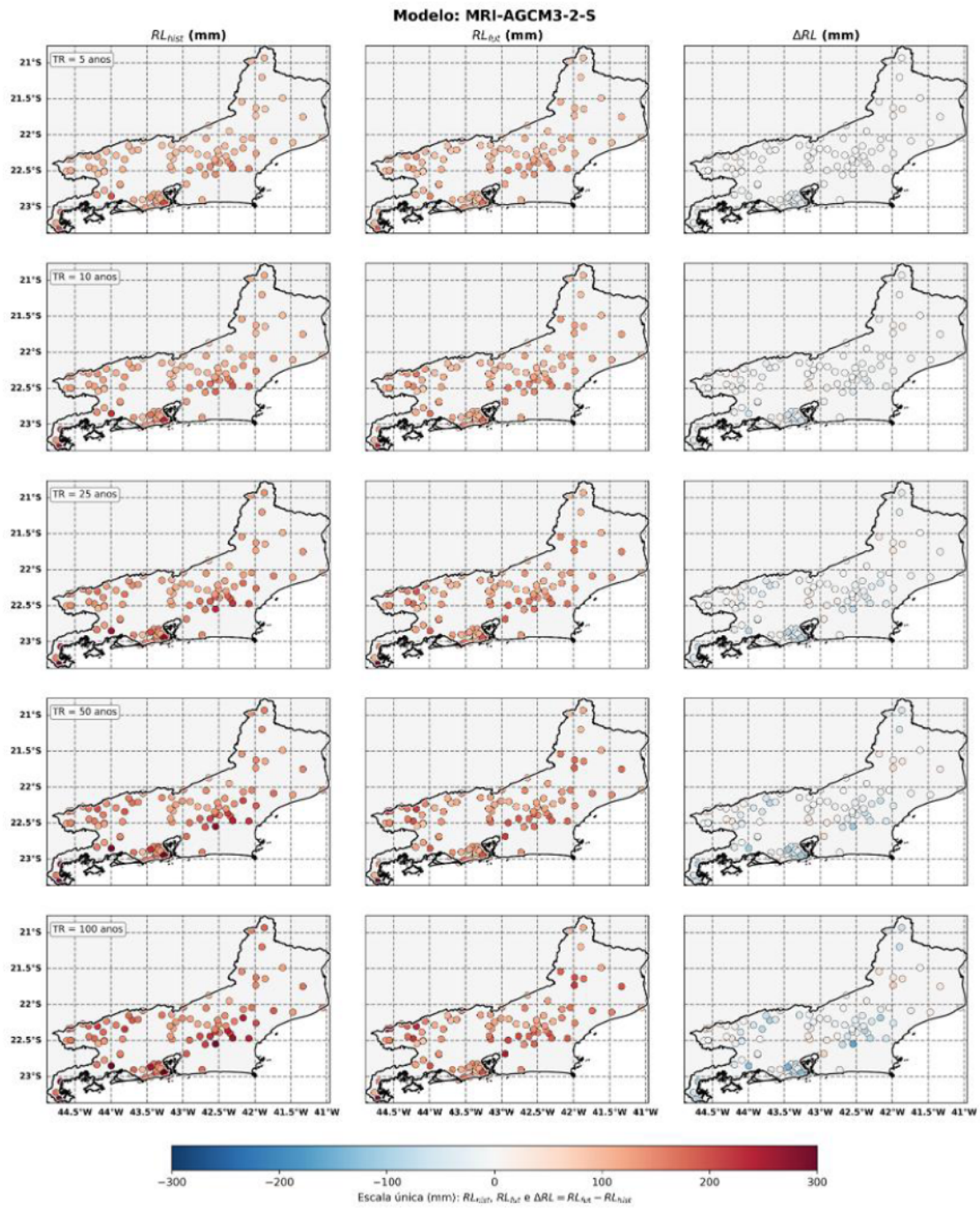


Figura 6.11: Idem à Figura 6.9, para o modelo MRI-AGCM3-2-S.

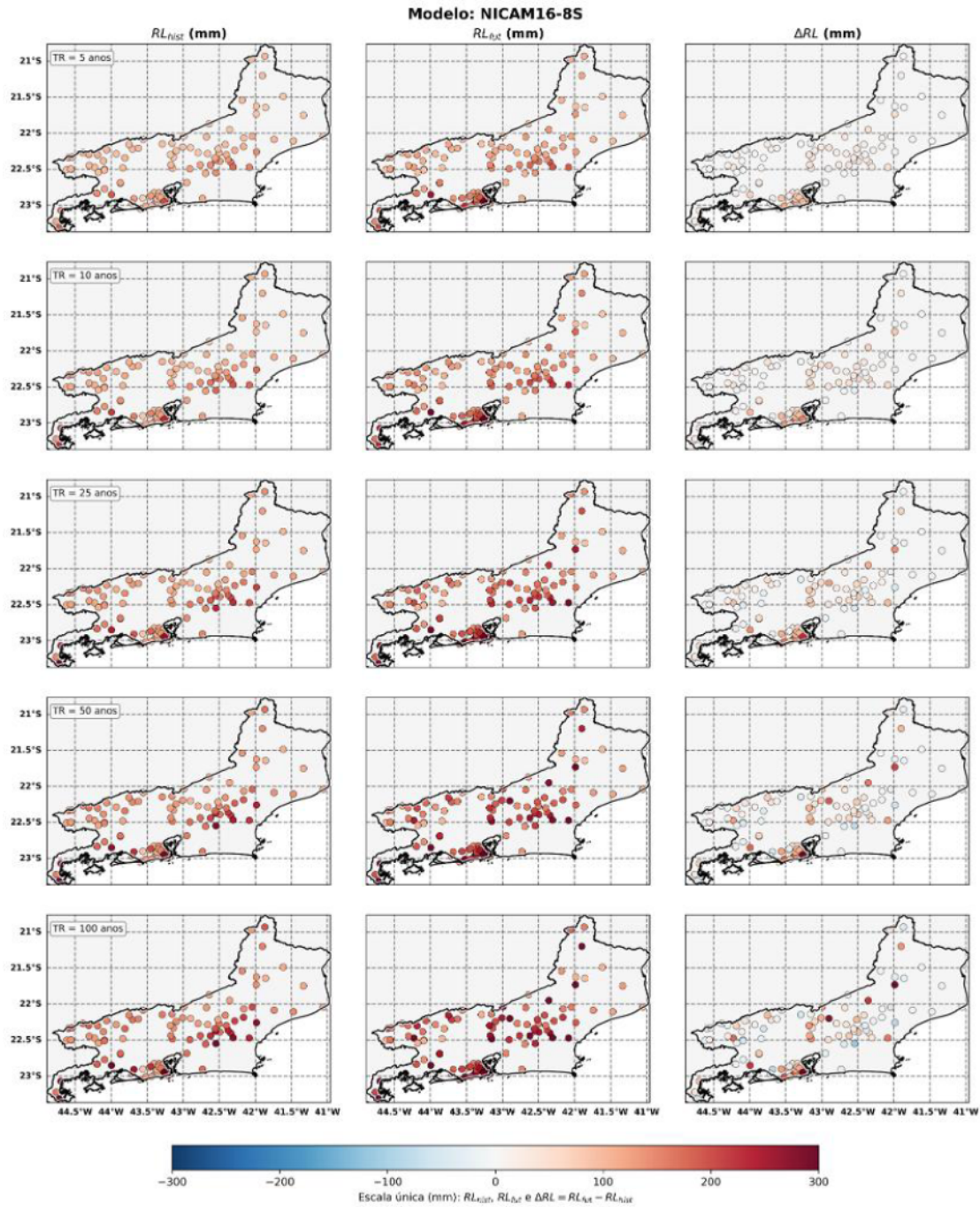


Figura 6.12: Idem à Figura 6.9, para o modelo NICAM16-8S.

De modo geral, observa-se que as diferenças entre  $RL_T^{\text{fut}}$  e  $RL_T^{\text{hist}}$  tendem a se acentuar com o aumento do tempo de retorno, especialmente para  $T = 50$  e  $100$  anos, o que sugere uma intensificação mais pronunciada dos eventos raros em comparação aos eventos mais frequentes. Esse comportamento é consistente com a maior sensibilidade das caudas das distribuições ajustadas no cenário futuro e com o aumento das incertezas associadas à extrapolação para tempos de retorno elevados.

Do ponto de vista espacial, os maiores aumentos de  $\Delta RL_T$  são observados de forma recorrente em setores costeiros e na Região Metropolitana do Rio de Janeiro, enquanto

o interior apresenta resposta mais heterogênea, incluindo reduções pontuais em algumas localidades e modelos. Essas diferenças reforçam a dependência regional das projeções e a influência de fatores locais, como topografia e circulação de mesoescala na distribuição espacial de extremos.

Adicionalmente, a comparação entre modelos evidencia variabilidade tanto na magnitude quanto no sinal de  $\Delta RL_T$  em parte do domínio, ressaltando a importância da abordagem multimodelo para caracterização das incertezas associadas às projeções de precipitações extremas.

## 6.4.2 Distribuição regional das mudanças extremas

Com o intuito de complementar a análise espacial apresentada anteriormente, avaliou-se a distribuição regional das mudanças associadas aos níveis de retorno extremos, incorporando explicitamente a variabilidade intra-regional das respostas projetadas. Para isso, analisou-se a variação relativa dos níveis de retorno associada ao tempo de retorno de 100 anos ( $\Delta RL_{100}$ ), expressa em termos percentuais e agregada por Região Geográfica Intermediária do IBGE. Essa abordagem permite comparar regiões com regimes pluviométricos distintos de forma normalizada, além de evidenciar a dispersão, a assimetria e a presença de valores extremos nas projeções dentro de cada região.

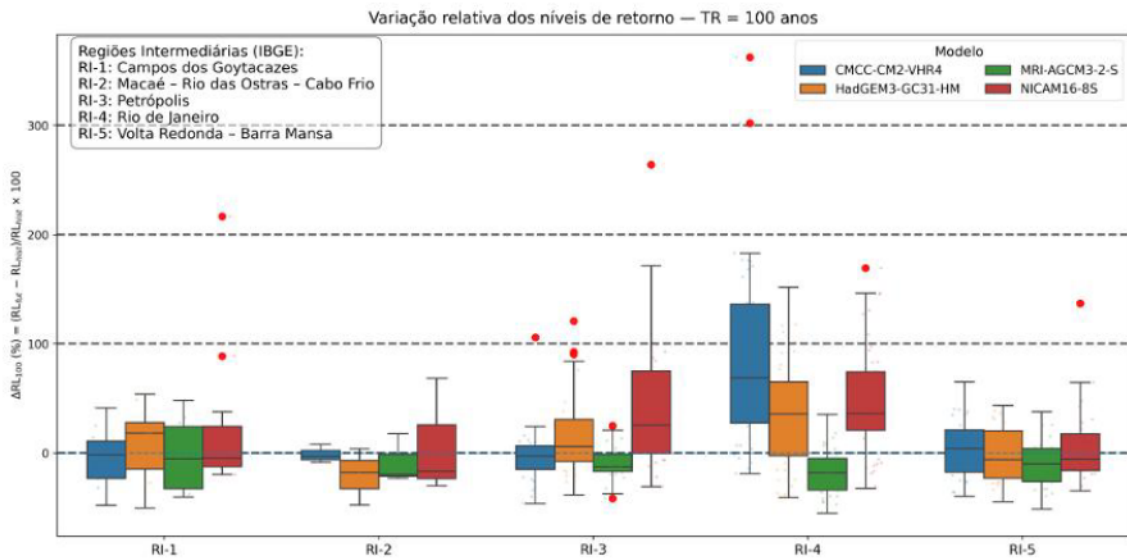


Figura 6.13: Distribuição regional da variação relativa dos níveis de retorno associados ao tempo de retorno de 100 anos ( $\Delta RL_{100}$ ), expressa em termos percentuais, para as cinco Regiões Geográficas Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro. Os boxplots representam a distribuição das estimativas por estação pluviométrica em cada região, enquanto as cores indicam os diferentes modelos climáticos avaliados. A linha tracejada horizontal indica variação nula ( $\Delta RL_{100} = 0$ ).

A Figura 6.13 evidencia forte heterogeneidade regional nas mudanças relativas dos ní-

veis de retorno, em concordância com os padrões espaciais previamente identificados. As regiões RI-3 (Petrópolis) e RI-4 (Rio de Janeiro) destacam-se por apresentar medianas positivas elevadas na maioria dos modelos, indicando um aumento sistemático na magnitude de eventos extremos raros no cenário futuro.

Em particular, a Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RI-4) exibe as maiores amplitudes e dispersões, com valores de  $\Delta RL_{100}$  frequentemente superiores a 50% e ocorrência de outliers. Esse comportamento sugere elevada sensibilidade da região a alterações na intensidade dos eventos extremos e forte dependência do modelo climático adotado. Tais resultados são consistentes com os indicadores RX1day e P99 analisados anteriormente, bem como com os mapas espaciais das mudanças absolutas, reforçando a maior vulnerabilidade relativa dessa região sob cenários futuros de aquecimento.

A Região Serrana (RI-3), representada por Petrópolis, também apresenta sinal de intensificação dos extremos, embora com maior variabilidade entre modelos. Essa dispersão é compatível com a influência de fatores locais, como a topografia e os efeitos orográficos, que condicionam a resposta dos extremos em escala sub-regional, em consonância com os resultados espaciais obtidos no Capítulo 5 e com as análises de cauda da distribuição.

Em contraste, as regiões RI-1 (Campos dos Goytacazes) e RI-5 (Volta Redonda–Barra Mansa) apresentam medianas próximas de zero e distribuições mais concentradas, indicando respostas mais neutras ou moderadas às mudanças climáticas projetadas. Esse resultado reforça que os impactos sobre os extremos de precipitação não são espacialmente homogêneos no Estado do Rio de Janeiro, mesmo sob um mesmo cenário de forçamento climático.

A região RI-2 (Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio) apresenta comportamento mais heterogêneo, com medianas próximas de zero, mas presença de valores extremos positivos em alguns modelos. Essa característica reflete tanto a influência do regime costeiro quanto a maior incerteza associada ao número reduzido de estações disponíveis, reforçando a necessidade de cautela na interpretação regionalizada dos resultados.

A comparação entre os modelos climáticos evidencia diferenças no sinal e na magnitude das mudanças projetadas. Enquanto modelos como o MRI tendem a apresentar respostas mais conservadoras, outros, como o CMCC e o NICAM, exibem maior dispersão e caudas mais longas, especialmente nas regiões Serrana e Metropolitana. Esses contrastes reforçam a importância da abordagem multimodelo adotada nesta dissertação e indicam que a consideração explícita da variabilidade regional e intra-regional é fundamental para a avaliação de riscos hidrológicos futuros e para o desenvolvimento de critérios de projeto mais robustos em um contexto de não estacionaridade climática.

### 6.4.3 Deslocamento do tempo de retorno dos eventos históricos

Além das alterações nas lâminas associadas a tempos de retorno fixos, é fundamental avaliar como eventos caracterizados no período histórico passam a se redistribuir em termos de frequência no cenário futuro. Para isso, foi analisado o deslocamento do tempo de retorno

equivalente no futuro ( $T_{fut}$ ) de eventos históricos associados a  $T_{hist} = 5, 10, 25, 50$  e 100 anos. O  $T_{fut}$  foi obtido, para cada estação, por interpolação na relação entre níveis de retorno e tempos de retorno estimada a partir do ajuste da distribuição GEV no período futuro, considerando o nível de retorno histórico como referência.

As Figuras 6.14, 6.15, 6.16 e 6.17 apresentam, para cada modelo climático, o tempo de retorno equivalente no cenário futuro associado aos eventos históricos, agregados por Região Geográfica Intermediária. As barras representam os valores medianos regionais de  $T_{fut}$ , adotados como medida de síntese por serem menos sensíveis à presença de outliers e por representarem, de forma estável, o comportamento central em um contexto de elevada variabilidade inter-estação, permitindo comparação consistente entre escalas de recorrência e entre modelos.

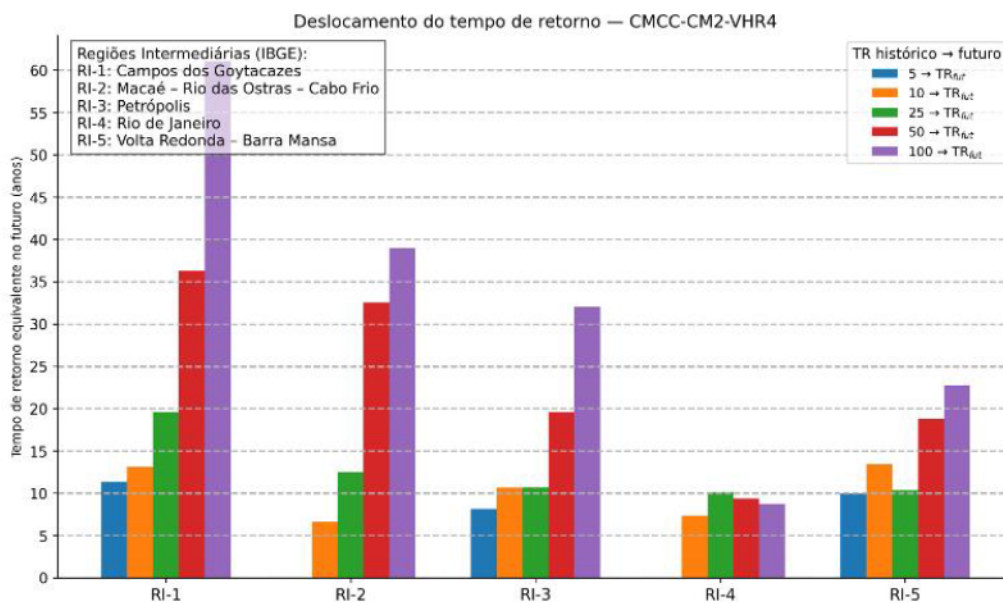


Figura 6.14: Deslocamento do tempo de retorno equivalente no futuro ( $T_{fut}$ ) para eventos históricos associados a  $T_{hist} = 5, 10, 25, 50$  e 100 anos, segundo o modelo CMCC-CM2-VHR4.

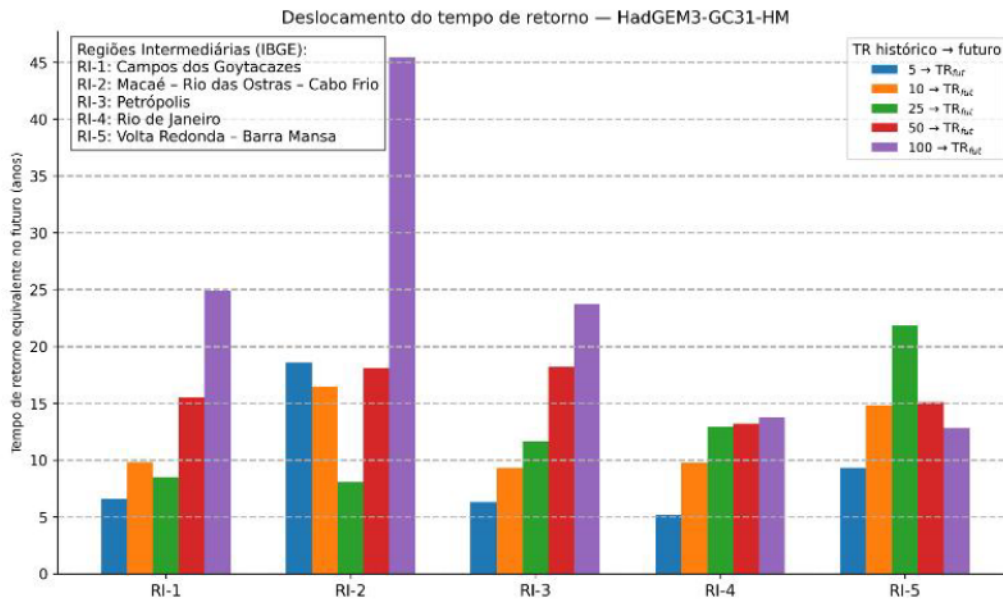


Figura 6.15: Idem à Figura 6.14, para o modelo HadGEM3-GC31-HM.

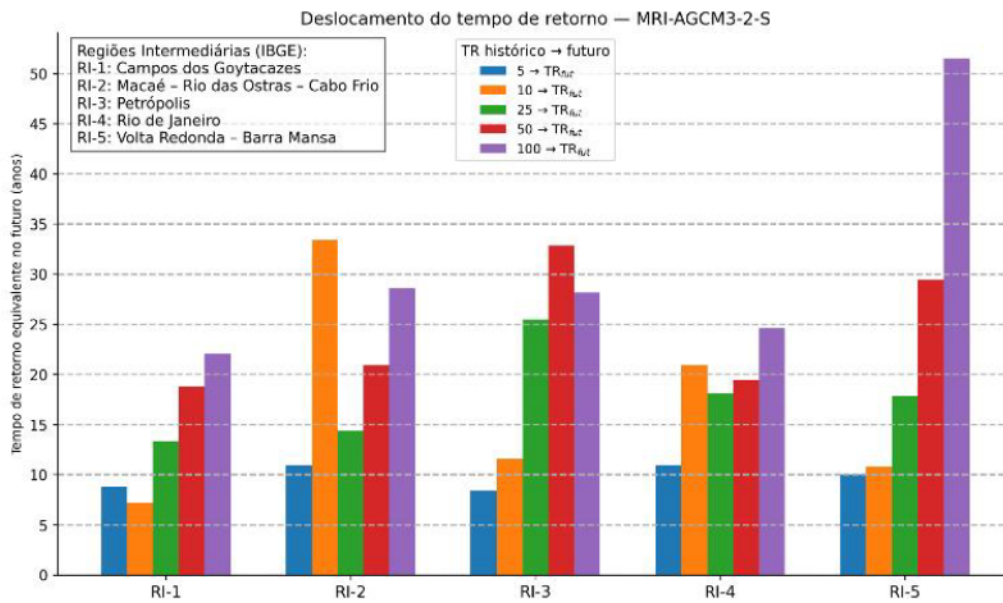


Figura 6.16: Idem à Figura 6.14, para o modelo MRI-AGCM3-2-S.

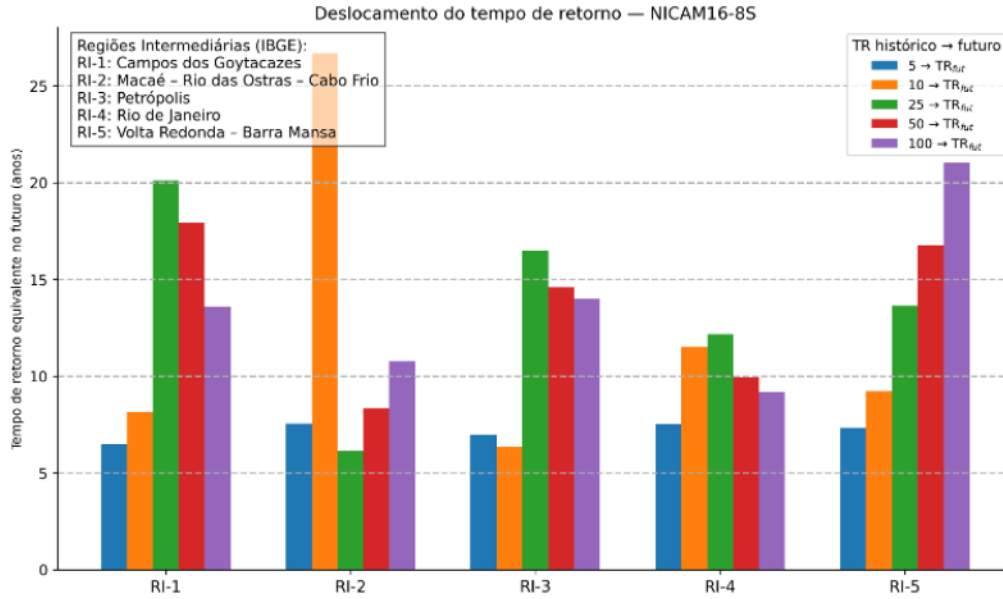


Figura 6.17: Idem à Figura 6.14, para o modelo NICAM16-8S.

De modo geral, os resultados indicam redução dos tempos de retorno equivalentes no cenário futuro para eventos extremos históricos, especialmente para aqueles associados a maiores valores de  $T_{\text{hist}}$ . Em diversas regiões e modelos, eventos que no período histórico apresentavam tempos de retorno da ordem de 50 ou 100 anos passam a ocorrer, no cenário futuro, com recorrências menores, caracterizando aumento da frequência relativa desses extremos. Em alguns casos pontuais observa-se aumento dos tempos de retorno equivalentes, porém esse comportamento ocorre predominantemente para eventos associados a tempos de retorno históricos menores (por exemplo,  $T_{\text{hist}} = 5$  ou  $10$  anos) e em regiões específicas. Para tempos de retorno mais elevados ( $T_{\text{hist}} = 25, 50$  e  $100$  anos), os resultados indicam de forma consistente a redução do tempo de retorno equivalente no cenário futuro, evidenciando aumento da frequência relativa dos eventos extremos mais raros e, conseqüentemente, intensificação do risco associado a episódios de precipitação intensa.

Esse comportamento é particularmente evidente nas regiões costeiras e na Região Metropolitana do Rio de Janeiro, onde os valores medianos de  $T_{\text{fut}}$  associados a eventos históricos extremos apresentam reduções mais pronunciadas. Por outro lado, regiões do interior, como Volta Redonda–Barra Mansa, tendem a apresentar deslocamentos mais moderados, ainda que consistentes entre os diferentes modelos.

## 6.5 Discussão

Em síntese, a comparação entre os modelos evidencia diferenças na magnitude das mudanças projetadas nas lâminas extremas e no deslocamento dos tempos de retorno, refletindo incertezas inerentes às simulações climáticas. Ainda assim, predomina a redução de  $T_{\text{fut}}$  para eventos associados a altos tempos de retorno no período histórico, indicando aumento da frequência de ocorrência de extremos que, no clima atual, são classificados como raros.

Esse resultado é particularmente relevante para aplicações de engenharia, pois implica que critérios usuais de nível de serviço baseados em tempos de retorno fixos (por exemplo, 10, 25, 50 e 100 anos) podem deixar de representar o mesmo patamar de risco ao longo da vida útil de sistemas e obras, caso a distribuição de extremos se desloque de forma persistente.

Essas evidências reforçam os achados apresentados nas seções anteriores e possuem implicações diretas para o dimensionamento de obras hidráulicas e para a gestão do risco hidrológico, uma vez que eventos historicamente associados a baixas probabilidades de ocorrência tendem a se tornar mais frequentes no cenário futuro. Dessa forma, as mudanças projetadas nas lâminas extremas e nos tempos de retorno não apenas alteram a magnitude dos eventos, mas também redefinem sua recorrência, ampliando os desafios associados ao planejamento, à adaptação e à redução de vulnerabilidades no Estado do Rio de Janeiro.

## Capítulo 7

# Tomada de Decisão em Drenagem Urbana Sob Não Estacionariedade

Os capítulos anteriores desta dissertação demonstraram, sob diferentes abordagens estatísticas e climáticas, que as séries de precipitação extrema no Estado do Rio de Janeiro apresentam evidências consistentes de não estacionariedade. Foram identificadas tendências significativas em parte das estações (Capítulo 4), diferenças sistemáticas entre modelos estacionários e não estacionários (Capítulo 4) e deslocamentos relevantes nos tempos de retorno equivalentes sob projeções futuras (Capítulo 6). Esses resultados indicam que as magnitudes e frequências associadas aos extremos hidrológicos não podem mais ser tratadas como invariantes ao longo do tempo.

A constatação estatística da mudança, entretanto, não encerra o problema. A etapa seguinte consiste em traduzir essas evidências em critérios de projeto e estratégias de gestão do risco. Nesse processo, surgem múltiplas fontes de incerteza: (i) a escolha entre hipóteses estacionária e não estacionária para o ajuste estatístico; (ii) a consideração de cenários de projeções climáticas futuras; e (iii) a heterogeneidade espacial entre diferentes estações pluviométricas. Essas dimensões podem conduzir a estimativas distintas para um mesmo tempo de retorno nominal, tornando a decisão dependente das premissas adotadas.

Para explicitar essa condição, a seção seguinte apresenta um exercício de síntese das diferenças de lâmina extrema associadas às principais fontes de incerteza identificadas nesta dissertação.

### 7.1 Tensão decisória associada às hipóteses estatísticas e climáticas

A Figura 7.1 apresenta as diferenças de lâmina extrema ( $\Delta RL$ ) associadas a duas fontes principais de incerteza: (i) a diferença entre hipóteses estacionária e não estacionária nos dados observados; e (ii) a diferença entre clima histórico e projeções futuras corrigidas por QDM. Para cada tempo de retorno ( $TR$ ), as linhas indicam as medianas correspondentes,

enquanto as faixas sombreadas representam a variabilidade associada a cada fonte de incerteza. No caso das observações (faixa azul), o intervalo corresponde ao mínimo–máximo entre as estações que apresentaram tendência significativa no teste de Mann–Kendall, considerando as lâminas estimadas sob hipóteses estacionária e não estacionária. Para as projeções climáticas (faixa laranja), o intervalo mínimo–máximo reflete a dispersão entre os modelos climáticos considerados na análise, considerando as diferenças entre as estimativas de lâmina extrema no clima futuro e no clima histórico.

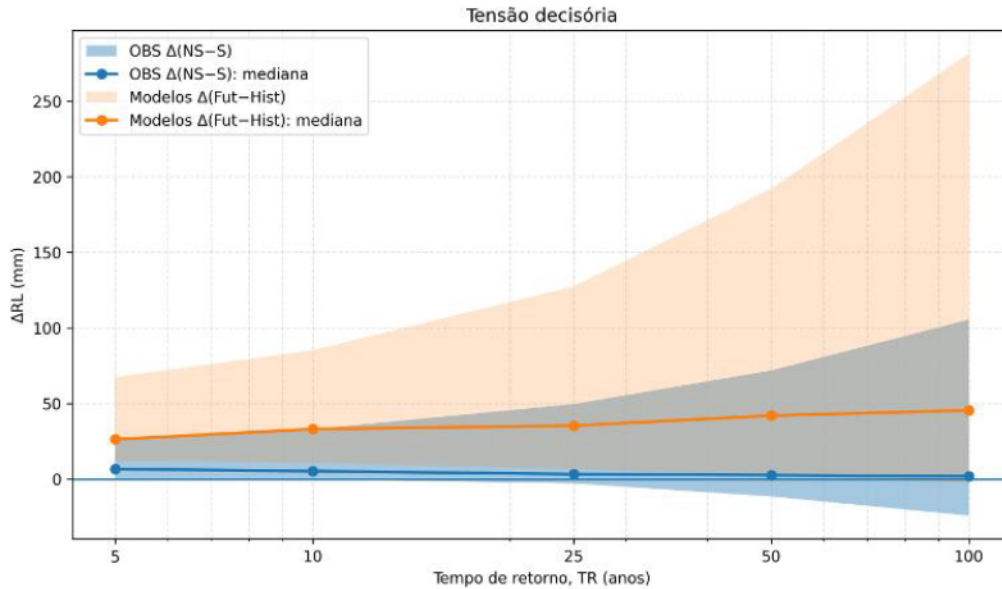


Figura 7.1: Tensão decisória associada às diferenças de lâmina extrema ( $\Delta RL$ ) para diferentes tempos de retorno. As linhas representam as medianas das diferenças. A faixa azul indica o intervalo máximo–mínimo entre as estações com tendência significativa no teste de Mann–Kendall (não estacionário – estacionário), enquanto a faixa laranja representa o intervalo máximo–mínimo entre os modelos climáticos nas projeções futuro–histórico corrigidas por QDM.

Observa-se que a amplitude das diferenças cresce com o aumento do tempo de retorno, especialmente no caso das projeções futuras. Para eventos associados a  $TR$  mais elevados, a dispersão entre estimativas torna-se substancial, ampliando a sensibilidade da decisão às premissas adotadas. Esse comportamento reflete tanto o aumento da incerteza associada à modelagem da cauda da distribuição de extremos quanto a maior variabilidade entre modelos climáticos na representação de eventos mais severos.

Verifica-se uma sobreposição parcial entre as faixas associadas às hipóteses estatísticas observadas e às projeções climáticas futuras. Esse solapamento sugere que parte das mudanças projetadas pelos modelos pode já estar se manifestando nos registros observacionais, na medida em que as tendências identificadas nas séries históricas conduzem a estimativas de lâmina extrema comparáveis àquelas derivadas das projeções climáticas corrigidas. A proximidade entre esses intervalos indica, portanto, não apenas consistência

entre abordagens independentes, mas também a possibilidade de que o deslocamento no regime de extremos já esteja em curso em determinadas regiões.

Essa representação evidencia três aspectos relevantes para a tomada de decisão em contextos de não estacionariedade. Primeiro, a magnitude das mudanças não é constante ao longo dos tempos de retorno, aumentando progressivamente para eventos mais raros. Segundo, a heterogeneidade espacial entre estações e a dispersão entre modelos ampliam a faixa de valores plausíveis para um mesmo  $T_R$ , dificultando a adoção de um único critério uniforme. Por fim, a coexistência de diferentes hipóteses estatísticas e cenários climáticos reforça que o tempo de retorno deve ser interpretado como um indicador condicionado ao contexto analítico adotado, e não como um parâmetro fixo e atemporal.

Diante desse quadro, a decisão em drenagem urbana sob condições de não estacionariedade deixa de ser um exercício puramente determinístico e passa a envolver avaliação explícita de incertezas, revisão periódica de critérios e consideração de risco residual. Com base nessas premissas, a seção seguinte apresenta um esquema conceitual escalonado de gestão adaptativa do risco de inundação, aplicado ao contexto do Estado do Rio de Janeiro.

## 7.2 Esquema escalonado aplicado ao Estado do Rio de Janeiro

Os resultados apresentados no Capítulo 6 indicaram, de forma consistente entre modelos climáticos, deslocamento dos tempos de retorno equivalentes para eventos extremos no Estado do Rio de Janeiro, com redução da recorrência associada a limiares historicamente raros. Em termos de projeto, esse comportamento implica perda progressiva de nível de serviço quando se adota, ao longo de toda a vida útil da infraestrutura, um critério fixo baseado em hipótese estritamente estacionária (BARKDOLL, 2024; COOLEY, 2013).

A Figura 7.2 propõe uma leitura operacional desse problema sob a forma de um esquema escalonado de gestão adaptativa do risco de inundação. A proposta é fundamentada na combinação entre: (i) evidências hidrológicas e climáticas obtidas nesta dissertação; (ii) princípios de revisão periódica e adaptação incremental presentes em diretrizes internacionais (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO), 2019; UK GOVERNMENT, 2016; SCOTTISH ENVIRONMENT PROTECTION AGENCY (SEPA), 2025); e (iii) arcabouço multicamadas de gestão do risco, no qual medidas estruturais e não estruturais são tratadas como complementares (UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015; GOVERNMENT OF THE NETHERLANDS, 2024).

No esquema proposto, o eixo vertical representa a severidade hidrológica em termos de precipitação/lâmina de retorno ( $PREC/R_L$ ), e o eixo horizontal representa a evolução temporal do sistema ao longo de sua vida útil. As trajetórias associadas às hipóteses estacionária e não estacionária expressam, para um mesmo tempo de retorno nominal de referência, comportamentos distintos da severidade ao longo do tempo. O afastamento progressivo entre essas trajetórias sintetiza o mecanismo central observado nos resultados

desta pesquisa: um sistema projetado com base em parâmetros fixos pode atingir mais cedo do que o previsto condições de excedência hidráulica.

Na representação conceitual adotada, a trajetória não estacionária é acompanhada por uma faixa de incerteza associada às projeções climáticas futuras, refletindo a variabilidade entre modelos e cenários possíveis de evolução do regime hidrológico. Assim, em vez de uma única curva determinística de severidade ao longo do tempo, considera-se um intervalo plausível de evolução das condições de risco, coerente com a incerteza inerente às projeções climáticas e hidrológicas de longo prazo.

Nesse contexto, os marcadores verticais representados na figura indicam gatilhos de reavaliação ao longo da vida útil do sistema. Esses gatilhos correspondem a momentos em que novas evidências hidrológicas, atualizações de cenários climáticos ou mudanças nas condições de exposição urbana podem justificar a revisão dos critérios de projeto e das estratégias de gestão do risco. Em vez de assumir um padrão fixo de dimensionamento ao longo de décadas, o esquema propõe que decisões estruturais e operacionais sejam periodicamente reavaliadas à luz de informações atualizadas sobre a evolução do risco.

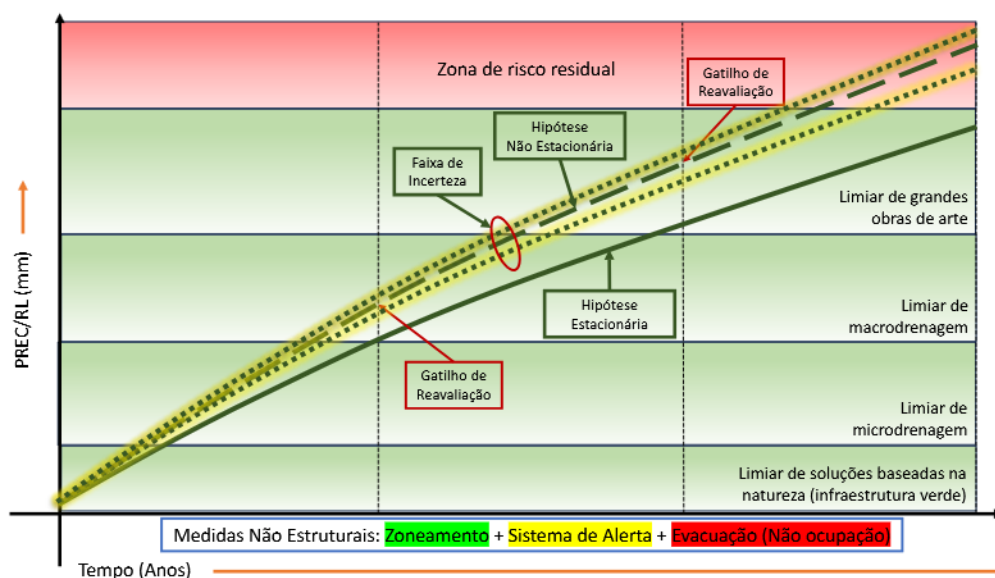


Figura 7.2: Esquema conceitual escalonado para gestão adaptativa do risco de inundação sob não estacionariedade climática, articulando limites de desempenho estrutural, camadas não estruturais contínuas e gatilhos de reavaliação.

Os patamares estruturais representados na figura (soluções baseadas na natureza, microdrenagem, macrodrenagem e grandes obras hidráulicas) devem ser interpretados como limites de desempenho e não como fases rígidas ou necessariamente sequenciais. Cada patamar corresponde a uma capacidade prática de redução da probabilidade de inundação sob determinadas condições de projeto. À medida que a severidade hidrológica evolui e se aproxima desses limites, aumenta a probabilidade de excedência funcional, de deterioração do nível de serviço e de necessidade de intervenções complementares.

A aplicabilidade desse esquema no Estado do Rio de Janeiro não pressupõe uma implementação homogênea em todo o território, devendo considerar a heterogeneidade territorial e institucional entre seus municípios. Em diferentes porções do estado, incluindo áreas densamente urbanizadas e municípios com ocupação consolidada em vales e encostas, a elevada densidade construtiva e as condicionantes geomorfológicas impõem restrições relevantes à ampliação estrutural de grande porte. Em contraste, áreas em expansão urbana ou com menor grau de consolidação ainda podem incorporar, na fase de planejamento, margens físicas de adaptabilidade. Essa diferenciação territorial condiciona a forma como as três regras propostas podem ser operacionalizadas no contexto fluminense.

Em paralelo, o esquema explícita que as medidas não estruturais (zoneamento, sistema de alerta, evacuação e controle da ocupação) atuam de forma contínua no tempo, independentemente do nível de severidade instantâneo. Planejamento territorial, regulação de uso do solo, sistemas de alerta, protocolos de emergência, evacuação e comunicação de risco não substituem as estruturas, mas reduzem exposição e consequências quando os limites estruturais são alcançados ou superados (EUROPEAN UNION, 2007; UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015).

Historicamente, a resposta predominante da engenharia hidráulica a episódios de inundação tem sido a ampliação sucessiva de infraestruturas estruturais após eventos que superam o padrão de projeto. Embora tais intervenções possam aumentar temporariamente a capacidade de proteção, essa lógica tende a produzir dependência crescente de soluções estruturais isoladas, frequentemente sem reduzir de forma duradoura a exposição e a vulnerabilidade do sistema urbano. A abordagem multicamadas proposta neste trabalho busca inverter essa lógica, distribuindo o gerenciamento do risco entre diferentes instrumentos estruturais e não estruturais ao longo do tempo.

Essa complementaridade é consistente com a lógica de *multi-layer safety*, na qual a robustez do sistema depende da interação entre proteção física, ordenamento territorial e capacidade de resposta (GOVERNMENT OF THE NETHERLANDS, 2024). No contexto fluminense, essa articulação ocorre em múltiplas escalas administrativas. No município do Rio de Janeiro, por exemplo, o Centro de Operações e Resiliência (COR) e o Sistema Alerta Rio ilustram a operacionalização da camada de monitoramento e resposta, integrando previsão meteorológica, emissão de alertas e coordenação intersetorial. Em nível estadual, a organização do monitoramento e da resposta envolve diferentes arranjos institucionais, evidenciando que a gestão do risco hidrológico no Estado do Rio de Janeiro é inerentemente multinível e multi-institucional.

Por fim, o esquema também explícita a existência de um domínio de eventos que ultrapassam os limites de proteção estrutural do sistema. A faixa superior da figura representa a zona de risco residual: eventos além do padrão de projeto, falhas de sistema, incerteza climática profunda e combinações adversas entre perigo, exposição e vulnerabilidade. O reconhecimento explícito dessa zona é central para evitar interpretações determinísticas de segurança. Mesmo sob elevados padrões de proteção estrutural, o risco não é eliminado; ele é deslocado e deve ser continuamente gerido por instrumentos combinados de projeto, pla-

nejamento e gestão de emergência (UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015; UNITED NATIONS, 2015).

### 7.3 Discussão

A discussão desenvolvida neste capítulo reforça que a decisão em drenagem urbana, sob não estacionariedade climática, não pode ser tratada como escolha única e permanente de um tempo de retorno fixo. As evidências apresentadas nos Capítulos 4, 5 e 6, em conjunto com o gráfico de tensão decisória e com o esquema escalonado proposto, indicam que o nível de serviço associado ao projeto hidráulico tende a se alterar ao longo do tempo, em função da evolução conjunta de perigo, exposição e vulnerabilidade (BARKDOLL, 2024; COOLEY, 2013; INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO), 2019).

Do ponto de vista técnico, isso implica reconhecer que o tempo de retorno é um indicador condicionado às hipóteses estatísticas e climáticas adotadas, e não um parâmetro imutável ao longo da vida útil da infraestrutura. Em termos práticos, a manutenção de critérios estritamente estacionários pode antecipar situações de excedência hidráulica e reduzir a confiabilidade funcional do sistema, sobretudo para eventos raros e ativos de longa duração (GONZÁLEZ-ÁLVAREZ *et al.*, 2018; DAS e UMAMAHESH, 2022).

Nesse contexto, a principal mudança conceitual proposta neste capítulo é a transição de uma lógica de projeto predominantemente determinística para uma lógica de gestão adaptativa do risco. Em lugar de buscar uma solução estrutural definitiva, a abordagem recomendada combina portfólios multicamadas de medidas estruturais e não estruturais, com revisão periódica de critérios, incorporação explícita de incertezas e reconhecimento do risco residual (EUROPEAN UNION, 2007; UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR), 2015; GOVERNMENT OF THE NETHERLANDS, 2024). Essa leitura é consistente com diretrizes internacionais que enfatizam a integração entre engenharia, planejamento territorial e gestão de emergências (UK GOVERNMENT, 2016; SCOTTISH ENVIRONMENT PROTECTION AGENCY (SEPA), 2025; CITY OF NEW YORK, 2022).

Para o planejamento no Estado do Rio de Janeiro, as implicações são diretas em três frentes complementares. Primeiro, no projeto hidráulico, recomenda-se incorporar adaptabilidade e critérios de atualização ao longo do ciclo de vida das obras. Segundo, no planejamento urbano, torna-se necessário reduzir a exposição por meio de ordenamento territorial e controle da ocupação em áreas suscetíveis. Terceiro, na defesa civil, a robustez do sistema depende de monitoramento contínuo, alerta antecipado, protocolos de evacuação e preparação institucional para eventos além do padrão de projeto (UNITED NATIONS, 2015; INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2022).

Essa perspectiva implica reconhecer que a resiliência urbana frente a extremos hidrológicos não se constrói apenas por meio da ampliação sucessiva da capacidade hidráulica, mas pela articulação entre diferentes instrumentos de gestão do risco. Estruturas físicas, planejamento territorial, sistemas de alerta e capacidade institucional de resposta consti-

tuem camadas complementares de proteção, cuja eficácia depende da coordenação entre múltiplas escalas administrativas e institucionais.

Assim, o capítulo conclui que a resposta mais consistente à incerteza profunda não é a substituição imediata de todo o paradigma vigente, mas a construção progressiva de um arranjo decisório escalonado, com gatilhos de reavaliação e priorização de medidas sob múltiplos cenários. Nesse enquadramento, o risco não é eliminado, mas continuamente gerido por meio de processos adaptativos de planejamento, projeto e governança. Esse enquadramento estabelece a ponte para o Capítulo 8, no qual são apresentadas as recomendações finais da dissertação, com ênfase em diretrizes operacionais para implementação, monitoramento e atualização contínua de critérios de projeto e gestão do risco hidrológico.

# Capítulo 8

## Conclusão

Esta dissertação teve como objetivo investigar a presença de não estacionariedades em séries pluviométricas do Estado do Rio de Janeiro e avaliar suas implicações na estimativa de precipitações extremas associadas a diferentes tempos de retorno, sob condições observadas e em cenários futuros de mudanças climáticas. Para isso, foram utilizados dados observacionais de pluviômetros, métodos estatísticos de detecção de tendências e rupturas, modelagem probabilística de extremos e informações provenientes de modelos climáticos globais de alta resolução do CMIP6/HighResMIP.

A caracterização dos dados observados evidenciou que as precipitações extremas no Estado do Rio de Janeiro apresentam comportamento heterogêneo no espaço e no tempo. Foram identificadas evidências de não estacionariedade em 16 das 117 estações pluviométricas analisadas, sendo 13 delas associadas a tendências crescentes nas séries de precipitação extrema, indicando que a hipótese de estacionariedade não é universalmente válida na região de estudo. Em termos espaciais, esses sinais não se distribuem de forma uniforme, concentrando-se predominantemente em áreas sob forte influência orográfica, onde a interação entre circulação atmosférica e relevo tende a intensificar a ocorrência de eventos de precipitação mais intensos. Esse padrão espacial reforça a necessidade de abordagens que considerem a evolução temporal dos processos hidrológicos em aplicações de engenharia, particularmente em regiões onde os impactos hidrológicos e hidrogeomorfológicos já são historicamente relevantes.

A modelagem das precipitações extremas por meio da Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), em estruturas estacionárias e não estacionárias, permitiu caracterizar padrões relevantes de variabilidade nas séries analisadas. Em estações com evidências de tendência, a adoção de modelos com parâmetros dependentes do tempo resultou em diferenças nas estimativas dos níveis de retorno, sugerindo que a incorporação explícita da não estacionariedade pode alterar, de forma não desprezível, as lâminas associadas aos tempos de retorno, sobretudo os mais elevados, que são particularmente críticos para o dimensionamento de obras de maior importância hidráulica.

No que se refere às projeções climáticas, a avaliação do conjunto HighResMIP, após correção de viés por Quantile Delta Mapping (QDM), indicou melhora substancial na repre-

sentação da climatologia e de métricas de extremos no período histórico, embora incertezas residuais permaneçam mais pronunciadas na cauda da distribuição. Sob a hipótese operacional de estacionariedade aproximada do viés, as análises futuras apontam mudanças moderadas no regime médio sazonal, coexistindo com alterações mais expressivas associadas aos eventos raros, incluindo mudanças nos níveis de retorno. Em diversos casos, eventos historicamente associados a tempos de retorno da ordem de 50 a 100 anos passam a apresentar tempos de retorno futuros equivalentes substancialmente menores, caracterizando aumento da frequência de ocorrência desses extremos. Esses sinais variam entre regiões e modelos, destacando a importância da abordagem multimodelo e da comunicação explícita de incertezas.

A análise integrada discutida no Capítulo 7 evidenciou implicações diretas para a tomada de decisão em engenharia e gestão de riscos. O gráfico de tensão decisória mostrou que a amplitude das diferenças de lâmina ( $\Delta RL$ ) cresce com o tempo de retorno e que, para eventos mais raros, a decisão torna-se mais sensível às hipóteses estatísticas e climáticas adotadas. Observou-se ainda uma sobreposição parcial entre as faixas associadas às hipóteses estatísticas observadas e às projeções climáticas futuras, sugerindo que parte das mudanças projetadas pelos modelos pode já estar se manifestando nos registros observacionais dentro das margens de incerteza consideradas. Nesse contexto, critérios tradicionais de projeto, baseados exclusivamente em estatísticas históricas estacionárias e em tempos de retorno fixos, podem deixar de representar o mesmo patamar de risco ao longo da vida útil das infraestruturas, caso a distribuição de extremos se desloque de forma persistente.

À luz dos resultados desta dissertação, destaca-se a importância de uma transição escalonada e adaptativa, compatível com incertezas e restrições de implementação, em vez de uma substituição abrupta de critérios. Destaca-se também a importância da integração entre planejamento urbano, políticas públicas de redução de risco, soluções estruturais e soluções baseadas na natureza, com atenção aos contrastes regionais de perigo, exposição e vulnerabilidade.

Como limitações, ressalta-se a dependência da disponibilidade e qualidade dos dados observacionais, as restrições amostrais inerentes à inferência da cauda extrema a partir de máximos anuais, a dispersão intermodelos e as limitações de métodos de correção de viés, que não eliminam incertezas estruturais dos modelos climáticos. Trabalhos futuros podem explorar covariáveis climáticas adicionais em modelos não estacionários, avaliar outras famílias de distribuições, ampliar a análise para escalas subsidiárias e integrar modelagem hidrológica e hidráulica para quantificar impactos em sistemas de drenagem e controle de cheias.

Conclui-se, por fim, que a consideração explícita da não estacionariedade das precipitações extremas constitui um avanço necessário para a engenharia hidrológica e para a gestão de riscos no Estado do Rio de Janeiro. Os resultados apresentados contribuem para o entendimento de mudanças nos extremos na região e fornecem subsídios técnicos para decisões de projeto mais robustas, adaptativas e alinhadas aos desafios climáticos do século XXI.

# Referências Bibliográficas

- CEMADEN. “Estado do clima, extremos de clima e desastres no Brasil em 2024”. São José dos Campos: CEMADEN, 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/cemaden>. Acesso em: 12 maio 2025.
- IBGE. “Divisão Regional do Brasil em Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias”. 2017. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/15774-divisoes-regionais-do-brasil.html>. Acesso em: 2 jun. 2025.
- KOURTIS, I. M., TSIHRINTZIS, V. A. “Adaptation of urban drainage networks to climate change: A review”, *Science of the Total Environment*, v. 771, pp. 145431, 2021.
- TANPRAYOON, E., TONGGUMNEAD, U., ARYUYUEN, S. “A global, continental, and regional analysis of changes in extreme A new extension of generalized extreme value distribution: Extreme value analysis and return level estimation of the rainfall data”, *Trends in Sciences*, v. 20, n. 1, pp. 4034, 2023.
- MILLY, P. C. D., BETANCOURT, J., FALKENMARK, M., et al. “Stationarity Is Dead: Whither Water Management?” *Science*, v. 319, pp. 573–574, 01 2008.
- IPCC. *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, Cambridge University Press, 2021. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>. Acesso em: 2 jun. 2025.
- ANZOLIN, G., DE OLIVEIRA, D. Y., VRUGT, J. A., et al. “Nonstationary frequency analysis of extreme precipitation: Embracing trends in observations”, *Journal of Hydrology*, v. 637, pp. 131300, 2024. ISSN: 0022-1694. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131300>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169424006954>>.
- KUNDZEWICZ, Z., KRYSANOVA, V., BENESTAD, R., et al. “Uncertainty in climate change impacts on water resources”, *Environmental Science & Policy*, v. 79, pp. 1–8, 2018. ISSN: 1462-9011. doi: <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2017.10.008>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S146290111730638X>>.

- SLATER, L., ANDERSON, B., BUECHEL, M., et al. “Nonstationary weather and water extremes: a review of methods for their detection, attribution, and management”, *Hydrology and Earth System Sciences*, v. 25, n. 7, pp. 3897–3935, 2021. doi: 10.5194/hess-2020-576.
- NÉTO, N. C. G., SANTOS, E. B. “Análise espaço-temporal dos eventos de precipitação intensa no Estado do Rio de Janeiro”, *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 37, pp. 89–97, 2022.
- REGOTO, P., DEREZYNSKI, C., CHOU, S. C., et al. “Observed changes in air temperature and precipitation extremes over Brazil”, *International Journal of Climatology*, v. 41, 04 2021. doi: 10.1002/joc.7119.
- LUIZ-SILVA, W., OSCAR-JÚNIOR, A. C., CAVALCANTI, I. F. A., et al. “An overview of precipitation climatology in Brazil: space-time variability of frequency and intensity associated with atmospheric systems”, *Hydrological Sciences Journal*, v. 66, n. 2, pp. 289–308, 2021. doi: 10.1080/02626667.2020.1863969.
- LUIZ-SILVA, W., OSCAR-JÚNIOR, A. C. “Climate extremes related with rainfall in the State of Rio de Janeiro, Brazil: a review of climatological characteristics and recorded trends”, *Natural Hazards*, v. 114, n. 1, pp. 713–732, 2022.
- CORTEZ, B. N., PIRES, G. F., AVILA-DIAZ, A., et al. “Nonstationary extreme precipitation in Brazil”, *Hydrological Sciences Journal*, v. 67, n. 9, pp. 1372–1383, 2022. doi: 10.1080/02626667.2022.2075267.
- KARL, T. R., KNIGHT, R. W., EASTERLING, D. R., et al. “Indices of climate change for the United States”, *Bulletin of the American Meteorological Society*, v. 77, pp. 279–292, 1996.
- YILMAZ, A. G. “Climate change effects and extreme rainfall non-stationarity”, *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Water Management*, v. 170, n. 2, pp. 57–65, 2017.
- SUGAHARA, S., DA ROCHA, R. P., SILVEIRA, R. “Non-stationary frequency analysis of extreme daily rainfall in Sao Paulo, Brazil”, *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, v. 29, n. 9, pp. 1339–1349, 2009.
- KHAN, M. U., IJAZ, M. W., IQBAL, M., et al. “Impact Evaluation Using Nonstationary Parameters for Historical and Projected Extreme Precipitation”, *Water*, v. 15, n. 22, pp. 3958, 2023. doi: 10.3390/w15223958. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/w15223958>>.
- GU, X., YE, L., XIN, Q., et al. “Extreme Precipitation in China: A Review on Statistical Methods and Applications”, *Advances in Water Resources*, v. 163,

pp. 104144, 2022. ISSN: 0309-1708. doi: <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2022.104144>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0309170822000227>>.

AFUECHETA, E., OMAR, M. H. “Characterization of variability and trends in daily precipitation and temperature extremes in the Horn of Africa.” *Climate Risk Management*, v. 32, pp. 100280, 2021.

LYMPERI, O. A., VAROUCHAKIS, E. A. “Modeling Extreme Precipitation Data in a Mining Area”, *Mathematical Geosciences*, v. 56, n. 7, pp. 1405–1437, 2024.

DERECZYNSKI, C., SILVA, W. L., MARENGO, J. “Detection and projections of climate change in Rio de Janeiro, Brazil”, *American Journal of Climate Change*, v. 2, n. 1, pp. 25–33, 2013.

FERREIRA, W. P. C., WANDERLEY, H. S., DELGADO, R. C. “Changes in the Distribution of Precipitation with the Potential to Cause Extreme Events in the State of Rio de Janeiro for a Future Climate Change Scenario”, *Atmosphere*, v. 16, n. 4, pp. 358, 2025.

ANSA, T. S., CHITHRA, N. R., THAMPI, S. G. “Assessment of nonstationarity and uncertainty in precipitation extremes of a river basin under climate change”, *Environmental Modeling & Assessment*, v. 26, pp. 295–312, 2021.

SAKTHIVEL, K. M., NANDHINI, V. “Modeling Extreme Values of Non-Stationary Precipitation Data with Effects of Covariates”, *Indian Journal of Science and Technology*, v. 17, n. 22, pp. 2283–2295, 2024.

GAO, L., HUANG, J., CHEN, X., et al. “Risk of extreme precipitation under nonstationarity conditions during the second flood season in the Southeastern Coastal Region of China”, *Journal of Hydrometeorology*, v. 18, n. 3, pp. 669–681, 2017. doi: 10.1175/JHM-D-16-0119.1.

SINGIRANKABO, E., IYAMUREMYE, E. “Modelling extreme rainfall events in Kigali city using generalized Pareto distribution”, *Meteorological Applications*, v. 29, n. 4, pp. e2076, 2022.

YU, H., XU, Y., CHEN, J., et al. “Impacts of bias nonstationarity of climate model outputs on hydrological simulations”, *Hydrology Research*, v. 51, n. 5, pp. 925–941, 2020. doi: 10.2166/nh.2020.254. Disponível em: <<https://doi.org/10.2166/nh.2020.254>>.

MILOJEVIC, T., BLANCHET, J., LEHNING, M. “Determining return levels of extreme daily precipitation, reservoir inflow, and dry spells”, *Frontiers in Water*, v. 5, pp. 1141786, 2023.

- KATZ, R. W., PARLANGE, M. B., NAVEAU, P. “Statistics of extremes in hydrology”, *Advances in water resources*, v. 25, n. 8–12, pp. 1287–1304, 2002.
- VASILIADES, L., GALIATSATOU, P., LOUKAS, A. J. W. R. M. “Nonstationary frequency analysis of annual maximum rainfall using climate covariates”, *Water Resources Management*, v. 29, pp. 339–358, 2015.
- KIM, H., LEE, J.-H., PARK, H.-J., et al. “Assessment of temporal probability for rainfall-induced landslides based on nonstationary extreme value analysis”, *Engineering Geology*, v. 294, pp. 106372, 2021. ISSN: 0013-7952. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2021.106372>. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013795221003835>>.
- CANNON, A. J. “A flexible nonlinear modelling framework for nonstationary generalized extreme value analysis in hydroclimatology”, *Hydrological Processes: An International Journal*, v. 24, n. 6, pp. 673–685, 2010.
- COLES, S. *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Springer Series in Statistics. London, Springer, 2001. doi: 10.1007/978-1-4471-3675-0.
- EL ADLOUNI, S., OUARDA, T. B. M. J., ZHANG, X., et al. “Generalized maximum likelihood estimators for the nonstationary generalized extreme value model”, *Water Resources Research*, v. 43, n. 3, 2007. doi: <https://doi.org/10.1029/2005WR004545>.
- SU, Y., SMITH, J. A. “An atmospheric water balance perspective on extreme rainfall potential for the contiguous US”, *Water Resources Research*, v. 57, n. 4, pp. e2020WR028387, 2021.
- REBOITA, M., FERREIRA, G., RIBEIRO, J. G., et al. “Assessment of precipitation and near-surface temperature simulation by CMIP6 models in South America”, *Environmental Research: Climate*, v. 3, 04 2024. doi: 10.1088/2752-5295/ad3fdb.
- BAZZANELA, A. C., DERECHYNSKI, C., LUIZ-SILVA, W., et al. “Performance of CMIP6 models over South America”, *Climate Dynamics*, v. 62, n. 2, pp. 1501–1516, 2024. doi: 10.1007/s00382-023-06979-1. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00382-023-06979-1>>.
- EYRING, V., BONY, S., MEEHL, G. A., et al. “Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization”, *Geoscientific Model Development*, v. 9, pp. 1937–1958, 2016. doi: 10.5194/gmd-9-1937-2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>>.
- O’NEILL, B. C., TEBALDI, C., VAN VUUREN, D. P., et al. “The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6”, *Geoscientific Model Development*, v. 9, n. 9, pp. 3461–3482, 2016. doi: 10.5194/gmd-9-3461-2016.

- AVILA-DIAZ, A., TORRES, R. R., ZULUAGA, C. F., et al. “Current and Future Climate Extremes Over Latin America and Caribbean: Assessing Earth System Models from High Resolution Model Intercomparison Project (HighResMIP)”, *Earth Systems and Environment*, v. 7, n. 1, pp. 99–130, 2023. doi: 10.1007/s41748-022-00337-7. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s41748-022-00337-7>>.
- ANDRADE CARDOSO, A., PORFÍRIO DA ROCHA, R., SIMÕES REBOITA, M., et al. “Performance of the medium and high horizontal resolution models from HighResMIP-CMIP6 in simulating synoptic-scale cyclones over South America”, *Climate Dynamics*, v. 63, n. 1, pp. 83, 2025. doi: 10.1007/s00382-024-07579-3. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00382-024-07579-3>>.
- HAARSMA, R. J., ROBERTS, M. J., VIDALE, P. L., et al. “High Resolution Model Intercomparison Project (HighResMIP v1.0) for CMIP6”, *Geoscientific Model Development*, v. 9, n. 11, pp. 4185–4208, 2016. doi: 10.5194/gmd-9-4185-2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.5194/gmd-9-4185-2016>>.
- RENARD, B., SUN, X., LANG, M. “Bayesian methods for non-stationary extreme value analysis”, *Extremes in a changing climate: Detection, analysis and uncertainty*, v. 65, pp. 39–95, 2012.
- CHENG, L., AGHAKOUCHAK, A., GILLELAND, E., et al. “Non-stationary extreme value analysis in a changing climate”, *Climatic Change*, v. 127, n. 2, pp. 353–369, 2014. doi: 10.1007/s10584-014-1254-5. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10584-014-1254-5>>.
- CANNON, A. J., SOBIE, S. R., MURDOCK, T. Q. “Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: how well do methods preserve changes in quantiles and extremes?” *Journal of Climate*, v. 28, n. 17, pp. 6938–6959, 2015.
- BARKDOLL, B. D. “The rain, it is a changing: non-stationarity of precipitation and the effect on water infrastructure design”, *Sustainable Water Resources Management*, v. 10, pp. 86, 2024. doi: 10.1007/s40899-024-01058-7. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s40899-024-01058-7>>.
- COOLEY, D. “Return Periods and Return Levels Under Climate Change”. In: Agha-Kouchak, A., Easterling, D., Hsu, K., et al. (Eds.), *Extremes in a Changing Climate*, v. 65, *Water Science and Technology Library*, Springer, pp. 97–114, Dordrecht, 2013. doi: 10.1007/978-94-007-4479-0\_4. Disponível em: <[https://doi.org/10.1007/978-94-007-4479-0\\_4](https://doi.org/10.1007/978-94-007-4479-0_4)>.
- GONZÁLEZ-ÁLVAREZ, A., CORONADO-HERNÁNDEZ, O. E., FUERTES-MIQUEL, V. S., et al. “Effect of the Non-Stationarity of Rainfall Events on the Design of Hydraulic Structures for Runoff Management and Its Applications to a Case Study at Gordo Creek Watershed in Cartagena de Indias, Colombia”, *Fluids*,

v. 3, n. 2, pp. 27, 2018. doi: 10.3390/fluids3020027. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/fluids3020027>>.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO). “ISO 14090:2019 – adaptation to climate change”. <https://www.iso.org/standard/68507.html>, 2019. Acesso em: 17 dez. 2025.

EUROPEAN UNION. “Directive 2007/60/EC on the assessment and management of flood risks”. <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2007/60/oj/eng>, 2007. Acesso em: 17 dez. 2025.

UNITED NATIONS OFFICE FOR DISASTER RISK REDUCTION (UNDRR). “Sendai framework for disaster risk reduction 2015–2030”. <https://www.undrr.org/publication/sendai-framework-disaster-risk-reduction-2015-2030>, 2015. Acesso em: 17 dez. 2025.

UK GOVERNMENT. “Flood risk assessments: climate change allowances”. <https://www.gov.uk/guidance/flood-risk-assessments-climate-change-allowances>, 2016. Acesso em: 17 dez. 2025.

SCOTTISH ENVIRONMENT PROTECTION AGENCY (SEPA). “Climate change allowances for flood risk assessment in land use planning: guidance v6”. [https://www.sepa.org.uk/media/jjwpxuso/climate-change-allowances-guidance\\_v6.pdf](https://www.sepa.org.uk/media/jjwpxuso/climate-change-allowances-guidance_v6.pdf), 2025. Acesso em: 17 dez. 2025.

AUSTRALIAN RAINFALL AND RUNOFF. “Australian rainfall and runoff: a guide to flood estimation – Book 1: scope and philosophy (version 4.2)”. [https://www.arr-software.org/pdfs/ARR\\_190514\\_Book1\\_V4.2.pdf](https://www.arr-software.org/pdfs/ARR_190514_Book1_V4.2.pdf), 2019. Acesso em: 17 dez. 2025.

NATIONAL INSTITUTE OF WATER AND ATMOSPHERIC RESEARCH (NIWA). “High intensity rainfall design system (HIRDS) version 4: technical report”. [https://niwa.co.nz/sites/default/files/2018022CH\\_HIRDSv4\\_Final.pdf](https://niwa.co.nz/sites/default/files/2018022CH_HIRDSv4_Final.pdf), 2018. Acesso em: 17 dez. 2025.

CITY OF NEW YORK. “Climate resiliency design guidelines (version 4.1)”. <https://www.nyc.gov/assets/sustainability/downloads/pdf/publications/CRDG-4-1-May-2022.pdf>, 2022. Acesso em: 17 dez. 2025.

U.S. ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY (EPA). “Federal flood risk management standard: climate-informed science approach (CISA) – state of the science report”. <https://www.epa.gov/system/files/documents/2024-08/ffrms-climate-informed-science-approach-state-of-the-science-report.pdf>, 2024. Acesso em: 17 dez. 2025.

- UNITED NATIONS. “Sendai framework for disaster risk reduction 2015–2030 (A/RES/69/283)”. [https://www.un.org/en/development/desa/population/migration/generalassembly/docs/globalcompact/A\\_RES\\_69\\_283.pdf](https://www.un.org/en/development/desa/population/migration/generalassembly/docs/globalcompact/A_RES_69_283.pdf), 2015. Acesso em: 17 dez. 2025.
- GOVERNMENT OF THE NETHERLANDS. “Delta programme 2024”. <https://english.deltaprogramma.nl/delta-programme/2024-delta-programme>, 2024. Acesso em: 17 dez. 2025.
- HOSS, F., FISCHHENDLER, I., DOMBROWSKY, I. “Multi-layered safety in flood risk management: a concept and its implementation”, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, v. 11, pp. 183–197, 2011. doi: 10.5194/nhess-11-183-2011.
- VAN ALPHEN, J. “The Delta Programme and updated flood risk management policies in the Netherlands”, *Journal of Flood Risk Management*, v. 9, pp. 310–319, 2016. doi: 10.1111/jfr3.12183.
- INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. *Drenagem e manejo sustentável das águas pluviais urbanas: o que falta para o Brasil adotar?* Relatório técnico, IPEA, Brasília, BR, 2022.
- IBGE. “Cidades e Estados: Rio de Janeiro”. <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/rj.html>, 2024. Acesso em: 20 maio 2025.
- LIMA, S. S., ARMOND, N. B. “Chuvas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro: caracterização, eventos extremos e tendências”, *Sociedade & Natureza*, v. 34, pp. e64770, 2022.
- CENTRO DE OPERAÇÕES E RESILIÊNCIA. “Sistema Alerta Rio: Monitoramento Meteorológico e Hidrológico da Cidade do Rio de Janeiro”. <https://alertario.rio>, 2024. Acesso em: jan. 2025.
- SILVA, W. L., DERECZYNSKI, C. P. “Caracterização climatológica e tendências observadas em extremos climáticos no estado do Rio de Janeiro”, *Anuário do Instituto de Geociências – UFRJ*, v. 37, n. 2, pp. 123–138, 2014. ISSN: 0101-9759. doi: 10.11137/2014\_2\_123\_138. Disponível em: <<https://ppegeo.igc.usp.br/portal/wp-content/uploads/tainacan-items/1974/62395/6005-7147-1-PB.pdf>>.
- O’NEILL, B. C., KRIEGLER, E., RIAHI, K., et al. “A new scenario framework for climate change research: the concept of shared socioeconomic pathways”, *Climatic Change*, v. 122, n. 3, pp. 387–400, 2014. doi: 10.1007/s10584-013-0905-2. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10584-013-0905-2>>.
- BAEK, S. H., ULLRICH, P. A., DONG, B., et al. “Evaluating downscaled products with expected hydroclimatic co-variances”, *EGUsphere*, 2024. doi:

10.5194/egusphere-2024-1456. Disponível em: <<https://doi.org/10.5194/egusphere-2024-1456>>. [preprint].

- SUN, Q., ZHANG, X., ZWIERS, F., et al. “A Global, Continental, and Regional Analysis of Changes in Extreme Precipitation”, *Journal of Climate*, v. 34, n. 1, pp. 243 – 258, 2021. doi: 10.1175/JCLI-D-19-0892.1. Disponível em: <<https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/34/1/jcliD190892.xml>>.
- PETTITT, A. N. “A non-parametric approach to the change-point problem”, *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, v. 28, n. 2, pp. 126–135, 1979.
- KENDALL, M. G. “Rank Correlation Methods”, *British Journal of Statistical Psychology*, v. 9, n. 1, pp. 196, 1956.
- MANN, H. B. “Nonparametric tests against trend”, *Econometrica: Journal of the econometric society*, pp. 245–259, 1945.
- SEN, P. K. “Estimates of the regression coefficient based on Kendall’s tau”, *Journal of the American Statistical Association*, v. 63, n. 324, pp. 1379–1389, 1968.
- CARVALHO, L. M. V., JONES, C., LIEBMANN, B. “The South Atlantic Convergence Zone: Intensity, Form, Persistence, and Relationships with Intraseasonal to Interannual Activity and Extreme Rainfall”, *Journal of Climate*, v. 17, n. 1, pp. 88 – 108, 2004. doi: 10.1175/1520-0442(2004)017<0088:TSACZI>2.0.CO;2.
- DAS, J., UMAMAHESH, N. V. “Investigating risk, reliability and return period under the influence of large scale modes, and regional hydrological variability in hydrologic extremes”, *Hydrological Sciences Journal*, v. 67, n. 1, pp. 65–81, 2022. doi: 10.1080/02626667.2021.1998512. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/02626667.2021.1998512>>.

# Apêndice A

## Lista das estações pluviométricas utilizadas

Legenda das regiões geográficas intermediárias do Estado do Rio de Janeiro:

- **RJ** – Rio de Janeiro
- **VRBM** – Volta Redonda – Barra Mansa
- **PT** – Petrópolis
- **CG** – Campos dos Goytacazes
- **MR** – Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio

Tabela A.1: Estações pluviométricas utilizadas no estudo, com localização e período de dados disponíveis

Código	Nome da Estação	Fonte	Lat.	Long.	Região	Início	Fim
2041046	Varre - Sai	ANA	-20.9314	-41.8678	CG	1967	2024
2042027	Porciúncula	ANA	-20.9692	-42.0517	CG	1950	2024
2141003	Cardoso Moreira	ANA	-21.4872	-41.6136	CG	1950	2024
2141006	Dois Rios	ANA	-21.6433	-41.8586	CG	1950	2024
2141007	Três Irmaos	ANA	-21.6253	-41.9853	CG	1950	2024
2141044	Campos (INMET)	ANA	-21.75	-41.3333	CG	1950	1998
2141045	Itaperuna	ANA	-21.2	-41.9	CG	1950	1998
2141100	Ponto de Pergunta	ANA	-21.7328	-41.9878	CG	1965	2024
2142014	Paquequer	ANA	-21.8708	-42.6403	PT	1956	2024
2142022	Aldeia	ANA	-21.9514	-42.3561	PT	1950	2023
2142058	Santo Antônio de Pádua (SGB-CPRM)	ANA	-21.5419	-42.1825	CG	1966	2024
2241001	Farol de São Tomé	ANA	-22.0425	-41.0556	CG	1966	2024
2241002	Usina Quissamã	ANA	-22.1061	-41.4711	MR	1966	2024
2241003	Macabuzinho	ANA	-22.0861	-41.7397	CG	1950	2024
2241004	Fazenda Oratório	ANA	-22.2592	-41.9842	MR	1967	2024
2242001	Leitão da Cunha	ANA	-22.0428	-42.0442	PT	1965	2024
2242002	Maria Mendonça	ANA	-22.1864	-42.1636	PT	1965	2024
2242003	Piller	ANA	-22.4047	-42.3392	PT	1950	2024
2242004	Galdinopolis	ANA	-22.3631	-42.3808	PT	1950	2024

Tabela A.1 – Continuação

Código	Nome da Estação	Fonte	Lat.	Long.	Região	Início	Fim
2242005	Fazenda São João	ANA	-22.3903	-42.4947	PT	1967	2024
2242006	Rio Dourado	ANA	-22.4722	-42.0844	MR	1967	2024
2242007	Quartéis	ANA	-22.4672	-42.3072	RJ	1967	2024
2242008	Gaviões	ANA	-22.5489	-42.5461	RJ	1967	2024
2242010	Manuel Ribeiro	ANA	-22.9061	-42.7319	RJ	1967	2024
2242011	Estação de Bomb. de Imunana	ANA	-22.6856	-42.9497	RJ	1967	2024
2242012	Represa do Paraíso	ANA	-22.4958	-42.9086	RJ	1967	2024
2242013	Fazenda do Carmo	ANA	-22.4397	-42.7636	RJ	1967	2024
2242014	Japuiba	ANA	-22.5564	-42.69	RJ	1967	2024
2242016	Fazenda São Joaquim	ANA	-22.4411	-42.6219	RJ	1967	2024
2242017	Visconde de Imbé	ANA	-22.0678	-42.16	PT	1965	2024
2242018	Barra Alegre	ANA	-22.2356	-42.2858	PT	1965	2024
2242019	Vargem Alta	ANA	-22.2994	-42.4011	PT	1965	2024
2242020	Vargem Grande	ANA	-22.2761	-42.5039	PT	1965	2024
2242021	Bom Jardim	ANA	-22.1569	-42.4164	PT	1950	2024
2242022	Fazenda Mendes	ANA	-22.2858	-42.66	PT	1950	2024
2242023	Conselheiro Paulino	ANA	-22.2167	-42.5167	PT	1950	1983
2242024	Teodoro de Oliveira	ANA	-22.3772	-42.5517	PT	1965	2024
2242025	Cascatinha do Cônego	ANA	-22.3425	-42.5572	PT	1967	2024
2242026	Bom Sucesso	ANA	-22.2714	-42.7947	PT	1965	2024
2242027	Fazenda Sobradinho	ANA	-22.2011	-42.9	PT	1950	2024
2242028	Anta	ANA	-22.0353	-42.9908	PT	1950	2024
2242029	Sumidouro	ANA	-22.0503	-42.6783	PT	1951	2024
2243003	Paraíba do Sul	ANA	-22.1483	-43.2911	PT	1950	2024
2243004	Conservatória	ANA	-22.2875	-43.9294	VRBM	1950	2024
2243005	Valença	ANA	-22.2189	-43.7036	VRBM	1950	2024
2243006	Pentagna	ANA	-22.1569	-43.7525	VRBM	1950	2024
2243007	Táboas	ANA	-22.2086	-43.6233	VRBM	1950	2024
2243008	Manuel Duarte	ANA	-22.0858	-43.5567	VRBM	1950	2024
2243010	Itamarati - SE	ANA	-22.4853	-43.1492	PT	1950	2024
2243011	Rio da Cidade	ANA	-22.4381	-43.1703	PT	1950	2024
2243012	Pedro do Rio	ANA	-22.3325	-43.1361	PT	1950	2024
2243013	Areal (Granja Gabi)	ANA	-22.2439	-43.0972	PT	1950	2024
2243014	Fagundes	ANA	-22.2997	-43.1781	PT	1950	2024
2243015	Moura Brasil	ANA	-22.1403	-43.1542	PT	1950	2024
2243016	Moreli (Parada Moreli)	ANA	-22.1931	-43.0083	PT	1955	2024
2243141	Bangu	ANA	-22.8667	-43.45	RJ	1961	1998
2243149	Alto da Boa Vista	ANA	-22.95	-43.2667	RJ	1966	2012
2243205	UEL Santa Cecília Barramento	ANA	-22.4819	-43.8392	VRBM	1950	2012
2243207	Ipê	ANA	-22.6958	-43.8719	VRBM	1950	1989
2243209	Fazenda Santa Rosa	ANA	-22.6872	-43.8728	VRBM	1950	1992
2243212	Fazenda São Francisco	ANA	-22.3425	-43.8086	VRBM	1958	1992
2244030	Nhangapi	ANA	-22.5033	-44.6156	VRBM	1956	2024
2244031	Itatiaia	ANA	-22.5003	-44.5542	VRBM	1956	2010
2244033	Santa Isabel do Rio Preto	ANA	-22.2311	-44.0647	VRBM	1950	2024
2244034	Ribeirão de São Joaquim	ANA	-22.3036	-44.1869	VRBM	1950	2024
2244037	Fumaça	ANA	-22.2975	-44.3106	VRBM	1950	2024
2244038	Ponte do Souza	ANA	-22.2706	-44.3917	VRBM	1950	2024
2244039	Fazenda Agulhas Negras	ANA	-22.3378	-44.5903	VRBM	1950	2024
2244040	Lídice	ANA	-22.8322	-44.1989	VRBM	1951	1996
2244041	Volta Redonda	ANA	-22.5011	-44.0919	VRBM	1950	2024
2244042	UHE Funil Jusante 2	ANA	-22.5375	-44.1758	VRBM	1950	2016
2244044	Glicério	ANA	-22.4742	-44.2289	VRBM	1967	2024
2244045	Nossa Senhora do Amparo	ANA	-22.3856	-44.1075	VRBM	1968	2024

**Tabela A.1 – Continuação**

Código	Nome da Estação	Fonte	Lat.	Long.	Região	Início	Fim
2244047	Visconde De Maua (Esc. Agrot)	ANA	-22.33	-44.5383	VRBM	1950	2024
2244097	UHE Fontes Nova Desvio Varzea	ANA	-22.7722	-44.0911	VRBM	1950	2012
2244098	Fazenda Lapa	ANA	-22.8522	-43.9953	RJ	1950	1997
2244099	UHE Nilo Pecanha Lidice	ANA	-22.8356	-44.1936	VRBM	1951	2012
2244101	Volta Redonda (SE)	ANA	-22.5128	-44.0942	VRBM	1951	2003
2244104	Sítio das Palmeiras	ANA	-22.4467	-44.3042	VRBM	1951	1994
2244105	Itatiaia	ANA	-22.4969	-44.5583	VRBM	1953	1992
2244106	Barra Mansa (Se)	ANA	-22.5414	-44.1781	VRBM	1951	2004
2344006	Patrimônio	ANA	-23.3172	-44.7217	RJ	1967	2024
2344007	Parati	ANA	-23.2242	-44.7642	RJ	1962	2024
2344008	São Roque	ANA	-23.0722	-44.6981	RJ	1967	2024
1	Alto da Boa Vista	COR	-22.96583	-43.27833	RJ	2010	2024
2	Anchieta	COR	-22.82694	-43.40333	RJ	1997	2024
3	Av. Brasil/Mendanha	COR	-22.85694	-43.54111	RJ	2010	2024
4	Bangu	COR	-22.88028	-43.46583	RJ	1997	2024
5	Barra/Barrinha	COR	-23.00849	-43.29965	RJ	2013	2024
6	Barra/Riocentro	COR	-22.97721	-43.39155	RJ	1997	2024
7	Campo Grande	COR	-22.90361	-43.56194	RJ	1997	2024
8	Copacabana	COR	-22.98639	-43.18944	RJ	1997	2024
9	Est. Grajaú/Jacarepaguá	COR	-22.92556	-43.31583	RJ	2010	2024
10	Grajaú	COR	-22.92222	-43.2675	RJ	1997	2024
11	Grande Méier	COR	-22.89056	-43.27806	RJ	1997	2024
12	Grota Funda	COR	-23.01444	-43.52139	RJ	1997	2024
13	Guaratiba	COR	-23.05028	-43.59472	RJ	1997	2024
14	Ilha do Governador	COR	-22.81806	-43.21028	RJ	1997	2024
15	Irajá	COR	-22.82694	-43.33694	RJ	1997	2024
16	Jacarepaguá/Cidade de Deus	COR	-22.94556	-43.36278	RJ	1997	2024
17	Jacarepaguá/Tanque	COR	-22.9125	-43.36472	RJ	1997	2024
18	Jardim Botânico	COR	-22.97278	-43.22389	RJ	1997	2024
19	Laranjeiras	COR	-22.94056	-43.1875	RJ	2000	2024
20	Madureira	COR	-22.87333	-43.33889	RJ	1997	2024
21	Penha	COR	-22.84444	-43.27528	RJ	1997	2024
22	Piedade	COR	-22.89182	-43.31005	RJ	1997	2024
23	Recreio dos Bandeirantes	COR	-23.01	-43.44056	RJ	1997	2024
24	Rocinha	COR	-22.98583	-43.245	RJ	1997	2024
25	Santa Cruz	COR	-22.90944	-43.68444	RJ	1997	2024
26	Santa Teresa	COR	-22.93167	-43.19639	RJ	1997	2024
27	São Cristóvão	COR	-22.89667	-43.22167	RJ	2000	2024
28	Saúde	COR	-22.89606	-43.18786	RJ	1997	2024
29	Sepetiba	COR	-22.96889	-43.71167	RJ	1997	2024
30	Tijuca	COR	-22.93194	-43.22167	RJ	1997	2024
31	Tijuca/Muda	COR	-22.93278	-43.24333	RJ	2011	2024
32	Urca	COR	-22.95583	-43.16667	RJ	1997	2024
33	Vidigal	COR	-22.9925	-43.23306	RJ	1997	2024

# Apêndice B

## Lista das estações com tendências (MK) e quebras significativas (Pettitt)

Tabela B.1: Estações com tendência significativa (Mann–Kendall,  $\alpha = 0,05$ ).

Código	Tendência	$\tau$	Slope	Unidade	$N$	$p$ -valor
27	Crescente	0.373	1.68	mm/ano	25	0.0095
2141006	Crescente	0.169	0.24	mm/ano	75	0.0323
2142058	Crescente	0.215	0.38	mm/ano	59	0.0164
2241003	Crescente	0.181	0.32	mm/ano	75	0.0219
2242007	Crescente	0.264	0.81	mm/ano	58	0.0034
2242018	Crescente	0.338	0.75	mm/ano	60	0.0001
2242024	Crescente	0.375	1.04	mm/ano	60	0.0000
2242027	Crescente	0.193	0.31	mm/ano	75	0.0146
2243006	Crescente	0.161	0.22	mm/ano	75	0.0413
2244040	Crescente	0.216	0.54	mm/ano	46	0.0347
2244041	Crescente	0.205	0.28	mm/ano	75	0.0094
2244106	Crescente	0.305	0.60	mm/ano	54	0.0012
2344008	Crescente	0.305	1.02	mm/ano	58	0.0007
2242003	Decrescente	-0.239	-0.58	mm/ano	75	0.0025
2242021	Decrescente	-0.181	-0.26	mm/ano	75	0.0217
2244033	Decrescente	-0.195	-0.23	mm/ano	75	0.0133

Tabela B.2: Estações com ruptura (Pettitt) e inclinações antes/- depois da quebra (Sen's slope).

<b>Código</b>	<b>Ano de quebra</b>	<b>Slope antes</b>	<b>Slope depois</b>
2243006	1961	1.87	0.01
2244106	1963	2.79	0.17
2243003	1970	-1.71	0.31
2243004	1974	-0.21	-0.10
2243012	1975	0.35	-0.27
2243141	1982	-0.43	1.20
2142014	1983	0.00	1.43
2242018	1987	0.82	0.73
2244101	1988	-0.26	-0.57
2242007	1989	1.92	-0.51
2242014	1990	0.20	-0.86
2244041	1990	-0.13	0.07
2241003	1992	-0.29	0.81
2344006	1995	-0.05	-0.44
2242016	1997	-1.76	0.23
2242027	1997	0.16	-0.01
2242024	1998	0.32	-0.24
2344008	2000	0.71	1.91
2141006	2001	-0.06	0.36
2242003	2012	-0.10	-4.07
27	2019	0.27	-

## Apêndice C

# Erro relativo (%) entre as lâminas de precipitação estimadas pelos modelos não estacionários e estacionário

Tabela C.1: Erro relativo (%) entre as lâminas de precipitação estimadas pelo valor máximo do modelo não estacionário selecionado (GEV1 ou GEV2) e o modelo estacionário (GEV0) para as estações com tendência significativa detectada pelo teste de Mann–Kendall. As estações estão ordenadas em ordem crescente do erro relativo associado ao tempo de retorno de 100 anos.

Estação	Modelo	TR=5	TR=10	TR=25	TR=50	TR=100
27	GEV1	0.5%	0.5%	0.6%	0.6%	0.7%
2141006	GEV1	0.1%	0.1%	0.0%	-0.1%	-0.1%
2142058	GEV1	0.1%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%
2242003	GEV1	0.0%	0.0%	-0.1%	-0.2%	-0.2%
2242018	GEV1	0.1%	0.0%	-0.1%	-0.1%	-0.2%
2242021	GEV1	0.1%	0.0%	-0.1%	-0.1%	-0.2%
2242024	GEV1	0.0%	0.0%	-0.1%	-0.1%	-0.1%
2242027	GEV1	0.2%	0.1%	0.1%	0.1%	0.1%
2242007	GEV1	0.1%	0.1%	0.1%	0.1%	0.1%
2344008	GEV1	0.0%	-0.1%	-0.1%	-0.2%	-0.2%
2243006	GEV1	0.2%	0.1%	0.1%	0.0%	0.0%
2244040	GEV1	0.1%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%
2244041	GEV1	0.2%	0.1%	0.1%	0.1%	0.1%
2244106	GEV1	0.1%	0.0%	-0.1%	-0.1%	-0.2%

*Continua na próxima página*

Tabela C.1 — continuação

Estação	Modelo	TR=5	TR=10	TR=25	TR=50	TR=100
2241003	GEV2	8.0%	10.6%	13.2%	14.7%	16.1%
2244033	GEV2	5.1%	7.0%	9.1%	10.5%	11.8%

*Nota:* O erro relativo foi calculado como  $(\mathcal{R}L_{\mathbf{ME}} - \mathcal{R}L_E) / \mathcal{R}L_E$ , em que  $\mathcal{R}L_{\mathbf{ME}}$  corresponde ao valor máximo das lâminas estimadas pelo modelo não estacionário selecionado (GEV1 ou GEV2) e  $\mathcal{R}L_E$  à estimativa do modelo estacionário (GEV0). Valores positivos indicam  $\mathcal{R}L_{\mathbf{ME}} > \mathcal{R}L_E$  (subestimação pelo modelo estacionário), enquanto valores negativos indicam  $\mathcal{R}L_{\mathbf{ME}} < \mathcal{R}L_E$  (superestimação pelo modelo estacionário).

# Apêndice D

## Lista das lâminas de precipitação (Dados observados)

Os quadros a seguir apresentam as lâminas de precipitação (mm) por estação para os modelos GEV ajustados. No GEV0 (estacionário), reporta-se um único valor por tempo de retorno (TR). Nos GEV1 e GEV2 (não estacionários), reportam-se os valores mínimos e máximos no período para cada TR.

Tabela D.1: Lâminas de precipitação (mm) por estação para GEV0 (estacionário). TR em anos.

Estação	TR=5	TR=10	TR=25	TR=50	TR=100
1	127.57	140.07	151.44	157.53	162.14
2	73.79	82.40	90.63	95.25	98.89
3	111.24	137.15	171.76	198.85	227.00
4	71.33	79.49	87.39	91.90	95.49
5	128.40	153.83	183.20	203.14	221.52
6	95.08	106.97	118.31	124.70	129.73
7	72.15	79.40	86.16	89.88	92.75
8	89.46	101.25	113.10	120.13	125.91
9	83.62	91.82	100.76	106.50	111.54
10	88.90	100.60	112.86	120.44	126.89
11	70.15	76.72	82.39	85.27	87.36
12	115.99	134.44	155.28	169.15	181.70
13	75.89	83.14	89.62	93.03	95.58
14	82.54	94.75	107.63	115.63	122.47
15	68.16	77.44	87.45	93.81	99.34
16	83.02	91.87	100.10	104.61	108.08
17	82.66	93.94	105.83	113.23	119.55

*Continua na próxima página*

Tabela D.1 — continuação

Estação	TR=5	TR=10	TR=25	TR=50	TR=100
18	105.51	118.63	131.69	139.36	145.60
19	87.75	100.91	115.67	125.43	134.22
20	70.12	76.88	82.98	86.24	88.68
21	60.35	65.72	70.39	72.80	74.56
22	80.13	90.12	99.90	105.56	110.11
23	86.35	98.85	112.09	120.37	127.47
24	127.17	146.44	168.21	182.68	195.78
25	87.66	99.08	110.76	117.80	123.67
26	88.39	101.19	114.70	123.10	130.28
27	62.67	70.52	78.22	82.67	86.24
28	72.85	82.05	90.76	95.64	99.45
29	82.62	92.26	101.59	106.92	111.17
30	116.09	135.25	156.43	170.21	182.46
31	96.09	113.96	135.06	149.72	163.48
32	71.44	77.97	84.15	87.61	90.31
33	98.97	113.40	128.69	138.25	146.45
2041046	98.70	123.75	162.36	197.03	237.53
2042027	80.34	90.37	102.30	110.66	118.55
2141003	56.51	62.38	68.50	72.25	75.43
2141006	69.15	78.86	90.06	97.68	104.70
2141007	83.72	97.63	114.86	127.39	139.62
2141044	73.78	85.74	99.98	109.96	119.39
2141045	80.37	95.23	116.13	133.34	152.01
2141100	89.31	107.88	133.56	154.35	176.57
2142014	82.71	104.05	132.71	155.28	178.83
2142022	73.83	86.73	102.93	114.86	126.65
2142058	82.99	95.82	111.57	122.91	133.89
2241001	61.62	72.97	85.95	94.67	102.64
2241002	70.31	80.38	90.84	97.24	102.64
2241003	68.47	76.49	84.31	88.82	92.42
2241004	97.85	115.62	137.06	152.26	166.77
2242001	83.65	96.98	113.21	124.82	136.00
2242002	91.84	111.86	139.75	162.48	186.93
2242003	119.52	140.37	165.44	183.17	200.07
2242004	101.72	117.68	137.92	152.98	167.98
2242005	114.80	136.10	164.49	186.68	209.68
2242006	98.39	112.61	128.15	138.16	146.97
2242007	147.09	173.99	207.47	231.93	255.91

*Continua na próxima página*

Tabela D.1 — continuação

Estação	TR=5	TR=10	TR=25	TR=50	TR=100
2242008	107.03	123.92	144.12	158.33	171.80
2242010	91.44	104.84	119.89	129.86	138.84
2242011	93.14	114.01	144.24	169.83	198.25
2242012	101.90	116.43	133.34	144.93	155.68
2242013	107.08	130.68	164.45	192.70	223.77
2242014	107.12	128.73	158.26	181.87	206.87
2242016	113.37	132.29	155.26	171.64	187.38
2242017	67.76	74.40	81.28	85.47	88.99
2242018	89.98	106.97	127.77	142.74	157.22
2242019	106.83	135.85	180.14	219.56	265.27
2242020	83.06	97.49	114.82	127.06	138.72
2242021	78.40	91.08	106.76	118.16	129.28
2242022	77.84	90.64	105.50	115.66	125.07
2242023	67.07	75.43	84.01	89.20	93.54
2242024	140.14	171.49	216.76	254.97	297.31
2242025	98.40	119.25	147.48	169.88	193.40
2242026	72.36	83.03	96.37	106.17	115.81
2242027	84.89	100.19	119.80	134.56	149.38
2242028	89.55	109.45	138.65	163.67	191.75
2242029	92.27	107.40	124.85	136.69	147.58
2243003	79.15	96.08	119.31	137.99	157.83
2243004	80.90	94.87	113.83	128.93	144.83
2243005	73.79	84.25	96.87	105.82	114.38
2243006	75.27	89.76	108.35	122.34	136.41
2243007	78.96	92.33	109.51	122.45	135.48
2243008	76.15	90.27	109.17	124.00	139.45
2243010	85.15	98.59	114.94	126.64	137.90
2243011	85.00	99.01	116.53	129.40	142.08
2243012	73.58	84.46	97.74	107.24	116.40
2243013	67.07	75.53	84.95	91.12	96.64
2243014	74.73	93.56	119.61	140.72	163.30
2243015	77.44	92.67	112.87	128.58	144.81
2243016	78.76	93.08	110.49	122.91	134.85
2243141	75.02	82.94	90.39	94.53	97.74
2243149	151.17	180.10	215.45	240.85	265.38
2243205	72.40	79.59	86.63	90.69	93.96
2243207	69.82	78.50	88.35	94.93	100.91
2243209	83.38	93.57	104.41	111.21	117.07

*Continua na próxima página*

Tabela D.1 — continuação

Estação	TR=5	TR=10	TR=25	TR=50	TR=100
2243212	85.89	101.13	121.13	136.52	152.27
2244030	77.31	93.68	117.89	138.79	162.41
2244031	81.85	95.45	112.89	126.02	139.21
2244033	74.23	81.94	90.38	95.81	100.60
2244034	83.80	94.06	105.62	113.28	120.18
2244037	99.59	116.82	139.39	156.74	174.48
2244038	84.65	92.87	101.40	106.62	111.02
2244039	97.82	111.55	127.24	137.79	147.44
2244040	101.60	123.45	154.07	179.19	206.34
2244041	83.22	94.91	108.28	117.27	125.49
2244042	79.10	91.12	105.56	115.77	125.49
2244044	85.89	103.54	126.59	144.26	162.28
2244045	97.60	115.06	138.09	155.89	174.20
2244047	90.67	102.36	116.06	125.50	134.31
2244097	82.73	93.05	103.92	110.65	116.39
2244098	125.39	145.99	169.85	186.11	201.14
2244099	89.72	99.77	110.16	116.49	121.81
2244101	77.04	88.54	102.79	113.17	123.31
2244104	83.34	99.65	121.68	139.12	157.41
2244105	85.63	101.22	123.47	142.04	162.42
2244106	80.99	95.69	113.33	125.79	137.64
2344006	128.51	153.18	183.59	205.60	227.00
2344007	66.53	74.78	82.77	87.33	90.96
2344008	122.84	141.56	161.84	174.80	186.14

*Nota:* Lâminas (mm) estimadas com GEV0 (estacionário) para TR de 5, 10, 25, 50 e 100 anos.

Tabela D.2: Lâminas de precipitação (mm) por estação para GEV1 (não estacionário em  $\mu$ ). Mínimo e máximo no período para cada TR.

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
1	126.36	127.76	138.60	140.00	149.66	151.06	155.55	156.95	159.98	161.38
2	73.33	76.03	82.34	85.04	91.08	93.78	96.08	98.78	100.08	102.78
3	110.96	112.36	137.21	138.61	172.45	173.85	200.19	201.59	229.13	230.53

*Continua na próxima página*

Tabela D.2 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
4	70.87	73.57	79.43	82.13	87.87	90.57	92.77	95.47	96.72	99.42
5	127.84	128.94	153.27	154.37	182.63	183.73	202.58	203.68	220.96	222.06
6	93.55	96.25	105.34	108.04	116.58	119.28	122.90	125.60	127.86	130.56
7	69.96	72.66	76.81	79.51	83.09	85.79	86.49	89.19	89.08	91.78
8	88.23	90.93	100.05	102.75	111.97	114.67	119.06	121.76	124.89	127.59
9	82.39	83.79	90.27	91.67	98.77	100.17	104.17	105.57	108.87	110.27
10	86.92	89.62	98.28	100.98	110.10	112.80	117.34	120.04	123.45	126.15
11	68.34	71.04	74.73	77.43	80.20	82.90	82.96	85.66	84.94	87.64
12	113.90	116.60	131.88	134.58	152.09	154.79	165.45	168.15	177.49	180.19
13	73.09	75.79	79.68	82.38	85.41	88.11	88.35	91.05	90.50	93.20
14	80.86	83.56	92.86	95.56	105.48	108.18	113.28	115.98	119.93	122.63
15	66.24	68.94	75.23	77.93	84.82	87.52	90.84	93.54	96.04	98.74
16	80.43	83.13	88.68	91.38	96.20	98.90	100.24	102.94	103.30	106.00
17	80.93	83.63	91.99	94.69	103.59	106.29	110.76	113.46	116.86	119.56
18	103.87	106.57	116.83	119.53	129.69	132.39	137.21	139.91	143.32	146.02
19	86.07	88.47	98.96	101.36	113.33	115.73	122.77	125.17	131.22	133.62
20	68.58	71.28	75.24	77.94	81.24	83.94	84.43	87.13	86.82	89.52
21	58.42	61.12	63.56	66.26	67.98	70.68	70.23	72.93	71.84	74.54
22	77.75	80.45	87.23	89.93	96.39	99.09	101.59	104.29	105.72	108.42
23	84.02	86.72	95.94	98.64	108.42	111.12	116.12	118.82	122.66	125.36
24	126.12	128.82	145.55	148.25	167.56	170.26	182.23	184.93	195.54	198.24
25	85.29	87.99	96.14	98.84	107.08	109.78	113.58	116.28	118.93	121.63
26	87.32	88.81	99.95	101.44	113.22	114.70	121.43	122.91	128.42	129.91
27	62.45	64.85	70.73	73.13	79.00	81.40	83.87	86.27	87.84	90.24
28	70.90	73.60	79.81	82.51	88.18	90.88	92.81	95.51	96.40	99.10
29	80.43	83.13	89.66	92.36	98.48	101.18	103.44	106.14	107.34	110.04
30	114.41	117.11	133.37	136.07	154.27	156.97	167.83	170.53	179.86	182.56
31	95.52	96.82	113.41	114.71	134.59	135.89	149.34	150.64	163.22	164.52
32	69.55	71.68	75.72	77.85	81.45	83.58	84.59	86.72	87.01	89.14
33	97.12	99.82	111.25	113.95	126.16	128.86	135.43	138.13	143.36	146.06
2041046	94.93	100.63	119.08	124.78	155.86	161.56	188.52	194.22	226.32	232.02
2042027	80.34	80.34	90.36	90.37	102.30	102.30	110.66	110.66	118.55	118.55
2141003	53.86	58.06	59.42	63.62	65.12	69.32	68.57	72.77	71.44	75.64
2141006	64.34	71.74	73.29	80.69	83.45	90.85	90.23	97.63	96.39	103.79
2141007	79.28	86.68	92.67	100.07	109.13	116.53	121.02	128.42	132.56	139.96
2141044	71.80	76.60	84.00	88.80	98.68	103.48	109.05	113.85	118.92	123.72

*Continua na próxima página*

Tabela D.2 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
2141045	77.89	81.80	92.32	96.23	112.45	116.36	128.88	132.79	146.56	150.47
2141100	85.92	91.82	104.18	110.08	129.36	135.26	149.70	155.60	171.41	177.31
2142014	79.55	86.35	101.09	107.89	130.15	136.95	153.12	159.92	177.20	184.00
2142022	68.52	75.82	80.27	87.57	94.67	101.97	105.04	112.34	115.08	122.38
2142058	79.36	85.16	91.65	97.45	106.64	112.44	117.37	123.17	127.70	133.50
2241001	57.02	62.82	67.39	73.19	78.95	84.75	86.55	92.35	93.36	99.16
2241002	68.62	72.19	78.74	82.31	89.28	92.85	95.75	99.31	101.21	104.78
2241003	64.42	71.82	72.19	79.59	79.71	87.11	84.01	91.41	87.44	94.84
2241004	94.27	99.97	111.53	117.23	132.21	137.91	146.79	152.49	160.64	166.34
2242001	79.72	85.15	92.25	97.68	107.20	112.64	117.69	123.12	127.62	133.05
2242002	87.16	93.06	105.81	111.71	131.31	137.21	151.75	157.65	173.40	179.30
2242003	112.87	120.27	131.74	139.14	153.94	161.34	169.31	176.71	183.69	191.09
2242004	99.80	102.96	115.52	118.68	135.35	138.51	150.05	153.21	164.62	167.78
2242005	110.51	116.21	130.72	136.42	157.32	163.02	177.87	183.57	198.97	204.67
2242006	93.93	99.63	107.18	112.88	121.44	127.14	130.46	136.16	138.30	144.00
2242007	144.59	150.29	171.67	177.37	205.54	211.24	230.41	236.11	254.89	260.59
2242008	104.54	110.24	121.65	127.35	142.23	147.93	156.78	162.48	170.65	176.35
2242010	89.67	95.37	103.65	109.35	119.65	125.35	130.42	136.12	140.27	145.97
2242011	92.04	94.19	112.89	115.04	143.09	145.24	168.65	170.80	197.03	199.18
2242012	97.83	103.53	111.60	117.30	127.40	133.10	138.06	143.76	147.83	153.53
2242013	103.66	109.36	126.79	132.49	159.73	165.43	187.17	192.87	217.25	222.95
2242014	103.91	109.61	125.24	130.94	154.34	160.04	177.60	183.30	202.19	207.89
2242016	110.57	116.27	129.46	135.16	152.45	158.15	168.89	174.59	184.71	190.41
2242017	67.48	68.23	74.17	74.92	81.11	81.86	85.35	86.10	88.93	89.68
2242018	85.37	91.27	101.16	107.06	120.22	126.12	133.74	139.64	146.67	152.57
2242019	100.38	106.28	122.74	128.64	151.82	157.72	174.01	179.91	196.56	202.46
2242020	78.80	84.70	92.35	98.25	108.38	114.28	119.53	125.43	130.01	135.91
2242021	73.45	80.85	85.25	92.65	99.62	107.02	109.91	117.31	119.83	127.23
2242022	76.28	79.09	88.98	91.79	103.71	106.51	113.75	116.55	123.03	125.83
2242023	64.46	67.76	72.29	75.59	80.18	83.48	84.88	88.18	88.75	92.05
2242024	135.44	141.34	165.35	171.25	208.29	214.19	244.34	250.24	284.11	290.01
2242025	93.09	98.79	112.05	117.75	137.00	142.70	156.26	161.96	176.05	181.75
2242026	71.51	73.01	82.12	83.62	95.35	96.85	105.06	106.56	114.59	116.09
2242027	81.08	88.48	96.28	103.68	115.86	123.26	130.66	138.06	145.60	153.00
2242028	87.33	92.25	107.47	112.39	137.17	142.09	162.74	167.67	191.58	196.50
2242029	89.47	95.01	104.56	110.10	121.97	127.51	133.78	139.32	144.66	150.19

*Continua na próxima página*

Tabela D.2 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
2243003	76.15	83.55	93.67	101.07	118.05	125.45	137.93	145.33	159.30	166.70
2243004	75.59	82.99	88.29	95.69	105.13	112.53	118.22	125.62	131.73	139.13
2243005	73.61	74.12	84.11	84.62	96.81	97.32	105.83	106.34	114.47	114.98
2243006	71.45	78.85	85.80	93.20	104.24	111.64	118.15	125.55	132.14	139.54
2243007	76.58	82.50	90.36	96.28	108.28	114.19	121.94	127.85	135.81	141.73
2243008	76.11	76.23	90.24	90.36	109.16	109.29	124.02	124.15	139.50	139.63
2243010	83.82	86.03	97.10	99.31	113.21	115.42	124.69	126.90	135.71	137.92
2243011	83.21	87.62	97.49	101.90	115.49	119.90	128.82	133.22	142.01	146.42
2243012	69.43	76.83	79.99	87.39	92.80	100.20	101.95	109.35	110.74	118.14
2243013	66.15	67.83	74.55	76.23	83.89	85.57	90.00	91.68	95.46	97.14
2243014	67.57	74.97	83.75	91.15	105.13	112.53	121.69	129.09	138.74	146.14
2243015	73.01	80.41	87.72	95.12	107.11	114.51	122.11	129.51	137.52	144.92
2243016	75.44	82.34	89.81	96.71	107.37	114.27	119.96	126.86	132.11	139.01
2243141	73.10	76.80	80.96	84.66	88.36	92.06	92.46	96.16	95.65	99.35
2243149	149.31	153.91	178.49	183.09	214.31	218.91	240.14	244.74	265.17	269.77
2243205	68.14	74.34	74.73	80.93	81.04	87.24	84.60	90.80	87.41	93.61
2243207	67.30	71.20	75.63	79.53	84.97	88.87	91.13	95.03	96.68	100.58
2243209	82.61	83.93	92.74	94.05	103.50	104.81	110.24	111.55	116.03	117.34
2243212	84.46	87.86	99.91	103.31	120.31	123.71	136.11	139.51	152.38	155.78
2244030	69.79	76.59	81.46	88.26	96.26	103.06	107.28	114.08	118.24	125.04
2244031	78.41	83.81	91.50	96.90	108.11	113.51	120.51	125.91	132.86	138.26
2244033	72.11	77.97	80.24	86.09	89.32	95.17	95.29	101.14	100.64	106.49
2244034	81.78	84.06	91.54	93.82	102.33	104.61	109.37	111.64	115.62	117.89
2244037	94.79	102.19	111.20	118.60	132.37	139.77	148.41	155.81	164.61	172.01
2244038	81.49	88.89	89.96	97.36	98.86	106.26	104.37	111.77	109.08	116.48
2244039	92.58	99.98	105.32	112.72	119.61	127.01	129.04	136.44	137.53	144.93
2244040	98.96	103.46	120.49	124.99	150.66	155.16	175.40	179.90	202.14	206.64
2244041	79.02	86.42	90.34	97.74	103.25	110.65	111.91	119.31	119.80	127.20
2244042	79.06	79.14	91.07	91.16	105.51	105.60	115.72	115.80	125.44	125.52
2244044	82.56	88.26	99.84	105.54	122.32	128.02	139.47	145.17	156.90	162.60
2244045	93.50	99.10	109.97	115.57	131.43	137.03	147.82	153.42	164.50	170.10
2244047	88.10	92.25	99.47	103.62	112.69	116.84	121.73	125.88	130.10	134.24
2244097	77.54	83.74	86.75	92.95	96.15	102.35	101.80	108.00	106.51	112.71
2244098	121.85	126.55	141.70	146.40	164.44	169.14	179.78	184.48	193.82	198.52
2244099	86.23	92.33	96.06	102.16	106.17	112.27	112.30	118.40	117.43	123.53
2244101	74.69	79.89	86.34	91.54	100.90	106.10	111.58	116.78	122.09	127.29

*Continua na próxima página*

Tabela D.2 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
2244104	81.17	85.47	97.46	101.76	119.57	123.87	137.13	141.43	155.62	159.92
2244105	82.93	86.83	97.89	101.79	119.00	122.90	136.43	140.33	155.38	159.28
2244106	76.94	82.24	90.67	95.97	107.00	112.30	118.42	123.72	129.20	134.50
2344006	124.34	130.04	148.06	153.76	177.02	182.72	197.80	203.50	217.84	223.54
2344007	63.32	69.52	71.51	77.71	79.43	85.63	83.95	90.15	87.55	93.75
2344008	117.47	123.17	134.66	140.36	152.91	158.61	164.33	170.03	174.14	179.84

*Nota:* Lâminas (mm) estimadas com GEV1 (não estacionário em  $\mu$ ). Para cada TR, mostram-se os valores mínimos e máximos no período.

Tabela D.3: Lâminas de precipitação (mm) por estação para GEV2 (não estacionário em  $\mu$  e  $\sigma$ ). Mínimo e máximo no período para cada TR.

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
1	120.93	139.23	133.66	158.07	146.31	176.81	153.73	187.80	159.77	196.74
2	60.66	82.01	65.76	93.28	70.52	103.78	73.13	109.55	75.15	114.00
3	104.29	129.31	129.04	167.99	164.50	223.39	194.18	269.78	226.85	320.83
4	60.36	101.11	66.07	122.88	72.43	147.11	76.60	162.99	80.32	177.18
5	120.46	143.54	143.04	176.18	169.73	214.77	188.29	241.61	205.73	266.82
6	94.81	96.33	106.02	108.99	116.73	121.09	122.78	127.91	127.54	133.29
7	67.30	74.63	71.82	82.12	75.72	88.60	77.71	91.90	79.15	94.28
8	84.42	92.58	95.13	105.37	106.00	118.34	112.50	126.10	117.88	132.53
9	80.50	83.88	86.59	91.78	92.86	99.93	96.67	104.87	99.86	109.01
10	68.75	103.87	71.98	118.86	74.86	132.24	76.38	139.28	77.51	144.51
11	65.53	76.14	70.39	84.99	74.62	92.68	76.78	96.62	78.36	99.48
12	107.40	128.39	120.30	151.30	134.66	176.79	144.07	193.50	152.48	208.44
13	68.87	82.86	72.35	90.84	75.16	97.28	76.50	100.34	77.41	102.43
14	81.29	83.08	93.43	94.86	106.15	107.20	114.01	114.83	120.69	121.32
15	55.54	76.43	60.06	87.61	64.55	98.73	67.18	105.25	69.33	110.56
16	77.84	88.87	83.52	98.71	88.49	107.32	91.05	111.76	92.93	115.01
17	79.16	84.02	88.34	96.08	97.81	108.52	103.57	116.09	108.41	122.44
18	103.61	107.05	116.51	120.22	129.33	133.30	136.84	140.97	142.95	147.20
19	80.93	96.58	91.90	113.36	104.45	132.55	112.90	145.47	120.62	157.27

*Continua na próxima página*

Tabela D.3 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
20	69.23	71.29	75.20	78.76	80.57	85.49	83.43	89.06	85.57	91.75
21	54.79	65.53	58.50	72.30	61.68	78.11	63.29	81.05	64.45	83.16
22	61.14	91.20	63.88	103.53	66.22	114.07	67.40	119.39	68.25	123.20
23	83.93	85.52	94.27	97.48	104.83	109.67	111.18	117.01	116.46	123.11
24	115.76	137.54	131.03	161.04	148.29	187.60	159.78	205.28	170.19	221.28
25	84.16	86.62	93.13	97.41	101.87	107.91	106.87	113.93	110.88	118.74
26	81.12	92.80	91.48	106.57	102.18	120.80	108.69	129.47	114.16	136.75
27	40.86	86.57	42.67	102.99	44.38	118.52	45.34	127.18	46.08	133.94
28	67.60	77.36	75.21	87.70	82.35	97.39	86.29	102.75	89.35	106.91
29	71.38	87.89	77.31	98.27	82.69	107.69	85.56	112.72	87.73	116.51
30	114.09	117.74	132.98	137.03	153.85	158.34	167.44	172.21	179.50	184.53
31	66.88	114.44	74.36	141.87	82.81	172.88	88.43	193.52	93.53	212.21
32	64.07	76.47	68.66	84.27	72.94	91.52	75.28	95.51	77.09	98.58
33	96.54	100.13	109.16	115.20	122.38	130.97	130.53	140.70	137.45	148.96
2041046	92.09	113.06	111.09	150.01	141.25	208.65	169.12	262.84	202.49	327.72
2042027	76.95	83.72	85.79	94.86	96.27	108.08	103.60	117.31	110.50	126.01
2141003	53.34	58.62	58.78	64.32	64.36	70.16	67.74	73.69	70.56	76.64
2141006	63.35	73.22	72.02	82.99	81.97	94.18	88.69	101.73	94.83	108.65
2141007	68.85	102.07	92.58	148.75	127.43	217.30	157.33	276.11	190.91	342.18
2141044	66.76	79.28	76.54	92.58	88.06	108.24	96.03	119.07	103.49	129.22
2141045	76.85	80.51	88.49	95.75	104.30	116.45	116.88	132.92	130.14	150.27
2141100	85.85	92.01	104.07	110.38	129.24	135.75	149.60	156.27	171.33	178.18
2142014	77.74	88.74	97.99	112.09	125.41	143.71	147.18	168.81	170.06	195.19
2142022	70.67	78.42	80.01	95.30	91.82	116.64	100.58	132.47	109.29	148.20
2142058	78.09	86.76	90.01	100.06	104.66	116.40	115.24	128.21	125.50	139.66
2241001	49.17	63.95	54.10	75.09	59.07	86.35	62.04	93.05	64.48	98.58
2241002	70.46	71.20	80.28	82.06	90.57	93.45	96.93	100.49	102.34	106.48
2241003	60.94	78.82	67.96	89.75	75.10	100.87	79.38	107.53	82.93	113.05
2241004	91.54	105.97	108.28	126.95	128.98	152.88	144.01	171.72	158.66	190.08
2242001	77.16	95.76	87.34	115.91	100.18	141.33	109.69	160.16	119.11	178.82
2242002	84.95	89.44	97.94	107.74	114.61	131.20	127.15	148.86	139.75	166.60
2242003	104.76	123.41	114.14	143.03	124.04	163.76	130.21	176.66	135.49	187.71
2242004	99.24	103.12	113.46	119.99	131.33	141.18	144.50	156.81	157.52	172.25
2242005	106.05	117.18	119.52	138.94	136.34	166.11	148.68	186.03	160.81	205.62
2242006	82.81	103.59	87.82	117.10	92.40	129.42	94.86	136.04	96.72	141.06
2242007	126.25	161.60	145.77	195.63	170.02	237.92	187.73	268.79	205.07	299.01

*Continua na próxima página*

Tabela D.3 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
2242008	99.08	116.57	113.81	136.86	131.64	161.44	144.33	178.93	156.49	195.69
2242010	77.22	107.08	86.50	127.05	97.20	150.05	104.46	165.65	111.12	179.98
2242011	91.72	94.50	112.42	115.49	142.41	145.89	167.78	171.62	195.96	200.18
2242012	95.69	108.86	106.86	126.83	119.85	147.75	128.76	162.08	137.02	175.37
2242013	104.50	108.52	128.08	131.11	161.64	163.28	189.60	190.06	219.40	220.21
2242014	100.94	112.94	120.91	136.42	148.32	168.64	170.36	194.55	193.78	222.09
2242016	103.45	121.34	119.01	142.77	137.81	168.66	151.15	187.04	163.92	204.63
2242017	63.75	72.16	69.44	79.92	75.33	87.96	78.93	92.87	81.96	97.01
2242018	82.35	97.84	98.15	118.47	118.19	144.63	133.11	164.10	147.96	183.48
2242019	88.41	119.28	99.93	148.44	114.04	184.14	124.19	209.83	134.00	234.68
2242020	80.60	81.16	92.64	94.46	105.89	110.44	114.89	121.29	123.17	131.28
2242021	72.82	81.56	84.38	93.77	98.52	108.69	108.67	119.40	118.48	129.75
2242022	72.91	87.76	82.94	106.66	94.99	129.36	103.49	145.38	111.59	160.62
2242023	63.89	68.65	70.00	77.66	76.06	86.59	79.59	91.80	82.46	96.03
2242024	130.54	150.74	160.18	189.31	204.57	247.06	243.36	297.53	287.63	355.13
2242025	86.69	102.55	98.24	124.77	112.71	152.60	123.36	173.09	133.85	193.28
2242026	69.60	77.44	79.28	90.74	91.67	107.78	101.00	120.61	110.36	133.48
2242027	74.44	107.55	88.12	136.34	107.67	177.48	124.00	211.84	141.94	249.58
2242028	85.65	94.91	104.81	116.95	133.28	149.71	157.98	178.13	186.01	210.37
2242029	86.83	97.66	101.14	113.53	117.64	131.82	128.83	144.24	139.13	155.66
2243003	73.03	87.27	88.70	107.21	110.64	135.12	128.62	157.98	148.03	182.68
2243004	79.67	84.42	90.80	102.40	106.20	127.28	118.68	147.44	132.03	169.00
2243005	68.26	79.86	76.93	92.28	87.40	107.29	94.83	117.93	101.93	128.11
2243006	68.99	79.76	82.00	94.47	98.53	113.15	110.85	127.08	123.13	140.96
2243007	71.33	90.20	82.96	107.93	98.37	131.44	110.34	149.70	122.70	168.56
2243008	68.69	91.04	80.45	113.31	97.21	145.02	111.17	171.44	126.46	200.38
2243010	83.61	85.25	95.90	98.86	110.66	115.21	121.08	126.76	131.01	137.76
2243011	75.98	100.18	87.71	120.69	103.02	147.48	114.76	168.00	126.73	188.94
2243012	67.92	78.09	77.80	89.29	89.80	102.88	98.37	112.58	106.59	121.90
2243013	64.80	69.89	72.89	79.04	81.95	89.30	87.93	96.07	93.30	102.16
2243014	55.93	91.42	63.08	116.42	72.14	148.06	78.86	171.56	85.55	194.92
2243015	75.21	76.82	89.35	90.73	105.57	110.83	117.90	126.10	130.39	141.57
2243016	68.02	113.50	81.15	149.34	99.94	200.62	115.66	243.52	132.94	290.68
2243141	66.55	80.93	72.61	90.56	78.31	99.63	81.47	104.66	83.93	108.57
2243149	124.72	189.90	143.63	239.20	167.58	301.60	185.37	347.98	203.06	394.09
2243205	69.60	72.16	76.53	77.87	82.99	83.25	86.22	86.68	88.56	89.50

*Continua na próxima página*

Tabela D.3 — continuação

Estação	TR=5		TR=10		TR=25		TR=50		TR=100	
	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx	mín	máx
2243207	68.11	70.03	76.74	77.82	86.36	86.51	92.22	92.68	97.33	98.34
2243209	78.97	87.83	87.65	99.48	96.86	111.85	102.62	119.58	107.57	126.22
2243212	80.73	97.25	95.08	119.05	115.04	149.39	131.30	174.09	148.78	200.64
2244030	71.56	74.03	83.85	84.21	96.96	99.30	106.34	110.64	115.57	121.81
2244031	80.93	81.31	93.08	95.24	108.01	113.37	119.12	126.87	130.18	140.30
2244033	64.80	88.02	70.58	100.87	77.29	115.78	81.88	125.97	86.12	135.40
2244034	68.38	96.04	73.26	109.00	78.38	122.57	81.53	130.94	84.22	138.06
2244037	94.72	106.56	107.49	129.52	124.34	159.81	137.37	183.25	150.78	207.36
2244038	77.06	92.81	83.85	102.83	90.95	113.32	95.33	119.79	99.04	125.28
2244039	93.11	98.89	105.94	111.04	120.24	124.58	129.61	133.45	137.98	141.38
2244040	95.20	109.18	115.38	134.94	144.25	171.81	168.42	202.67	195.00	236.61
2244041	77.16	88.64	87.92	101.19	100.30	115.64	108.69	125.44	116.40	134.44
2244042	74.63	82.84	84.44	96.47	96.10	112.65	104.23	123.96	111.91	134.62
2244044	84.76	86.93	103.21	103.53	125.22	127.31	141.84	145.78	158.80	164.63
2244045	93.37	99.37	109.84	116.04	131.32	137.78	147.76	154.43	164.51	171.39
2244047	87.03	96.30	96.99	110.93	108.85	128.33	117.14	140.50	124.98	152.00
2244097	76.75	81.39	82.90	91.35	88.89	101.03	92.32	106.58	95.06	111.01
2244098	118.23	128.77	133.93	150.99	151.59	175.97	163.27	192.50	173.79	207.39
2244099	85.53	95.08	93.68	107.46	102.15	120.32	107.33	128.19	111.70	134.83
2244101	70.12	94.30	80.57	115.36	94.94	144.30	106.50	167.58	118.79	192.34
2244104	76.81	92.17	91.50	113.19	112.07	142.60	128.90	166.68	147.07	192.67
2244105	84.94	85.56	98.72	101.96	118.23	125.18	134.37	144.40	151.97	165.34
2244106	73.66	91.58	81.31	109.32	90.01	129.50	95.83	143.01	101.13	155.30
2344006	123.16	131.80	146.61	156.66	175.41	187.21	196.21	209.27	216.39	230.66
2344007	65.30	68.20	74.23	75.98	82.93	83.55	87.80	87.93	91.37	91.92
2344008	110.17	130.75	119.38	148.93	128.17	166.28	133.12	176.05	137.01	183.72

*Nota:* Lâminas (mm) estimadas com GEV2 (não estacionário em  $\mu$  e  $\sigma$ ). Para cada TR, mostram-se os valores mínimos e máximos no período.

# Apêndice E

## Indicadores - Dados Observados x Modelos Corrigidos

### E.1 Indicadores de extremos observados vs modelos HighResMIP

Este apêndice complementa a Seção 5.2, apresentando de forma detalhada os valores médios regionais dos indicadores de extremos de precipitação utilizados na avaliação dos modelos CMIP6–HighResMIP.

São considerados três índices derivados da precipitação diária:

- **P99** — percentil 99 da distribuição diária;
- **RX1day** — máxima precipitação diária anual média;
- **CDD** — maior sequência média de dias secos com  $P < 1$  mm.

Para cada modelo de clima global, apresenta-se a comparação entre os valores estimados a partir das séries **observadas** (subscrito OBS) e das séries **corrigidas por QDM** (subscrito QDM), agregadas por Região Geográfica Intermediária do Estado do Rio de Janeiro. Esses resultados fornecem a base numérica para as análises gráficas discutidas no Capítulo 5, permitindo quantificar os desvios residuais após a correção de viés.

#### Modelo CMCC-CM2-VHR4

A Tabela E.1 apresenta os valores médios regionais de P99, RX1day e CDD para o modelo CMCC-CM2-VHR4, antes e após a correção de viés por QDM.

Tabela E.1: Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS  $\times$  QDM) para o modelo CMCC-CM2-VHR4.

<b>Região Intermediária</b>	<b>P99<sub>OBS</sub></b>	<b>P99<sub>QDM</sub></b>	<b>RX1<sub>OBS</sub></b>	<b>RX1<sub>QDM</sub></b>	<b>CDD<sub>OBS</sub></b>	<b>CDD<sub>QDM</sub></b>
Campos dos Goytacazes	66.08	66.23	76.10	76.23	22.29	33.26
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.59	84.46	97.55	100.10	17.44	21.75
Petrópolis	70.72	70.69	81.71	84.42	21.41	30.79
Rio de Janeiro	78.26	78.36	102.41	106.64	8.27	10.96
Volta Redonda – Barra Mansa	68.85	68.93	85.44	89.77	20.76	30.74

Observa-se boa aderência entre P99<sub>OBS</sub> e P99<sub>QDM</sub> em todas as regiões, com pequenas diferenças nos extremos mais intensos (RX1day), e um aumento sistemático de CDD nas regiões continentais após a correção.

## Modelo HadGEM3-GC31-HM

A Tabela E.2 reúne os mesmos indicadores para o modelo **HadGEM3-GC31-HM**.

Tabela E.2: Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS  $\times$  QDM) para o modelo HadGEM3-GC31-HM.

<b>Região Intermediária</b>	<b>P99<sub>OBS</sub></b>	<b>P99<sub>QDM</sub></b>	<b>RX1<sub>OBS</sub></b>	<b>RX1<sub>QDM</sub></b>	<b>CDD<sub>OBS</sub></b>	<b>CDD<sub>QDM</sub></b>
Campos dos Goytacazes	66.08	66.21	75.08	72.97	22.15	41.46
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.91	84.42	95.83	97.88	17.33	22.89
Petrópolis	70.94	70.82	81.30	82.82	21.26	38.97
Rio de Janeiro	78.74	78.93	100.59	100.99	8.08	9.94
Volta Redonda – Barra Mansa	68.90	69.04	85.18	86.39	20.69	38.73

Nesse caso, a correção por QDM mantém P99 muito próximo às observações, mas introduz incrementos mais pronunciados em CDD, sobretudo em Campos dos Goytacazes, Petrópolis e Volta Redonda–Barra Mansa, indicando maior persistência de períodos secos simulada pelo modelo corrigido.

## Modelo MRI-AGCM3-2-S

A Tabela E.3 mostra os resultados correspondentes para o modelo **MRI-AGCM3-2-S**.

Tabela E.3: Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS  $\times$  QDM) para o modelo MRI-AGCM3-2-S.

Região Intermediária	P99 <sub>OBS</sub>	P99 <sub>QDM</sub>	RX1 <sub>OBS</sub>	RX1 <sub>QDM</sub>	CDD <sub>OBS</sub>	CDD <sub>QDM</sub>
Campos dos Goytacazes	66.07	66.23	76.10	77.19	22.29	33.57
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.58	84.45	97.55	103.91	17.44	21.15
Petrópolis	70.72	70.69	81.74	85.25	21.41	29.85
Rio de Janeiro	78.21	78.32	102.41	104.78	8.27	9.79
Volta Redonda – Barra Mansa	68.84	68.93	85.45	89.94	20.76	30.43

Para o MRI-AGCM3-2-S, a correção QDM também mantém P99 muito próximo ao observado, com leve superestimativa em RX1day nas regiões litorâneas e serranas e aumento moderado em CDD nas regiões continentais.

## Modelo NICAM16-8S

Por fim, a Tabela E.4 apresenta os indicadores para o modelo **NICAM16-8S**.

Tabela E.4: Indicadores regionais de extremos de precipitação (OBS  $\times$  QDM) para o modelo NICAM16-8S.

Região Intermediária	P99 <sub>OBS</sub>	P99 <sub>QDM</sub>	RX1 <sub>OBS</sub>	RX1 <sub>QDM</sub>	CDD <sub>OBS</sub>	CDD <sub>QDM</sub>
Campos dos Goytacazes	66.07	66.23	76.10	77.63	22.29	29.47
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.58	84.45	97.55	106.50	17.44	20.14
Petrópolis	70.72	70.69	81.74	85.74	21.41	27.93
Rio de Janeiro	78.21	78.43	102.41	104.93	8.27	10.16
Volta Redonda – Barra Mansa	68.84	68.93	85.45	90.56	20.76	28.47

O NICAM16-8S apresenta boa coerência na reprodução de P99 e RX1day, com diferenças mais sensíveis em RX1<sub>QDM</sub> nas regiões costeiras (Macaé–Rio das Ostras–Cabo Frio e Rio de Janeiro) e aumento moderado em CDD nas regiões continentais.

## Síntese do Apêndice E

De forma geral, as tabelas deste apêndice confirmam que a correção de viés por QDM é eficaz em alinhar os quantis intermediários e altos (P99, RX1day) às observações, preservando o gradiente regional entre as Regiões Intermediárias do Estado do Rio de Janeiro.

Por outro lado, os valores de CDD evidenciam que o regime seco permanece como um dos componentes mais sensíveis e incertos da simulação climática: alguns modelos introduzem aumento relevante da duração média de períodos secos, especialmente em Campos dos Goytacazes, Petrópolis e Volta Redonda–Barra Mansa.

Essas informações numéricas detalhadas sustentam as interpretações apresentadas na Seção 5.1.2 e servem de referência para futuras aplicações hidrológicas e avaliações comparativas entre modelos.

# Apêndice F

## Indicadores dos Modelos

Este apêndice complementa a Seção 6.3, apresentando de forma detalhada os valores médios regionais dos indicadores de extremos de precipitação utilizados na comparação entre o período histórico (*highresSST-present*) e o período futuro (*highresSST-future*, cenário SSP5-8.5) dos modelos CMIP6-HighResMIP corrigidos por *Quantile Delta Mapping* (QDM).

São considerados os mesmos três índices derivados da precipitação diária empregados no corpo do texto:

- P99 — percentil 99 da distribuição diária;
- RX1day — máxima precipitação diária anual média;
- CDD — maior sequência média de dias secos com  $P < 1$  mm.

Para cada modelo de clima global, apresentam-se os valores médios desses indicadores para o período **histórico** (subscrito *hist*) e para o período **futuro** (subscrito *fut*), agregados por Região Geográfica Intermediária do Estado do Rio de Janeiro. Esses resultados numéricos fornecem a base para a interpretação dos padrões gráficos discutidos na Seção 5.2.3 e permitem quantificar, para cada modelo, a magnitude das mudanças projetadas em termos de intensidade e persistência dos extremos de precipitação.

### Modelo CMCC-CM2-VHR4

A Tabela F.1 apresenta os valores médios regionais de P99, RX1day e CDD para o modelo **CMCC-CM2-VHR4**, calculados a partir das séries diárias corrigidas por QDM para os períodos histórico e futuro.

Tabela F.1: Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo CMCC-CM2-VHR4.

<b>Região Intermediária</b>	P99 <sub>hist</sub>	P99 <sub>fut</sub>	RX1 <sub>hist</sub>	RX1 <sub>fut</sub>	CDD <sub>hist</sub>	CDD <sub>fut</sub>
Campos dos Goytacazes	66.23	68.29	76.23	81.86	33.26	38.38
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.46	95.59	100.10	137.52	21.75	33.00
Petrópolis	70.69	76.82	84.42	101.60	30.79	36.02
Rio de Janeiro	78.36	97.83	106.64	142.58	10.96	29.90
Volta Redonda – Barra Mansa	68.93	71.79	89.77	99.32	30.74	31.50

De forma geral, observa-se para o CMCC-CM2-VHR4 um aumento moderado de P99 e RX1day em várias Regiões Intermediárias, especialmente nas áreas costeiras e metropolitanas, sugerindo intensificação dos eventos extremos de curta duração. Para o CDD, predominam incrementos nas regiões continentais, indicando maior persistência de períodos secos no cenário futuro, enquanto nas regiões litorâneas as mudanças tendem a ser menores ou pouco sistemáticas.

## Modelo HadGEM3-GC31-HM

A Tabela F.2 reúne os mesmos indicadores para o modelo **HadGEM3-GC31-HM**.

Tabela F.2: Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo HadGEM3-GC31-HM.

<b>Região Intermediária</b>	P99 <sub>hist</sub>	P99 <sub>fut</sub>	RX1 <sub>hist</sub>	RX1 <sub>fut</sub>	CDD <sub>hist</sub>	CDD <sub>fut</sub>
Campos dos Goytacazes	66.21	72.48	72.97	86.07	41.46	48.32
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.42	99.29	97.88	129.15	22.89	35.56
Petrópolis	70.82	79.19	82.82	100.17	38.97	43.43
Rio de Janeiro	78.93	112.66	100.99	178.94	9.94	31.68
Volta Redonda – Barra Mansa	69.04	70.53	86.39	101.07	38.73	44.56

No HadGEM3-GC31-HM, o aumento de P99 e, sobretudo, de RX1day é mais expressivo nas Regiões Metropolitanas e Serranas, em consonância com os padrões espaciais apresentados na Seção 5.2.3. Ao mesmo tempo, observa-se incremento marcado em CDD em grande parte do interior do estado, sugerindo um cenário futuro com chuvas mais concentradas em eventos intensos e intervalos secos mais longos, o que pode ampliar a variabilidade intrassazonal do regime pluviométrico.

## Modelo MRI-AGCM3-2-S

A Tabela F.3 apresenta os indicadores para o modelo **MRI-AGCM3-2-S**.

Tabela F.3: Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo MRI-AGCM3-2-S.

<b>Região Intermediária</b>	P99 <sub>hist</sub>	P99 <sub>fut</sub>	RX1 <sub>hist</sub>	RX1 <sub>fut</sub>	CDD <sub>hist</sub>	CDD <sub>fut</sub>
Campos dos Goytacazes	66.23	69.26	77.19	87.39	33.57	37.14
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.45	83.22	103.91	99.43	21.15	29.40
Petrópolis	70.69	72.31	85.25	91.96	29.85	34.24
Rio de Janeiro	78.32	79.67	104.78	111.82	9.79	24.60
Volta Redonda – Barra Mansa	68.93	68.96	89.94	95.70	30.43	29.24

Para o MRI-AGCM3-2-S, as mudanças em P99 e RX1day tendem a ser mais moderadas, com alguns núcleos de aumento nas regiões costeiras e serranas, mas sem a mesma amplitude observada no HadGEM3-GC31-HM. O CDD apresenta incrementos relevantes em Campos dos Goytacazes, Petrópolis e Volta Redonda–Barra Mansa, indicando maior persistência de estiagens nessas áreas, enquanto na faixa litorânea as alterações são mais discretas.

## Modelo NICAM16-8S

Por fim, a Tabela F.4 apresenta os indicadores para o modelo **NICAM16-8S**.

Tabela F.4: Indicadores regionais de extremos de precipitação para os períodos histórico e futuro (QDM) — modelo NICAM16-8S.

<b>Região Intermediária</b>	P99 <sub>hist</sub>	P99 <sub>fut</sub>	RX1 <sub>hist</sub>	RX1 <sub>fut</sub>	CDD <sub>hist</sub>	CDD <sub>fut</sub>
Campos dos Goytacazes	66.23	72.44	77.63	87.67	29.47	36.18
Macaé – Rio das Ostras – Cabo Frio	84.45	90.99	106.50	114.76	20.14	30.19
Petrópolis	70.69	80.59	85.74	103.61	27.93	32.72
Rio de Janeiro	78.43	99.89	104.93	160.96	10.16	23.69
Volta Redonda – Barra Mansa	68.93	76.29	90.56	103.05	28.47	27.93

O NICAM16-8S apresenta, em geral, aumentos modestos em P99 e RX1day, com sinal mais claro nas regiões costeiras e metropolitanas, em linha com os mapas de  $\Delta P99$  e  $\Delta RX1$  discutidos no Capítulo 5. As mudanças em CDD são moderadas, mas indicam tendência de alongamento das sequências secas em parte das regiões continentais, ainda que com menor magnitude do que a observada em alguns dos demais modelos.

## Síntese do Apêndice F

As tabelas deste apêndice reforçam os padrões discutidos na Seção 5.2.3: em todas as Regiões Intermediárias, os modelos CMIP6–HighResMIP corrigidos por QDM projetam, em maior ou menor grau, aumento da intensidade dos eventos extremos de precipitação

(P99 e RX1day) e, em vários casos, maior duração média de períodos secos (CDD) no cenário SSP5-8.5.

Embora a magnitude dessas mudanças varie entre modelos e regiões, a combinação de intensificação de eventos chuvosos extremos com maior persistência de estiagens sugere um regime futuro potencialmente mais irregular e com riscos hidrológicos ampliados, tanto para inundações rápidas quanto para secas setoriais. Esses resultados numéricos detalhados sustentam as interpretações apresentadas no corpo do Capítulo 5 e fornecem subsídios para aplicações em projetos de infraestrutura, estudos de vulnerabilidade e estratégias de adaptação às mudanças climáticas no Estado do Rio de Janeiro.