

XXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HIDRÍCOS

DETECÇÃO E MODELAGEM DE NÃO ESTACIONARIDADE NAS SÉRIES PLUVIOMÉTRICAS NO MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO

Breno de Almeida Santos¹ ; Daniel Andres Rodriguez² & Fabricio Polifke da Silva³

Abstract: We evaluated non-stationarity in daily precipitation time series measured in the city of Rio de Janeiro during the period from 1997 to 2024. The data were collected from 33 telemetric stations belonging to the Alerta Rio System. The methodology involved the application of widely recognized statistical tests, such as the Mann-Kendall test and the Pettitt test, to detect potential trends and abrupt changes over time. Additionally, probabilistic distributions, including the Generalized Extreme Value (GEV) distribution and the Generalized Pareto Distribution (GPD), were modeled to estimate precipitation depths associated with return periods of 5, 10, 25, 50, and 100 years. The analysis was conducted considering both stationary and non-stationary scenarios, particularly at locations where such trends were identified. The results showed that accounting for non-stationarity can significantly alter the expected precipitation values for different return periods, directly impacting the planning and design of hydraulic and urban infrastructure. Therefore, this study highlights the importance of incorporating non-stationarity analysis in hydrological risk assessments, especially in the context of global and regional climate change, which may intensify extreme precipitation events.

Resumo: Avaliamos a não estacionariedade em séries diárias de precipitação medidas na cidade do Rio de Janeiro durante o período de 1997 a 2024. Os dados foram coletados em 33 estações telemétricas pertencentes ao Sistema Alerta de Rio. A metodologia envolveu a aplicação de testes estatísticos amplamente reconhecidos, como o teste de Mann-Kendall e o teste de Pettitt, para detectar possíveis tendências e mudanças abruptas ao longo do tempo. Adicionalmente, distribuições probabilísticas, incluindo a Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV) e a Distribuição Generalizada de Pareto (GPD), foram modeladas para estimar as lâminas de precipitação associadas a tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos. A análise foi conduzida considerando cenários estacionários e não estacionários, particularmente em locais onde tais tendências foram identificadas. Os resultados obtidos demonstraram que considerar a não estacionariedade pode alterar significativamente os valores de precipitação esperados para diferentes tempos de retorno, influenciando diretamente o planejamento e o projeto de infraestrutura hidráulica e urbana. Portanto, este estudo destaca a importância de incorporar a análise de não estacionariedade na avaliação de riscos hidrológicos, especialmente no contexto das mudanças climáticas globais e regionais, que podem intensificar os eventos extremos de precipitação.

Palavras-Chave – Análises de tendências, GEV e GPD, não estacionariedade.

1. INTRODUÇÃO

A análise de séries temporais de precipitação é fundamental para a compreensão de padrões climáticos e fenômenos hidrológicos, especialmente em regiões urbanas vulneráveis, como por exemplo, o Município do Rio de Janeiro. Os dados pluviométricos são amplamente utilizados para modelagem de escoamento superficial, previsão de eventos extremos e planejamento de

¹; ²; ³ Universidade Federal do Rio de Janeiro: breno.oliveira@coc.ufri.br; daniel.andres@coc.ufri.br; fabriciopolifke@igeo.ufri.br

infraestruturas hidráulicas e de drenagem urbana. Contudo, grande parte dessas análises assume que as séries de precipitação são estacionárias, isto é, que suas características estatísticas, como média, variabilidade e extremos, permanecem constantes ao longo do tempo (Milly et al., 2008).

Entretanto, o avanço das pesquisas sobre mudanças climáticas tem desafiado essa suposição, especialmente em áreas urbanas sujeitas a eventos climáticos intensos e frequentes. O Relatório de Síntese (AR6) do Painel Intergovernamental sobre Mudança do Clima (IPCC) destaca um aumento substancial na ocorrência de episódios de precipitação intensa na região sudeste da América do Sul, associado a alterações no ciclo hidrológico global e regional (IPCC, 2023). Fatores como o aumento da temperatura média, modificações no regime dos ventos e intensificação das chuvas contribuem para o surgimento de não estacionaridades em séries históricas de precipitação (Anzolin et al., 2024).

No Município do Rio de Janeiro, onde o clima tropical favorece a ocorrência de chuvas intensas e concentradas, as mudanças climáticas podem comprometer significativamente a segurança e a eficiência das infraestruturas urbanas. Assim, considerando o aumento na frequência e intensidade de eventos extremos na região Sudeste do Brasil nas últimas décadas, verifica-se a necessidade de revisões nos modelos probabilísticos tradicionais utilizados para estimativa de precipitações extremas (Regoto et al., 2021; Lima e Armond, 2022).

A detecção e compreensão de possíveis não estacionaridades em séries pluviométricas são essenciais para o aprimoramento de modelos hidrológicos e para o desenvolvimento de projetos de engenharia mais robustos e adaptativos. A adoção de metodologias mais avançadas é crucial para mitigar os impactos adversos causados por eventos extremos, como enchentes e deslizamentos, que representam sérias ameaças à segurança pública e à infraestrutura urbana (Cortez et al., 2022).

Dessa forma, este estudo busca investigar o efeito da não estacionaridade em séries históricas (1997-2024) de precipitação do Município do Rio de Janeiro na determinação de valores característicos de chuva extrema associada a diferentes tempos de retorno.

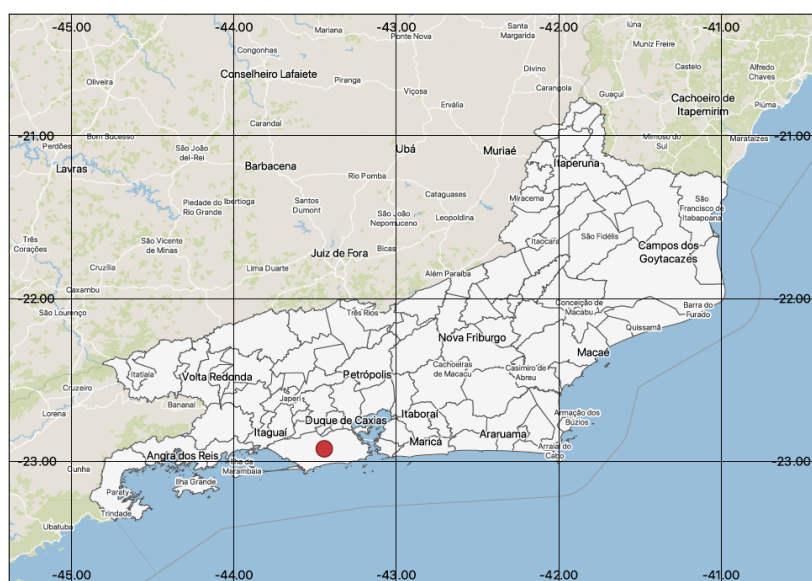
2. METODOLOGIA

2.1. Área de estudo

O presente estudo concentra-se no Município do Rio de Janeiro (figura 1), uma região de destacada importância econômica e marcada por uma ocupação urbana densa e complexa, com aproximadamente 6.211.223 habitantes distribuídos em uma área territorial de cerca de 1.200,33 km² (IBGE, 2022).

Eventos extremos de precipitação no Rio de Janeiro ocorrem predominantemente durante a estação chuvosa, com maior frequência nos meses de dezembro, janeiro, março e abril. Entre esses meses, abril destaca-se por apresentar eventos de maior magnitude (Dereczynski et al., 2017). Nos últimos anos, o município tem enfrentado eventos extremos de precipitação que ocasionam impactos sociais e econômicos significativos (Prefeitura do Rio de Janeiro, 2024). Um exemplo recente ocorreu em janeiro de 2024, quando chuvas intensas registradas nos dias 13 e 14 provocaram enchentes na região metropolitana, resultando em 12 óbitos e evidenciando a vulnerabilidade das áreas mais suscetíveis, especialmente aquelas ocupadas por populações de menor renda (Agência Brasil, 2024).

Figura 1 – Localização do município do Rio de Janeiro



2.2. Dados utilizados e tratamento

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos a partir do sítio eletrônico do Sistema Alerta Rio - Centro de Operações Rio (COR), responsável pelo monitoramento meteorológico e hidrológico da cidade do Rio de Janeiro. Os dados de chuva são disponibilizados em escala subdiária, com registros a cada 15 minutos (COR, 2024). O período de dados analisado inicia-se, predominantemente, em 1º de janeiro de 1997 e se estende até 31 de dezembro de 2024. Ao todo foram utilizados os dados dos 33 pluviômetros disponíveis até a data da realização deste estudo (figura 2).

Figura 2 – Distribuição Espacial dos Pluviômetros do Sistema Alerta Rio



2.3. Detecção de mudanças nas séries pluviométricas

A detecção de possíveis mudanças nos padrões das máximas precipitações anuais diárias, podem ser verificadas através de testes estatísticos. Para a detecção de discontinuidades abruptas, foi empregado o teste de Pettitt. Este teste consiste em identificar o ponto de mudança no tempo com

base na comparação entre as distribuições das variáveis antes e depois de um ponto específico, utilizando uma abordagem não paramétrica para determinar se existe uma mudança significativa.

Já para a detecção de tendências, foi utilizado o teste de Mann-Kendall, que consiste em avaliar a presença de uma tendência monotônica ao longo do tempo, também por meio de uma abordagem não paramétrica, baseada na análise da sequência de pares de observações e sua direção relativa. Ambos os testes foram desenvolvidos a partir de rotinas em Python, com o intuito de automatizar e agilizar o processo de análise estatística dos dados e considerando o nível de significância de 5%, avaliado através do valor-p ($\text{valor-p} \leq 0,05$).

2.4. Modelagem da precipitação extrema

A metodologia empregada para a modelagem da precipitação extrema, consiste na análise estatística das máximas precipitações anuais diárias utilizando a distribuição Generalized Extreme Value (GEV) e Generalized Pareto Distribution (GPD). Estes métodos são amplamente utilizados em estudos de séries temporais hidrológicas para modelar eventos extremos, como precipitações máximas anuais.

2.4.1. Distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV)

A distribuição GEV é uma família de distribuições que unifica três tipos de distribuições de valores extremos: Gumbel, Fréchet e Weibull, de acordo com o parâmetro de forma ξ . Sua função densidade de probabilidade (PDF) é dada por:

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

Onde: μ é o parâmetro de localização, σ é o parâmetro de escala e ξ é o parâmetro de forma.

Estimação dos Parâmetros

A estimação dos parâmetros da distribuição GEV (μ, σ, ξ) é realizada por meio do Método da Máxima Verossimilhança (MLE). Esse método consiste em encontrar os parâmetros que maximizam a função de verossimilhança definida como:

$$L(\mu, \sigma, \xi) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \mu, \sigma, \xi) \quad (2)$$

A maximização desta função é realizada utilizando métodos numéricos iterativos, como o algoritmo de Newton-Raphson ou Quasi-Newton.

Cálculo das Lâminas de Precipitação

Após a estimação dos parâmetros da distribuição GEV, as lâminas de precipitação associadas aos tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos são obtidas pela equação:

$$x_T = \mu + \frac{\sigma}{\xi} \left(\left(-\ln \left(1 - \frac{1}{T} \right) \right)^{-\xi} - 1 \right) \quad (3)$$

Onde T é o tempo de retorno desejado.

2.4.2. Distribuição Generalizada de Pareto (GPD)

A **Distribuição Generalizada de Pareto (GPD)** é uma distribuição estatística amplamente utilizada para modelar eventos extremos que excedem um determinado limiar. Enquanto a distribuição GEV é aplicada para máximos anuais ou mensais, a GPD é particularmente adequada

para a modelagem de *excedentes* acima de um valor de referência (limiar), tornando-a ideal para análise de cauda de distribuições e séries temporais de eventos extremos. Sua função densidade de probabilidade (PDF) é dada por:

$$f(x; \sigma, \xi, u) = \frac{1}{\sigma} \left(1 + \xi \frac{x - u}{\sigma} \right)^{-\frac{1}{\xi} - 1} \quad (4)$$

Onde: x é a precipitação excedente acima do limiar u , σ é o parâmetro de escala, ξ é o parâmetro de forma e u é o limiar escolhido.

Estimação dos Parâmetros

De forma análoga à GEV, a estimação dos parâmetros da distribuição GPD (u, σ, ξ) é realizada por meio do Método da Máxima Verossimilhança (MLE).

O limiar u para ajuste da distribuição GPD foi definido com base na análise da curva de excesso médio para cada estação (Coles, 2001). Foram considerados apenas os valores acima do percentil 90 da série, a fim de excluir valores baixos. Calculou-se o excesso médio para diferentes limiares e, em seguida, a derivada numérica dessa curva. O limiar foi escolhido como o ponto a partir do qual a derivada se estabiliza, ou seja, se aproxima da média da derivada, indicando comportamento aproximadamente linear na cauda da distribuição.

Cálculo das Lâminas de Precipitação

Após a estimação dos parâmetros da distribuição GPD, as lâminas de precipitação associadas aos tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos são obtidas pela equação:

$$x_T = u + \frac{\sigma}{\xi} \left(\left(\frac{T \lambda_u}{n} \right)^\xi - 1 \right) \quad (5)$$

Onde T é o tempo de retorno desejado, λ_u é a taxa média de excedência acima do limiar u e n é o número total de eventos analisados.

2.5. Modelagem não estacionária da precipitação extrema

A metodologia empregada para a modelagem não estacionária da precipitação extrema consiste na análise estatística das máximas precipitações anuais diárias utilizando a distribuição Generalized Extreme Value (GEV) e Generalized Pareto Distribution (GPD). Neste caso, considera-se uma variação linear do parâmetro de localização (μ) em função do tempo (t).

2.5.1. Distribuição Generalizada de Valores Extremos Não Estacionária (GEV_{NE})

A função densidade de probabilidade (PDF) para a distribuição GEV_{NE} variando o parâmetro de localização é dada por:

$$f(x; \mu(t), \sigma, \xi) = (1/\sigma) \left[1 + \xi \left((x - \mu(t))/\sigma \right) \right]^{(-1/\xi - 1)} \exp - \left[1 + \xi \left((x - \mu(t))/\sigma \right) \right]^{(-1/\xi)} \quad (6)$$

Onde: $\mu(t)$ é o parâmetro de localização que varia linearmente com o tempo: $\mu(t) = \mu_0 + \beta t$, σ é o parâmetro de escala e ξ é o parâmetro de forma.

Estimação dos Parâmetros

A estimação dos parâmetros da distribuição GEV_{NE} ($\mu_0, \beta, \sigma, \xi$) é realizada por meio do Método da Máxima Verossimilhança (MLE). Esse método consiste em encontrar os parâmetros que maximizam a função de verossimilhança definida como:

$$L(\mu_0, \beta, \sigma, \xi) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \mu(t_i), \sigma, \xi) \quad (7)$$

A maximização desta função é realizada utilizando métodos numéricos iterativos, como o algoritmo de Newton-Raphson ou Quasi-Newton.

Cálculo das Lâminas de Precipitação

Após a estimação dos parâmetros da distribuição GEV_{NE} , as lâminas de precipitação mínima e máxima associadas aos tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos são obtidas pela equação:

$$x_{T(mín/máx)} = \mu(t) + (\sigma/\xi)[-ln(1 - 1/T)]^{(-\xi)} - 1 \quad (8)$$

Onde T é o tempo de retorno desejado.

2.5.2. Distribuição Generalizada de Pareto Não Estacionária (GPD_{NE})

A função densidade de probabilidade (PDF) para a distribuição GPD_{NE} variando o parâmetro de localização é dada por:

$$f(x; \sigma, \xi, u(t)) = (1/\sigma) \left[1 + \xi \left((x - u(t))/\sigma \right) \right]^{(-1/\xi - 1)} \quad (9)$$

Onde: x é a precipitação excedente acima do limiar $u(t)$, σ é o parâmetro de escala, ξ é o parâmetro de forma e $u(t)$ é o limiar que varia linearmente com o tempo: $u(t) = u_0 + \alpha t$.

Estimação dos Parâmetros

De forma análoga à GEV_{NE} , a estimação dos parâmetros da distribuição GPD_{NE} (u_0, α, σ, ξ) é realizada por meio do Método da Máxima Verossimilhança (MLE) e o limiar u_0 , para ajuste da distribuição, foi definido com base na análise da curva de excesso médio para cada estação, conforme descrito no modelo da GPD estacionária.

Cálculo das Lâminas de Precipitação

Após a estimação dos parâmetros da distribuição GPD_{NE} , as lâminas de precipitação mínima e máximas associadas aos tempos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos são obtidas pela equação:

$$x_{T(mín/máx)} = u(t) + (\sigma/\xi) \left[(T\lambda_u/n)^\xi - 1 \right] \quad (10)$$

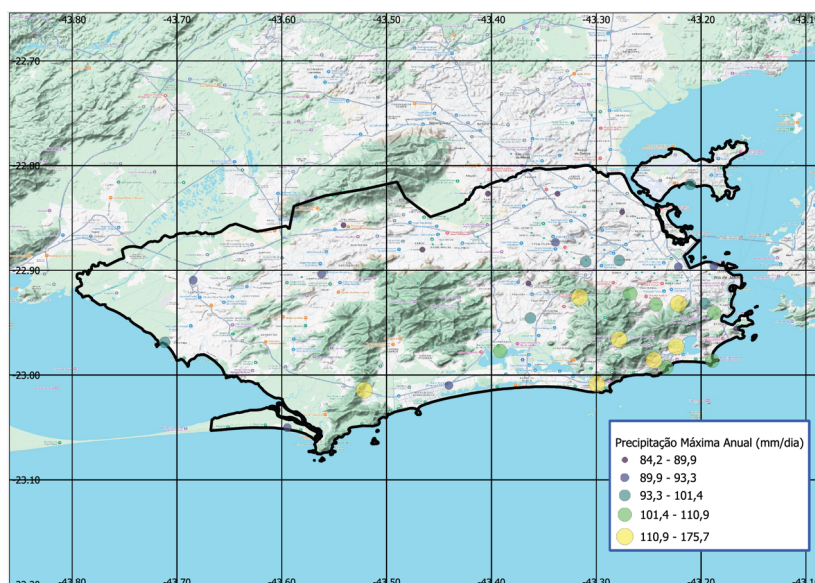
Onde T é o tempo de retorno desejado, λ_u é a taxa média de excedência acima do limiar $u(t)$ e n é o número total de eventos analisados.

3. RESULTADOS

3.1. Localização espacial média da precipitação

A figura 3 ilustra a distribuição espacial, no município do Rio de Janeiro, da média da máxima precipitação anual diária, calculada para todos os anos disponíveis, abrangendo os 33 pluviômetros integrados ao Sistema Alerta Rio.

Figura 3 – Distribuição espacial da média da máxima precipitação anual/dia (mm/dia)



3.2. Testes estatísticos para detecção de tendências e quebras

A Tabela 1 apresenta os resultados dos testes de Pettitt e Mann-Kendall (M.K.) aplicados aos dados analisados. As células destacadas em laranja indicam as estações que exibiram tendências estatisticamente significativas com nível de significância de 0,05. As células em amarelo correspondem às estações que apresentaram tendências com significância marginal, isto é, com valores-p situados entre 0,05 e 0,10.

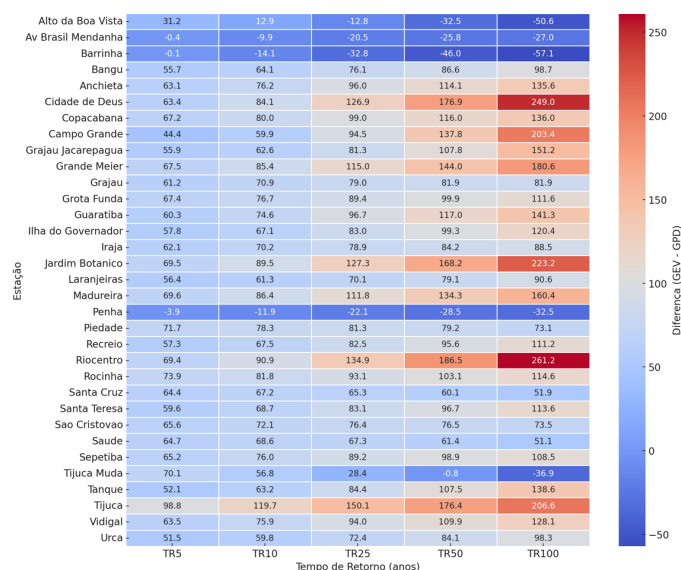
Tabela 1 – Testes de Pettitt e Mann-Kendall

| Estação | Pettitt (Ano) | Mann-Kendall (Tendência) | Estação | Pettitt (Ano) | Mann-Kendall (Tendência) | Estação | Pettitt (Ano) | Mann-Kendall (Tendência) |
|---------------------|---------------|--------------------------|--------------------|---------------|--------------------------|---------------|---------------|--------------------------|
| Alto da Boa Vista | --- | --- | Grota Funda | --- | --- | Rocinha | --- | --- |
| Av. Brasil Mendanha | --- | Crescente | Guaratiba | --- | --- | Santa Cruz | --- | --- |
| Barrinha | --- | --- | Ilha do Governador | --- | --- | Santa Teresa | --- | --- |
| Bangu | 2016 | Crescente | Irajá | --- | --- | São Cristóvão | --- | --- |
| Anchieta | --- | Crescente | Jardim Botânico | --- | --- | Saúde | --- | --- |
| Cidade de Deus | --- | --- | Laranjeiras | --- | --- | Sepetiba | --- | --- |
| Copacabana | --- | --- | Madureira | --- | --- | Tijuca Muda | --- | --- |
| Campo Grande | --- | --- | Penha | --- | --- | Tanque | --- | --- |
| Grajau Jacarepaguá | --- | --- | Piedade | --- | --- | Tijuca | --- | --- |
| Grande Meier | --- | --- | Recreio | --- | Crescente | Vidigal | --- | --- |
| Grajau | --- | --- | Riocentro | --- | --- | Urca | --- | --- |

3.3. Comparação dos modelos estacionários (GEV e GPD)

A figura 4 apresenta um mapa de calor com as diferenças relativas entre as lâminas de precipitação estimadas pelas distribuições GEV e GPD, considerando diferentes tempos de retorno para cada estação analisada. As células do gráfico indicam a magnitude da diferença relativa percentual $(GEV - GPD)/GEV$, permitindo identificar em quais localidades e para quais tempos de retorno as discrepâncias entre os dois métodos são mais expressivas. Valores positivos representam casos em que a distribuição GEV resultou em lâminas superiores às obtidas pela GPD. Já valores negativos (quando presentes) indicariam o oposto, ou seja, uma estimativa maior pela GPD.

Figura 4 – Mapa de calor da diferença relativa percentual $(GEV-GPD)/GEV \times 100$



3.4. Comparação entre os modelos não estacionários

A Tabela 2 apresenta a comparação entre as lâminas de precipitação estimadas pelos modelos não estacionários baseados nas distribuições GEV (GEV_{NE}) e GPD (GPD_{NE}). De modo geral, o modelo GPD_{NE} tende a apresentar valores menores de lâmina de precipitação em comparação ao GEV_{NE} , especialmente para os menores tempos de retorno.

Tabela 2 – Lâminas máximas não estacionárias modelos GEV_{NE} e GPD_{NE}

| Estação | TR-5- GEVne | TR-10- GEVne | TR-25- GEVne | TR-50- GEVne | TR-100- GEVne | TR-5- GPDne | TR-10- GPDne | TR-25- GPDne | TR-50- GPDne | TR-100- GPDne |
|-----------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|------------------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|------------------|
| Av Brasil | 222.2 | 246.0 | 260.9 | 266.5 | 269.5 | 140.5 | 164.7 | 199.4 | 227.8 | 258.3 |
| Bangu | 103.4 | 138.6 | 182.9 | 215.7 | 248.2 | 134.9 | 158.1 | 191.5 | 218.8 | 248.1 |
| Anchieta | 75.5 | 117.8 | 176.0 | 222.8 | 272.7 | 154.6 | 181.4 | 219.9 | 251.5 | 285.3 |
| Recreio | 130.4 | 165.6 | 200.9 | 221.9 | 239.1 | 142.3 | 166.6 | 201.3 | 229.7 | 260.2 |

3.5. Comparação entre os modelos estacionários e não estacionários

As Tabelas 3 e 4 trazem a comparação entre os valores obtidos nos ajustes estacionários e não estacionários para cada uma das distribuições (GEV e GPD, respectivamente). Essas análises permitem avaliar os impactos da consideração da não estacionariedade na modelagem probabilística de eventos extremos de precipitação. Ressalta-se que os resultados referem-se às estações que apresentaram tendências estatisticamente significativas e marginais, conforme identificado pelos testes aplicados na Seção 3.2. Na aplicação de ambos os modelos, o pressuposto de estacionariedade resulta em lâminas de precipitação significativamente menores do que as obtidas sob a consideração da não estacionariedade. Isso é particularmente evidente no caso da distribuição GEV na estação Av Brasil Mendanha, onde a lâmina para TR-100 salta de 108,3 mm (GEV) para 269,5 mm (GEV_{NE}), representando um aumento superior a 149%. Situação semelhante ocorre com a GPD, que para a mesma estação e tempo de retorno, passa de 108,3 mm (GPD) para 258,3 mm (GPD_{NE}).

Tabela 3 – Lâminas estacionárias e máximas não estacionárias modelos GEV e GEV_{NE}

| Estação | TR-5- GEV | TR-10- GEV | TR-25- GEV | TR-50- GEV | TR-100- GEV | TR-5- GEVne | TR-10- GEVne | TR-25- GEVne | TR-50- GEVne | TR-100- GEVne |
|-----------|--------------|---------------|---------------|---------------|----------------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|------------------|
| Av Brasil | 56.3 | 62.7 | 75.1 | 88.8 | 108.3 | 222.2 | 246.0 | 260.9 | 266.5 | 269.5 |
| Bangu | 108.3 | 131.1 | 163.6 | 190.9 | 220.9 | 103.4 | 138.6 | 182.9 | 215.7 | 248.2 |
| Anchieta | 119.7 | 149.8 | 196.5 | 238.8 | 288.5 | 75.5 | 117.8 | 176.0 | 222.8 | 272.7 |
| Recreio | 112.8 | 138.7 | 177.6 | 211.5 | 250.4 | 130.4 | 165.6 | 200.9 | 221.9 | 239.1 |

Tabela 4 – Lâminas estacionárias e máximas não estacionárias modelos GPD e GPD_{NE}

| Estação | TR-5-GPD | TR-10-GPD | TR-25-GPD | TR-50-GPD | TR-100-GPD | TR-5-GPD _{NE} | TR-10-GPD _{NE} | TR-25-GPD _{NE} | TR-50-GPD _{NE} | TR-100-GPD _{NE} |
|-----------|----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|--------------------------|
| Av Brasil | 56.7 | 72.6 | 95.6 | 114.6 | 135.3 | 140.5 | 164.7 | 199.4 | 227.8 | 258.3 |
| Bangu | 52.6 | 67.0 | 87.5 | 104.3 | 122.2 | 134.9 | 158.1 | 191.5 | 218.8 | 248.1 |
| Anchieta | 56.6 | 73.6 | 100.5 | 124.7 | 152.9 | 154.6 | 181.4 | 219.9 | 251.5 | 285.3 |
| Recreio | 55.5 | 71.2 | 95.1 | 115.9 | 139.2 | 142.3 | 166.6 | 201.3 | 229.7 | 260.2 |

4. CONCLUSÕES

A comparação entre as distribuições estacionárias GEV e GPD revela diferenças nas estimativas das lâminas de precipitação associadas aos tempos de retorno. De modo geral, observa-se que a GEV tende a superestimar os valores em relação à GPD, sobretudo para os maiores tempos de retorno. Esse comportamento pode ser atribuído ao fato de a GEV considerar as máximas anuais, sendo mais sensível a eventos isolados extremos, enquanto a GPD, ao modelar os excedentes acima de um limiar, tende a atenuar a influência desses valores, resultando em estimativas mais conservadoras.

Por outro lado, em estações como Barrinha (−49,7%), Penha (−35,0%) e Avenida Brasil Mendanha (−24,9%), a diferença relativa entre os modelos para TR-100 é negativa, indicando que a GPD estimou valores superiores aos da GEV. Esse comportamento contraria a tendência predominante observada na maioria das demais estações e pode refletir peculiaridades estatísticas das séries, como menor variabilidade entre os máximos anuais ou maior concentração de excedentes.

É importante destacar que algumas dessas estações, como Alto da Boa Vista, Avenida Brasil Mendanha, Barrinha, Grajau Jacarepaguá e Tijuca Muda, possuem registros somente a partir de 2010, ou seja, apresentam séries mais curtas em comparação às demais. A menor quantidade de dados disponíveis pode reduzir a robustez estatística dos ajustes, afetando a confiabilidade dos parâmetros estimados, especialmente em modelos extremos que dependem do comportamento das caudas.

Os resultados reforçam a relevância dos modelos não estacionários, GEV_{NE} e GPD_{NE}, os quais, em sua maioria, produziram estimativas mais elevadas das lâminas de precipitação em comparação com os modelos estacionários, especialmente para TR-50 e TR-100. A GPD_{NE} apresentou valores ligeiramente superiores à GEV_{NE} em diversas estações, como Bangu, Anchieta e Recreio, o que pode estar relacionado à sua maior sensibilidade às caudas da distribuição.

A introdução de tendência nos parâmetros da GEV resulta em aumentos nas lâminas estimadas. De maneira análoga, a transição do modelo GPD para GPD_{NE} implicou aumentos sistemáticos nas estimativas de todas as estações analisadas, sugerindo que a suposição de estacionariedade pode subestimar os extremos futuros.

Tais resultados evidenciam a importância de incorporar a não estacionariedade nas análises de risco hidrológico, especialmente em áreas urbanas sujeitas à intensificação de eventos extremos decorrentes das mudanças climáticas. O uso de modelos não estacionários permite estimativas mais conservadoras e realistas, sendo essencial para o planejamento, projeto e dimensionamento de infraestruturas hidráulicas e sistemas de drenagem urbana com maior resiliência frente aos cenários futuros.

5. REFERÊNCIAS

AGÊNCIA BRASIL. (2024). “Chega a 12 o número de mortos pelas chuvas no Rio”. Brasília: Empresa Brasil de Comunicação – EBC. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2024-01/chega-12-o-numero-de-mortos-pelas-chuvas-no-rio>. Acesso em: 16 mai. 2025.

ANZOLIN, G.; DE OLIVEIRA, D.Y.; VRUGT, J.A.; AGHAKOUCHAK, A.; CHAFFE, P.L. (2024). “Nonstationary frequency analysis of extreme precipitation: Embracing trends in observations”. *Journal of Hydrology*, v. 637, p. 131300.

COLES, S. (2001). *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Springer Series in Statistics. London: Springer-Verlag.

COR – CENTRO DE OPERAÇÕES RIO. (2025). *Sistema Alerta Rio: monitoramento meteorológico e hidrológico*. Rio de Janeiro. Disponível em: <https://alertario.rio.gov.br>. Acesso em: 8 jan. 2025.

CORTEZ, B.N.; PIRES, G.F.; AVILA-DIAZ, A.; FONSECA, H.P.; OLIVEIRA, L.R. (2022). “Nonstationary extreme precipitation in Brazil”. *Hydrological Sciences Journal*, v. 67, n. 9, p. 1372-1383.

DERECZYNSKI, C.P.; CALADO, R.N.; BARROS, A.B.D. (2017). “Chuvas extremas no Município do Rio de Janeiro: Histórico a partir do Século XIX”. *Anuário do Instituto de Geociências*, v. 40, n. 2, p. 17-30.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. (2023). *Censo Demográfico 2022: resultados do universo*. Rio de Janeiro: IBGE. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/22827-censo-demografico-2022.html>. Acesso em: 8 jan. 2025.

IPCC. (2023). *Climate Change 2023: Synthesis Report*. Geneva: Intergovernmental Panel on Climate Change.

LIMA, S.; ARMOND, N.B. (2022). “Chuvas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro: caracterização, eventos extremos e tendências”. *Sociedade & Natureza*, v. 34, p. e64770.

MILLY, P.C.; BETANCOURT, J.; FALKENMARK, M.; HIRSCH, R.M.; KUNDZEWICZ, Z.W.; LETTENMAIER, D.P.; STOUFFER, R.J. (2008). “Stationarity is dead: Whither water management?”. *Science*, v. 319, n. 5863, p. 573-574.

PREFEITURA DO RIO DE JANEIRO. (2024). “Rio apresenta Plano Verão 2024/2025 e totaliza R\$ 3,3 bilhões em investimentos no preparo da cidade para os impactos das chuvas e do calor”. Rio de Janeiro. Disponível em: <https://prefeitura.rio/cidade/rio-apresenta-plano-verao-2024-2025-e-totaliza-r-33-bilhoes-em-investimentos-no-preparo-da-cidade-para-os-impactos-das-chuvas-e-do-calor/>. Acesso em: 16 mai. 2025.

REGOTO, P.; DERECHYNSKI, C.; CHOU, S.C.; BAZZANELA, A.C. (2021). “Observed changes in air temperature and precipitation extremes over Brazil”. *International Journal of Climatology*, v. 41, n. 11, p. 5125-5142.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao Programa de Engenharia Civil da COPPE/UFRJ pelo apoio institucional e pela infraestrutura disponibilizada ao longo do desenvolvimento deste trabalho.