





## Estatística

### Abordagem clássica e Bayesiana na previsão da precipitação máxima no município de São João da Boa Vista-SP

Classical and Bayesian approach to the prediction of maximum rainfall in the municipality of São João da Boa Vista-SP

Matheus de Souza Costa<sup>1</sup> , Luiz Alberto Beijo<sup>1</sup> ,  
Reinaldo Antônio Gomes Marques<sup>1</sup> , Valdeline de Paula Mequelino Ferreira<sup>1</sup> ,  
Marcelo Savio Ramos<sup>1</sup> 

<sup>1</sup> Universidade Federal de Alfenas, Alfenas, MG, Brasil

<sup>1</sup> Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, Brasil

## RESUMO

O conhecimento da ocorrência e da intensidade de precipitações máximas é de suma importância para o planejamento das atividades humanas, pois podem ocasionar perdas sociais, ambientais, econômicas e de vidas. O presente trabalho teve como objetivo ajustar a distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV) à série de precipitação máxima anual do município de São João da Boa Vista-SP. Para isso, foram utilizados os métodos de máxima verossimilhança e inferência bayesiana para estimar os parâmetros e, conseqüentemente, da precipitação máxima anual. Informações, acerca das precipitações máximas, das cidades de Lavras-MG, Machado-MG, Silvianópolis-MG e Jaboticabal-SP, foram utilizadas para elicitacão da distribuição a priori informativa. A utilização das informações a priori proporcionou aumento na precisão e acurácia das estimativas de precipitação máxima. Assim, a distribuição GEV, com distribuição a priori informativa embasada em informações de Machado-MG, apresentou acurácia e menor erro de predição e foi aplicada para predizer a precipitação. Assim, a distribuição GEV, utilizando uma distribuição a priori informativa baseada nas informações de Machado-MG, demonstrou melhor acurácia e menor erro de predição. Essa metodologia foi aplicada para estimar a precipitação máxima nos tempos de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos em São João da Boa Vista - SP. A partir destes resultados, a precipitação máxima esperada, no tempo de retorno 2 anos, é maior ou igual a 72,87 mm.

**Palavras-chave:** Chuvas extremas; Distribuição Generalizada de Valores Extremos; Níveis de retorno; Priori informativa

## ABSTRACT

---

The knowledge of the occurrence and the intensity of maximum rainfall is of fundamental importance to human activities planning, since they might cause social, environmental, economic and human life losses. The present study aims to fit the Generalized Extreme Value (GEV) distribution to the annual maximum precipitation series of the city of São João da Boa Vista-SP. To achieve this, maximum likelihood and Bayesian inference methods were employed to estimate the parameters and, consequently, the annual maximum precipitation. Information about maximum rainfall from Lavras, Machado, Silvianópolis (Minas Gerais state) and Jaboticabal (São Paulo state) were used in informative prior distribution elicitation. The use of prior information improved the precision and accuracy of the maximum rainfall estimates. Then, the GEV distribution, using an informative prior distribution based on data from Machado-MG, presented better accuracy and lower prediction error. This methodology was applied to predict the maximum rainfall for return periods of 2, 5, 10, 20, 50, and 100 years in São João da Boa Vista - SP. Based on the results obtained, for a return period of 2 years, the expected maximum rainfall is equal to or greater than 72.87 mm.

**Keywords:** Extreme rainfall; Generalized Extreme Value distribution; Return levels; Informative prior

## 1 INTRODUÇÃO

Os eventos climáticos extremos têm impacto significativo nas dinâmicas sociais e ambientais, devido à sua frequência, intensidade e à vulnerabilidade socioambiental (Santos *et al.*, 2017). Eles afetam áreas como biodiversidade, nível do mar, saúde, agricultura e geração de energia hidrelétrica, tanto no Brasil quanto globalmente. Segundo Blank (2015), esses eventos, como secas, enchentes, ondas de calor e frio, furacões e tempestades, têm causado grandes perdas econômicas e humanas em escala mundial. Exemplos incluem a onda de calor na Europa (2003), os furacões Katrina, Wilma e Rita no Atlântico Norte (2005) e o inverno extremo na Europa e Ásia (2006). No Brasil, destacam-se a seca de 2014 em São Paulo e as secas no Sul entre 2004 e 2006. Na Amazônia, chuvas intensas e secas extremas impactam diretamente as dinâmicas ambientais e socioeconômicas (Brito; Veiga, 2015).

Um planejamento que não considera a probabilidade de ocorrência de eventos extremos, seja na agricultura, na irrigação, na engenharia civil, na engenharia florestal ou na hidrologia, poderá ocasionar grandes perdas para diversos setores produtivos da sociedade, tanto do ponto de vista econômico quanto social. Segundo

Miranda *et al.* (2017), a análise de chuvas intensas baseia-se em um dos produtos mais aplicados da hidrologia, e a análise de seus impactos é de crucial importância para a sociedade uma vez que identifica áreas de risco para ocupação humana, entre outros aspectos elementares ao saneamento básico.

De acordo com Fagundes e Borges (2015), a economia de São João da Boa Vista - SP é baseada predominantemente nas atividades relacionadas ao setor primário, com destaque para a agropecuária. Entre as principais culturas, podemos destacar a plantação de cana-de-açúcar, laranja, braquiária e milho. Como as atividades industriais possuem uma forte relação com as atividades agrícolas, é importante destacar alguns seguintes ramos, como as usinas de açúcar e álcool, papel e celulose, e óleos vegetais.

Portanto, é de suma importância prever a quantidade máxima de chuva anual para a região, pois em alguns casos pode trazer prejuízos ao produtor, seja tanto pela falta ou pelo excesso de chuva. Conforme Tavares e Ferreira (2020), a precipitação é uma das variáveis meteorológicas mais importantes para os estudos climáticos das diversas regiões do Brasil, e tal importância deve-se as consequências do que elas podem ocasionar, como enchentes, secas, inundações, assoreamento dos rios, quedas de barreiras, etc.

Coelho Filho *et al.* (2017) utilizaram a distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV) para modelar precipitações máximas no município de Goiânia/GO. Eles estimaram as precipitações máximas previstas para os períodos de retorno de 2, 5, 10, 25, 100, 500 e 1000 anos. Martins *et al.* (2018) também utilizaram a distribuição GEV na modelagem das precipitações máximas diárias na região de Silvianópolis-MG. Os autores identificaram que a metodologia Bayesiana apresentou melhor desempenho que o método da máxima verossimilhança e a aplicaram para realizar a previsão das precipitações máximas diárias para os tempos de retornos de 2, 10, 25, 50 e 100 anos, na localidade.

Este estudo tem como objetivo ajustar a distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV) à série histórica de precipitação máxima anual no município de São João

da Boa Vista-SP. Para isso, foram utilizados os métodos de máxima verossimilhança (MV) e inferência Bayesiana (com diferentes estruturas de distribuições a priori) para estimar os parâmetros e, conseqüentemente, prever a precipitação máxima anual. A partir da metodologia com melhor desempenho, foram realizadas projeções para tempos de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

### 2.1 Base de dados

Os dados utilizados nesta pesquisa foram obtidos a partir dos registros históricos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2020) e correspondem às precipitações diárias registradas no município de São João da Boa Vista-SP no período de 1971 a 2020. A partir dessas observações diárias, foi extraído, para cada ano, o maior valor de precipitação diária, compondo assim uma série de blocos anuais de máximos.

Para a estimação dos parâmetros da distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), foi realizada uma análise preliminar utilizando os dados do subperíodo de 1971 a 2000 ( $n = 30$ ). A validação das previsões, com base nos níveis de retorno e nos valores observados, foi feita com os dados do subperíodo de 2001 a 2020. Após a determinação do melhor método, ajustou-se novamente a distribuição GEV considerando as precipitações máximas anuais do período completo ( $n = 50$ ).

### 2.2 Análise exploratória de dados

A análise exploratória dos dados foi realizada por meio medidas descritivas, como a média, mediana, 1º e 3º quartis, máximo e o coeficiente de variação da série de dados entre 1971 e 2020. As suposições de que as observações são independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) não são estritamente necessárias para a aplicação das distribuições de valores extremos. No entanto, essas suposições são fundamentais

para a utilização dos modelos empregados neste estudo, que dependem dessas condições para garantir a validade das previsões. Para avaliar a independência temporal das observações, foi realizada uma análise gráfica da função de autocorrelação (ACF) e aplicado o teste de Ljung-Box (Ljung e Box, 1978) ao nível de 5% de significância. Também foi realizado o teste de Mann-Kendall (Mann 1945; Kendall 1975), ao nível de 5% de significância, para verificar se existe a presença ou ausência de tendência, ou seja, se a série de dados é estacionária.

### 2.3 Distribuição Generalizada de Valores Extremos

Os valores de precipitações máximas deste trabalho podem ser analisados no contexto do Teorema 3.1 de Coles (2001), que estabelece a base teórica para a modelagem de valores extremos. Este teorema demonstra que, sob condições adequadas, a distribuição de máximos normalizados de uma sequência de variáveis aleatórias converge, em distribuição, para uma das famílias de Gumbel, Fréchet ou Weibull, as quais podem ser unificadas em uma única família de distribuição, representada pela Equação (1).

Considerando  $X$  uma variável aleatória que representa a precipitação máxima anual, a distribuição GEV é definida pela função de distribuição cumulativa:

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

Em que  $-\infty < x < \mu - \frac{\sigma}{\xi}$  para  $\xi < 0$  e  $\mu - \frac{\sigma}{\xi} < x < +\infty$  para  $\xi > 0$ , em que  $\mu$  é um valor específico de  $X$  e  $\mu, \sigma$  e  $\xi$  são os parâmetros posição, escala e forma, respectivamente. Logo, a função densidade de probabilidade da GEV é definida como:

$$f(x|\xi, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \left[ 1 + \xi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\left(\frac{1+\xi}{\xi}\right)} \exp \left\{ - \left[ 1 + \xi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{\frac{-1}{\xi}} \right\}. \quad (2)$$

Neste estudo, será considerado que  $x_1, x_2, \dots, x_n$  são realizações independentes de uma variável aleatória com função de distribuição dada pela Equação (1). A partir disso, e com base na Equação (2), a função de verossimilhança pode ser definida como:

$$L(\mu, \sigma, \xi | x_i) = \frac{1}{\sigma^n} \prod_{i=1}^n \left\{ \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\left(\frac{1+\xi}{\xi}\right)} \right\} \exp \left\{ \sum_{i=1}^n \left\{ - \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{\frac{-1}{\xi}} \right\} \right\}. \quad (3)$$

De acordo com Coles (2001), o logaritmo da função de verossimilhança da distribuição GEV é dado por:

$$\ell(\mu, \sigma, \xi | x) = -n \ln \sigma - \left( 1 + \frac{1}{\xi} \right) \sum_{i=1}^n \ln \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right] - \sum_{i=1}^n \left[ 1 + \xi \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right]^{\frac{-1}{\xi}}, \quad (4)$$

Em que  $n$  representa o tamanho da amostra. No presente estudo,  $n = 30$  na análise preliminar e  $n = 50$  na aplicação prática.

Para a estimação dos parâmetros da distribuição GEV foram utilizados, neste trabalho, o método da máxima verossimilhança e inferência Bayesiana, os quais serão detalhados a seguir.

A maximização da Equação (3) com respeito ao vetor de parâmetros  $(\mu, \sigma, \xi)$  permite obter o estimador de máxima verossimilhança para a distribuição GEV. Embora não exista uma solução analítica para esta maximização, o processo é viável para qualquer conjunto de dados específico por meio do uso de algoritmos padrão de otimização numérica.

Um dos principais benefícios do método da máxima verossimilhança é a sua eficiência assintótica, ou seja, as estimativas tendem a ser consistentes, não viesadas e a possuir variância mínima à medida que o tamanho da amostra aumenta. Além disso, ele possibilita a obtenção de intervalos de confiança para os parâmetros por meio da matriz de informação de Fisher, que estima a variância das estimativas.

Frequentemente, nos processos de análises e previsões de precipitações máximas, faz-se necessário a aplicação de metodologias que possibilitem a otimização do uso dos dados disponíveis. De acordo com Coles e Powell (1996), Behrens *et al.*

(2004) e Paulino *et al.* (2018), uma das principais vantagens da Inferência Bayesiana é a capacidade de incorporar informações a priori, o que aprimora o processo de inferência. Essa abordagem tem demonstrado resultados eficazes em diversas áreas das ciências, incluindo a análise de valores extremos.

Segundo Contreras *et al.* (2018), a inferência Bayesiana é um conjunto de métodos que permitem o ajuste de uma distribuição de probabilidade a um conjunto de dados, condensando os resultados em uma distribuição probabilística nos parâmetros e nas quantidades não observadas. De acordo com os mesmos autores, a característica essencial da inferência Bayesiana é o uso explícito de variável aleatória para quantificar a incerteza associada ao parâmetro da distribuição.

Na inferência Bayesiana, conforme Paulino *et al.* (2018) o conhecimento sobre o parâmetro  $\theta$  é descrito pela distribuição a posteriori,  $p(\theta|x)$ , a qual é obtida a partir da informação a priori,  $p(\theta)$ , juntamente da informação amostral, contida na função de verossimilhança  $L(\theta|x)$ , sendo apresentado da seguinte forma:

$$p(\theta|x) \propto L(\theta|x)p(\theta). \quad (5)$$

Neste estudo aplicou-se como *priori* a distribuição Normal Trivariada proposta por Coles e Powell (1996), dada por:

$$p(\theta) \propto |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\theta - \Phi)^t \Sigma^{-1}(\theta - \Phi)\right\}, \quad (6)$$

em que  $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$  é o vetor de parâmetros. Os hiperparâmetros são dados por:

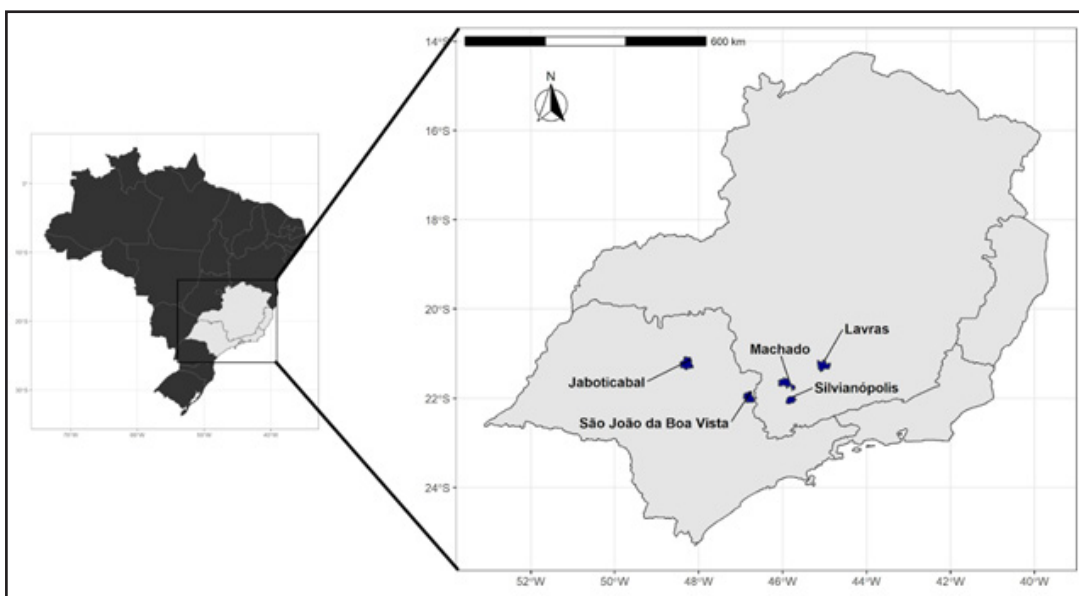
$$\Phi = (\mu_0, \log(\sigma_0), \xi_0) \text{ e } \Sigma = \begin{pmatrix} \text{VAR}(\mu_0) & \text{cov}(\log(\sigma_0), \mu_0) & \text{cov}(\xi_0, \mu_0) \\ \text{cov}(\mu_0, \log(\sigma_0)) & \text{VAR}(\log(\sigma_0)) & \text{cov}(\xi_0, \log(\sigma_0)) \\ \text{cov}(\mu_0, \xi_0) & \text{cov}(\log(\sigma_0), \xi_0) & \text{VAR}(\xi_0) \end{pmatrix}.$$

Para a priori não informativa adotou-se como hiperparâmetros médias nulas e variâncias elevadas, conforme sugestão de Coles e Powell (1996):

$$\Phi = (0; 0; 0) \text{ e } \Sigma = \begin{pmatrix} 10000 & 0 & 0 \\ 0 & 10000 & 0 \\ 0 & 0 & 100 \end{pmatrix}.$$

As informações para os hiperparâmetros, para a priori informativa, foram extraídas da distribuição GEV ajustada para a precipitação máxima das cidades de Machado-MG, Silvianópolis-MG e Lavras-MG, do período de 1961 a 2006, do trabalho de Martins *et al.* (2018), e também da cidade de Jaboticabal-SP, do período de 1956 a 2001 (Beijo *et al.* 2009). A escolha dessas cidades foi devido a terem algumas características semelhantes a cidade de São João da Boa Vista-SP, como a proximidade regional e o tipo de clima. Possuem a mesma classificação climática de Köppen, Cwb (Sampaio *et al.* 2011). Uma outra característica é a distância, que entre a cidade em estudo e as utilizadas como *priori* não ultrapassam o raio de 300 km (Figura 1). A altitude da cidade de Machado é 873 m, de Silvianópolis é 894 m, de Lavras é 918 m e Jaboticabal, 595 m, sendo estas próximas dos 767 m de altitude da cidade de São João da Boa Vista.

Figura 1 – Localização das cidades de Jaboticabal-SP, São João da Boa Vista-SP, Machado-MG, Silvianópolis-MG e Lavras-MG



Fonte: Autores (2022)



Para este estudo, optou-se por utilizar somente as variâncias dos parâmetros. Dessa forma, os hiperparâmetros obtidos da cidade de Machado-MG foram:

$$\Phi = (75,14; 3,08; -0,15) \text{ e } \Sigma = \begin{pmatrix} 15,16 & 0 & 0 \\ 0 & 8,04 & 0 \\ 0 & 0 & 0,02 \end{pmatrix}.$$

Para a cidade de Lavras-MG os hiperparâmetros foram:

$$\Phi = (68,90; 2,90; -0,05) \text{ e } \Sigma = \begin{pmatrix} 10,48 & 0 & 0 \\ 0 & 5,64 & 0 \\ 0 & 0 & 0,02 \end{pmatrix}.$$

Para a cidade de Silvianópolis, os hiperparâmetros foram:

$$\Phi = (70; 3,22; 0,05) \text{ e } \Sigma = \begin{pmatrix} 6,30 & 0 & 0 \\ 0 & 12,82 & 0 \\ 0 & 0 & 0,0064 \end{pmatrix}.$$

Por fim, os hiperparâmetros da cidade de Jaboticabal-SP foram os seguintes:

$$\Phi = (66,78; 11,71; 0,36) \text{ e } \Sigma = \begin{pmatrix} 5,65 & 0 & 0 \\ 0 & 4,38 & 0 \\ 0 & 0 & 0,04 \end{pmatrix}.$$

A distribuição conjunta *a posteriori* para a distribuição GEV, dada pelo produto de expressão (3) pela expressão (6) não possui solução analítica, sendo necessário o uso de métodos numéricos, sendo empregado o método de Monte Carlo via cadeias de Markov (MCMC) por meio do algoritmo iterativo Metropolis-Hastings, no qual foram geradas 950000 amostras, com um descarte das 200000 primeiras e um salto a cada 150 iterações. Os valores iniciais (chute) foram definidos com base nas estimativas de máxima verossimilhança.

A análise da convergência foi feita por meio de três critérios: Critério de Geweke, Critério de Raftery e Lewis, e Critério de Heidelberger-Welch (Aguirre *et al.* 2020). Para o critério de Geweke deve-se verificar se o módulo da estatística é menor que 1,96.

No critério de Raftery e Lewis (1992) deve ser verificado se o fator de dependência é próximo de 1,0, mas de acordo com os autores se este fator for menor que 5,0, pode-se dizer que a convergência já foi obtida. Por último, o critério de Heidelberger-Welch verifica-se se o valor- $p$  do teste é significativo ou não, ou seja, se o valor- $p$  for maior que 5%, tem-se que a cadeia a posteriori é estacionária.

## 2.4 Métodos de avaliações

Para a escolha da abordagem que melhor se ajustou aos dados, foi analisado o erro médio de predição dos níveis de retorno estimado. Os níveis de retorno são as precipitações máximas esperadas, que associadas aos tempos de retorno ( $T$ ) são dadas a partir da solução da equação:

$$\hat{x}_l(T) = \hat{\mu} - \frac{\hat{\sigma}}{\hat{\xi}} \left\{ 1 - \left[ -\ln \left( 1 - \frac{1}{T} \right)^{-\hat{\xi}} \right] \right\} \quad (7)$$

Para determinar estimativas para os níveis de retorno  $\hat{x}_l(T)$  associadas com os tempos de retorno de  $T$  anos,  $\hat{\mu}$ ,  $\hat{\sigma}$  e  $\hat{\xi}$  podem ser substituídos pelas estimativas de máxima verossimilhança (método de máxima verossimilhança) ou pelas respectivas médias a posteriori desses parâmetros (inferência Bayesiana).

O erro médio de predição ( $EMP$ ), dado em porcentagem, é dado por:

$$EMP = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{x_{o_i} - \hat{x}_l}{x_{o_i}} \right| * 100 \quad (8)$$

em que  $x_{o_i}$  é a precipitação máxima observada e  $\hat{x}_l$  é a precipitação máxima prevista para o  $i$ -ésimo tempo de retorno com  $i = 1, 2, \dots, m$ ; em que  $m$  é a quantidade de predições realizadas.

Além do  $EMP$ , foi avaliado também a acurácia em determinado nível de retorno, ou seja, foi observado se o valor observado pertence à estimativa intervalar (ao

intervalo HPD de 95% de credibilidade, para a abordagem Bayesiana ou ao intervalo de 95% de confiança, para o método da máxima verossimilhança). Por fim, foi calculada a amplitude intervalar de cada um dos níveis de retorno, que após de ser obtida foi feita a média para cada um dos métodos de estimação.

Após a escolha do melhor método de estimação, foram estimadas as precipitações máximas em São João da Boa Vista para tempos de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos. Além disso, foram realizadas interpretações práticas para os níveis de retorno de 10 e 100 anos, permitindo avaliar eventos extremos com base em diferentes períodos de recorrência.

## 2.5 Recursos computacionais

Os testes e análises estatísticas foram conduzidos utilizando o software R (R Core Team, 2020), com suporte dos seguintes pacotes:

*kendall* (McLeod, 2011): para análise de tendência e de estacionariedade;

*evd* (Stephenson, 2002): para ajuste da distribuição GEV;

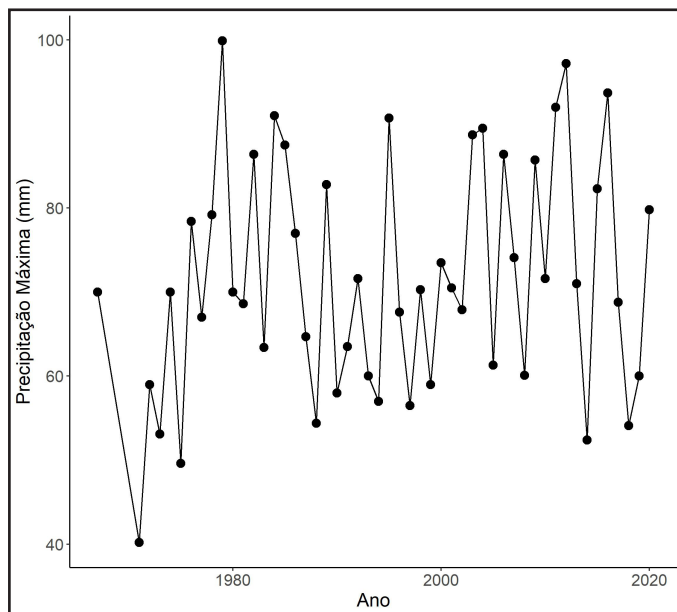
*evdbayes* (Stephenson; Ribatet, 2020): bayesiana e valores extremos;

*coda* (Plummer *et al.*, 2006): para avaliação da convergência das cadeias de Markov geradas pelos métodos de Monte Carlo.

## 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O gráfico da série dos dados de precipitação máxima anual de São João da Boa Vista pode ser observado na Figura 2, e a partir dele é possível observar um comportamento visualmente estacionário. Porém, para a comprovação foi realizado o teste de Mann-Kendall e o resultado está apresentado na Tabela 2.

Figura 2 – Gráfico da série de precipitação máxima anual (mm) da cidade de São João da Boa Vista-SP de 1971 a 2020



Fonte: Os autores (2022)

Medidas descritivas da série, como média, mediana, 1º e 3º quartis, valor máximo e coeficiente de variação, são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas da série de precipitação máxima anual (mm) em São João da Boa Vista – SP, considerando o período de 1971 a 2020

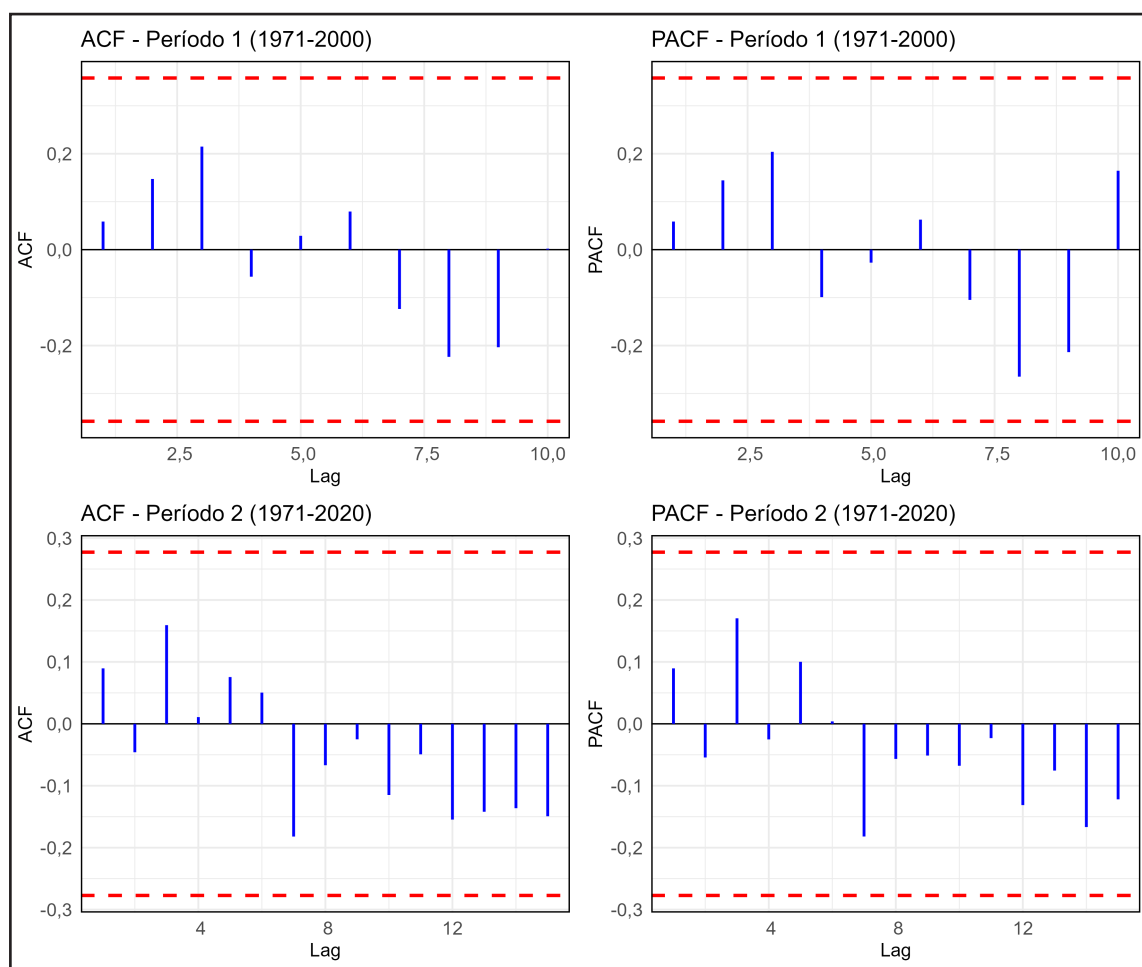
Média	Mediana	Máximo	1º Quartil	3º Quartil	Coeficiente de Variação (%)
71,51	70,00	99,90	60,05	82,55	19,32

Fonte: Organização dos autores

O maior volume de precipitação máxima em São João da Boa Vista entre 1971 e 2020 foi de 99,90 mm. Resultado semelhante foi observado em outras cidades paulistas, como Piracicaba, Jaboticabal e Presidente Prudente, com poucos registros acima de 100 mm em períodos similares, conforme Sansigolo (2008), Beijo *et al.* (2009) e Hartman *et al.* (2011).

A análise da independência das observações foi realizada por meio da função de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF), apresentadas na Figura 3, e complementada pelos testes de Ljung-Box e Mann-Kendall (Tabela 2).

Figura 3 – Função de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) de precipitação máxima anual (mm) em São João da Boa Vista-SP



Fonte: Os autores

A análise gráfica das funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) indica a ausência de correlações significativas entre as observações para ambos os períodos analisados, corroborando a suposição de independência dos dados necessária para a aplicação da distribuição GEV.

Tabela 2 – Resultados dos testes Ljung-Box e Mann-Kendall para a série de dados parcial (1971 a 2020) e completa (1971 a 2020) de precipitação máxima São João da Boa Vista

Série	Ljung-Box (valor-p)	Mann-Kendal (valor-p)
1971-2000	0,487	0,180
1971-2020	0,514	0,173

Fonte: Organização dos autores

Tanto para a série de dados parcial (1971-2000) como a completa (1971-2020), pode-se observar, pelos resultados dos testes de Ljung-Box e Mann-Kendall (Tabela 2) e considerando um nível de significância de 5%, que as observações de precipitação máxima (mm) na cidade de São João da Boa Vista são independentes e estacionárias. Quanto à estacionariedade, as séries de precipitações máximas de Piracicaba e Presidente Prudente, nas análises de Sansigolo (2008) e Hartman *et al.* (2011) respectivamente, também não apresentaram indícios de tendência.

Sendo assim, ajustou-se a distribuição GEV pela estimação via método da máxima verossimilhança e Inferência Bayesiana com *prioris* informativas e não informativa. As estimativas obtidas pelo método de máxima verossimilhança foram:  $\mu = 63,94$ ,  $\sigma = 12,63$  e  $\xi = -0,212$ .

Na Tabela 3, são apresentadas as estimativas (média a posteriori) obtidas com Inferência Bayesiana e os resultados dos critérios de convergência para cada parâmetro. É possível observar que para todos os parâmetros não há evidências que indicam a ausência de convergência das cadeias a *posteriori*. Uma vez que não há evidências de ausência de convergência das cadeias a *posteriori*, foram calculadas as precipitações máximas preditas para os níveis de retorno de 5, 10, 15 e 20 anos.

Tabela 3 – Estimativas (média a posteriori) e critérios de convergência dos parâmetros da GEV

Método de Estimação	Parâmetro	Estimativa	Geweke	Raftery Lewis	Heidelberger-Welch
Bayesiana com <i>priori</i> não informativa	$\mu$	63,76	1,46	0,98	0,16
	$\sigma$	13,56	0,34	0,99	0,85
	$\xi$	-0,187	0,46	1,07	0,51
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Machado-MG	$\mu$	67,12	1,26	1,02	0,23
	$\sigma$	13,62	0,11	0,97	0,81
	$\xi$	-0,210	0,86	0,99	0,71
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Lavras-MG	$\mu$	65,35	0,25	1,02	0,81
	$\sigma$	13,48	0,03	1,06	0,80
	$\xi$	-0,15	0,18	1,01	0,24
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Silvianópolis-MG	$\mu$	66,38	0,36	2,39	0,95
	$\sigma$	14,17	0,83	1,84	0,64
	$\xi$	-0,02	0,07	1,98	0,74
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Jaboticabal-SP	$\mu$	64,91	0,12	1,35	0,94
	$\sigma$	14,17	0,02	1,40	0,60
	$\xi$	-0,008	1,25	1,15	0,74

Fonte: Organização dos autores

Ainda de acordo com a Tabela 3, verificando-se os critérios de convergência para cada um dos níveis de retorno, conclui-se que não há evidências que indicam a não convergência das cadeias *a posteriori*.

A Tabela 4 apresenta as estimativas pontuais e intervalares, bem como as amplitudes dos intervalos correspondentes a cada tempo de retorno. As estimativas intervalares foram determinadas por dois métodos: pela máxima verossimilhança (intervalos de 95% de confiança); e pelas estimativas bayesianas (intervalos HPD com 95% de credibilidade).

Primeiramente, ao analisar a acurácia das distribuições, verificou-se que, ao utilizar a *priori* não informativa, a precipitação máxima observada para o tempo de retorno de 5 anos (89,5 mm) ficou fora do intervalo HPD de 95%, resultado que também foi obtido com o método de máxima verossimilhança (Tabela 4). Para as *prioris* informativas de Machado-MG, Lavras-MG, Silvianópolis-MG e Jaboticabal-SP, todos os valores observados pertencem ao intervalo estimado.

Tabela 4 – Precipitação máxima estimada e observada (mm) para São João da Boa Vista-SP, com estimativas intervalares para diferentes tempos de retorno (TR, em anos), e métricas de avaliação dos métodos de estimação

Método de Estimação	TR	Valores Reais	Estimativa Pontual	Estimativa Intervalar*	Amplitude Intervalar	Acurácia	EMP(%)
Máxima verossimilhança	5	89,5	80,16	[74,32; 86,01]	11,69	3	6,76
	10	89,5	86,54	[79,81; 93,27]	13,46		
	15	97,2	89,71	[82,14; 97,28]	15,14		
	20	97,2	91,77	[83,44; 100,08]	16,64		
Bayesiana com <i>priori</i> não informativa	5	89,5	81,50	[75,04; 88,54]	13,05	3	4,19
	10	89,5	88,79	[81,03; 97,96]	16,93		
	15	97,2	92,54	[83,98; 103,71]	19,73		
	20	97,2	95,03	[85,51; 107,45]	21,94		
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Machado-MG	5	89,5	84,67	[77,96; 91,64]	13,68	4	2,54
	10	89,5	91,66	[84,04; 101,28]	17,24		
	15	97,2	95,18	[85,95; 105,49]	19,54		
	20	97,2	97,48	[87,59; 108,96]	21,37		
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Lavras-MG	5	89,5	83,56	[76,76; 90,83]	14,07	4	2,89
	10	89,5	91,37	[82,37; 101,59]	19,22		
	15	97,2	95,47	[85,64; 108,25]	22,61		
	20	97,2	98,21	[86,88; 112,03]	25,15		
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Silvianópolis-MG	5	89,5	87,38	[79,05; 96,85]	17,80	4	6,38
	10	89,5	97,76	[86,29; 112,18]	25,89		
	15	97,2	103,60	[89,68; 121,13]	31,45		
	20	97,2	107,68	[91,60; 127,19]	35,59		
Bayesiana com <i>priori</i> informativa de Jaboticabal-SP	5	89,5	86,32	[77,20; 96,82]	19,62	4	7,56
	10	89,5	97,31	[83,88; 116,15]	32,27		
	15	97,2	103,66	[84,90; 126,20]	41,30		
	20	97,2	108,18	[86,98; 135,11]	48,13		

\*Intervalos de 95% obtidos por máxima verossimilhança (intervalos de confiança) e inferência bayesiana (intervalos HPD). Fonte: Organização dos autores

De forma geral, a distribuição GEV com ajuste via Inferência Bayesiana com estrutura de distribuição à *priori* informativa de Machado-MG foi o que melhor se ajustou aos dados de precipitação máxima, por apresentar menor erro médio de predição e uma boa acurácia, e por isso foi escolhida para fazer as predições para os níveis de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos. Este resultado corrobora estudos de precipitações máximas na Índia (Nikam e Meshram, 2013), em Silvianópolis-MG



(Martins *et al.*, 2018), e no Paquistão (Ahmad *et al.*, 2021), os quais concluíram que abordagens Bayesianas apresentam melhor performance que o método da máxima verossimilhança na predição de precipitação máxima.

Cabe ressaltar que os erros médios de predição, considerando todos os métodos de estimação neste trabalho, foram todos inferiores a 8% (Tabela 4). Embora diferenças metodológicas e contextuais limitem comparações diretas, esses valores são compatíveis com a ordem de grandeza observada na literatura. Por exemplo, Martins *et al.* (2018) reportaram erros superiores a 18% ao aplicar uma abordagem bayesiana com a distribuição GEV para modelagem da precipitação máxima em Silvianópolis-MG. A comparação, ainda que indireta, sugere que os métodos empregados neste trabalho apresentam desempenho satisfatório, especialmente considerando a complexidade inerente à modelagem de eventos extremos.

Assim, a distribuição GEV, ajustada por Inferência Bayesiana com a estrutura de distribuição a priori informativa de Machado-MG, foi aplicada à série completa (1971 a 2020) para estimar os níveis de retorno. As estimativas (média a posteriori), os respectivos desvios padrão e os critérios de convergência para cada um dos parâmetros são apresentados na Tabela 5. É possível observar que a estimativa para todos os parâmetros ( $\mu$ ,  $\sigma$ ,  $\xi$ ) não há evidências que indicam a não convergência das cadeias *a posteriori*.

Tabela 5 – Estimativas (média a posteriori) e critérios de convergência para os parâmetros da GEV utilizando inferência Bayesiana com *priori* informativa

Parâmetro	Estimativa	Desvio Padrão	Geweke	Raftery e Lewis	Heidelberger-Welch
$\mu$	68,10	1,82	0,21	1,030	0,366
$\sigma$	13,63	1,39	0,59	0,982	0,056
$\xi$	-0,245	0,09	0,57	0,999	0,514

Fonte: Organização dos autores

Uma vez que não há evidências de ausência de convergência das cadeias *a posteriori*, foram estimadas as precipitações máximas, em mm, para os níveis de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos. Além das estimativas, foram encontrados os

intervalos HPD de 95% e os critérios de convergência para os tempos de retorno, presentes na Tabela 6.

Tabela 6 – Precipitações máximas preditas para os tempos de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos com respectivos intervalos HPD de 95% e critérios de convergência, considerando a priori informativa baseada em Machado-MG

<b>P. Retorno</b>	<b>Estimativa</b>	<b>HPD 95%</b>	<b>Geweke</b>	<b>Raftery e Lewis</b>	<b>Heidelberger-Welch</b>
2 anos	72,87	[69,1; 76,48]	0,08	1,030	0,348
5 anos	85,22	[80,55; 90,20]	0,07	0,982	0,151
10 anos	91,76	[86,20; 98,50]	0,23	0,966	0,103
20 anos	97,05	[90,41; 105,82]	0,40	0,982	0,104
50 anos	102,77	[93,79; 114,02]	0,57	1,030	0,131
100 anos	106,36	[95,70; 120,02]	0,68	1,020	0,055

Fonte: Organização dos autores

Como pode ser visto a partir da Tabela 6, quanto aos critérios de convergência não há evidências de ausência de convergência das cadeias a posteriori para os tempos de retorno de 2, 5, 10, 20, 50 e 100 anos. Logo, considerando o tempo de retorno de 10 anos, uma interpretação prática é: espera-se em um tempo médio de 10 anos, com credibilidade de 95%, que ocorra uma precipitação máxima maior ou igual a um valor que esteja entre 86,20 mm e 98,50 mm. Agora, para um tempo de retorno de 100 anos, espera-se que em um tempo médio de 100 anos, com credibilidade de 95%, que ocorra uma precipitação maior ou igual a um valor que esteja entre 95,70 mm e 120,02 mm.

As estimativas intervalares de precipitações máximas de São João da Boa Vista-SP, para os tempos de 10, 50 e 100 anos (Tabela 6), são próximas às obtidas por Sansigolo (2008) com distribuição Gumbel, via máxima verossimilhança, em Piracicaba-SP. Especificamente para os tempos de retorno de 10 e 20 anos, observa-se similaridades das estimativas intervalares deste trabalho com as obtidas por

Beijo *et al.* (2009) através da distribuição GEV, tanto via abordagem Bayesiana quanto máxima verossimilhança, em Jaboticabal-SP.

Os resultados da abordagem Bayesiana quando comparados a abordagem por máxima verossimilhança mostraram a importância da inferência bayesiana para os dados de precipitação máxima, sendo uma abordagem que leva em consideração as incertezas associadas aos extremos das variáveis hidrológicas. Ademais, prioris informativas para a abordagem Bayesiana formulados a partir de dados de locais próximos agregam valor à precisão das estimativas dos parâmetros em comparação com a abordagem frequentista. Este trabalho corrobora os achados de abordagem Bayesiana para valores extremos em diferentes contextos como projeção de inflação (Giannone *et al.*, 2014) e ajuste da isoterma de Langmuir (Carvalho *et al.*, 2017), os quais concluíram que os resultados Bayesianos foram mais precisos nas suas estimativas.

Pode-se observar, na Tabela 6, que para um tempo de retorno de 2 anos, espera-se que ocorra uma precipitação máxima maior ou igual a 72,87mm, o que serve de alerta para os gestores, pois segundo Zanella *et al.* (2009), Gonçalves (2011) e Rodrigues *et al.* (2014) chuvas extremas a partir de 60mm/24h já causam efeitos negativos no ambiente urbano. De acordo com Souza *et al.* (2014), quando ocorrem precipitações dentro da classe de “chuva muito forte” (>55,3mm/dia), tende a ocorrer escorregamentos e pontos de alagamentos, ocasionando dano à população e que para se evitar possíveis tragédias devem ser adotadas políticas públicas para mitigar os danos provocados por eventos extremos.

Shinyie e Ismail (2012) ressaltam que previsões de precipitações máximas para vários períodos, como a que foi apresentada na Tabela 6, fornecem informações valiosas para a gestão e o planejamento dos recursos hídricos especialmente para sistemas de drenagem adequados e reservatórios para utilizações em setores agrícolas e atividades socioeconômicas. Logo, o município de São João da Boa Vista – SP, que possui uma economia baseada no setor primário pode se beneficiar com a utilização desse tipo de análise.

## 4 CONCLUSÃO

O presente trabalho utilizou a distribuição Generalizada de Valores Extremos para analisar a série temporal de precipitação máxima anual de São João da Boa Vista-SP.

Os resultados das estatísticas descritivas indicaram que o maior volume de precipitação máxima anual registrado em São João da Boa Vista durante o período de 1971 a 2020 foi de 99,90 mm. Esse valor reflete a ocorrência de eventos de precipitação máxima anuais dentro de um padrão esperado para regiões com características climáticas semelhantes, onde volumes superiores a 100 mm foram considerados pouco frequentes.

A análise da função de autocorrelação (ACF) e os testes estatísticos de Ljung-Box e Mann-Kendall confirmaram que a série temporal de precipitação máxima anual é estacionária e apresenta independência temporal. Embora a distribuição GEV possa, em alguns contextos, ser aplicada a dados que não sejam estritamente independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.), neste estudo ela foi empregada sob essa suposição. Os resultados dos testes justificam essa hipótese, conferindo suporte à aplicação da GEV nesse contexto e contribuindo para a robustez das inferências realizadas, bem como para a confiabilidade das estimativas de níveis de retorno.

A abordagem Bayesiana com *priori* informativa apresentou maior acurácia e menor erro de predição que o método de máxima verossimilhança, sendo que ao ser incorporado informações da precipitação máxima anual de Machado-MG, houve uma melhoria no processo de predição da precipitação máxima anual de São João da Boa Vista-SP.

As estimativas de parâmetros e estimativas de nível de retorno foram sensíveis à escolha do local utilizado para a formulação das *priori* informativas, evidenciando que se deve utilizar alguma medida de eficiência para avaliar o uso de conhecimentos *a priori* no estudo de precipitação máxima.

Em um tempo de retorno de 2 anos, é esperado ocorra uma precipitação máxima maior ou igual a 72,87mm em São João da Boa Vista-SP, o que serve de alerta

aos gestores, uma vez que precipitação desta magnitude tendem a causar danos no ambiente urbano.

Os resultados deste trabalho podem ser utilizados no planejamento por parte de gestores e demais profissionais responsáveis por estruturas suscetíveis a eventos de precipitação extrema. Como perspectivas para estudos futuros, destaca-se a possibilidade de incorporar variáveis climáticas adicionais, como temperatura e umidade, por meio de modelagem multivariada, a fim de captar interações que influenciem a ocorrência de precipitações máximas.

Além disso, a investigação de componentes de tendência, sazonalidade e não-estacionariedade — especialmente em séries mensais — pode oferecer uma compreensão mais abrangente da variabilidade climática, conforme discutido por Nascimento *et al.* (2025) e Coles *et al.* (2001, Cap. 6). A consideração desses aspectos pode aprimorar ainda mais a robustez das modelagens extremas e a confiabilidade das projeções futuras.

## AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

## REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, A. F. L.; NOGUEIRA, D. A.; BEIJO, L. A. Análise da temperatura máxima de Piracicaba (SP) via distribuição GEV não estacionária: uma abordagem bayesiana. **Revista Brasileira de Climatologia**, Dourados, v. 27, p. 496-517, jul./dez. 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v27i0.73763>
- AHMAD, T.; AHMAD, I.; ARSHAD, I. A.; BIANCO, N. A comprehensive study on the Bayesian modeling of extreme rainfall: a case study from Pakistan. **International Journal of Climatology**, v. 42, p. 208-224, jan. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1002/joc.7240>
- BEHRENS, C.N.; LOPES, H. F.; GAMERMAN, D. Bayesian analysis of extreme events with threshold estimation. **Statistical modeling**, London (Inglaterra), v. 4, n. 3, p. 227-244, set. 2004. DOI: <https://doi.org/10.1191/1471082X04st075oa>

BEIJO, L. A.; VIVANCO, M. J. F.; MUNIZ, J. A. Análise bayesiana no estudo do tempo de retorno das precipitações pluviiais máximas em Jaboticabal (SP). **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 33, n. 1, p. 261-270, jan./fev. 2009. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/S1413-70542009000100036>

BLANK, D. M. P. O contexto das mudanças climáticas e as suas vítimas. **Mercator**, Fortaleza, v. 14, n. 2, p. 157-172, mai./ago. 2015. DOI: <https://doi.org/10.4215/RM2015.1402.0010>

BRITO, A. L.; VEIGA, J. A. P. Um estudo observacional sobre a frequência, intensidade e climatologia de eventos extremos de chuva na Amazônia. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 37, p. 163-169, jul./dez. 2015. DOI: <https://doi.org/10.5902/2179460X16233>

CARVALHO, D. T.; BEIJO, L. A.; MUNIZ, J. A. Uma abordagem Bayesiana para modelar a isoterma de Langmuir. **Revista Brasileira de Biometria**, Lavras, v. 35, n. 2, p.376-401, jun. 2017.

COELHO FILHO, J. A. P.; MELO, D. C. R.; ARAÚJO, M. L. M. Estudo de chuvas intensas para a cidade de Goiânia/GO por meio da modelação de eventos máximos anuais pela aplicação das distribuições de Gumbel e Generalizada de Valores Extremos. **Ambiência**, Guarapuava, v. 13, n. 1, p.75-88, jan./abr. 2017. DOI: <https://doi.org/10.5935/ambiencia.2017.01.05>

COLES, S. **An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values**. London (Inglaterra): Springer-Verlag, 2001. 208 p.

COLES, S. G.; POWELL, E. A. Bayesian methods in extreme value modelling: a review and new developments. **International Statistical Review**, v. 64, n. 1, p.119-136, abr. 1996. DOI: <https://doi.org/10.2307/1403426>

CONTRERAS, L. F.; BROWN, E. T.; RUEST, M. Bayesian data analysis to quantify the uncertainty of intact rock strength. **Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering**, Pequim (China), v.10, n. 1, p. 11-31, jan. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2017.07.008>

FAGUNDES, F. N.; BORGES, A. C. G. Dinâmica territorial agropecuária e utilização das terras atuais no escritório de desenvolvimento rural de São João da Boa Vista. **Geosaberes: Revista de Estudos Geoeducacionais**, Fortaleza, v. 6, n. 2, p. 178-192, jul./dez. 2015.

GIANNONE, D.; LENZA, M.; MOMFERATOU, D.; ONORANTE, L. Short-termination projections: A Bayesian vector autoregressive approach. **International Journal of Forecasting**, Amsterdã (Países Baixos), v. 30, n. 3, p.635-644, jul. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.01.012>

GONÇALVES, N. M. S. Impactos pluviiais e desorganização do espaço urbano de Salvador. In: MONTEIRO CAF, MENDONÇA F, eds. **Clima Urbano**. 2ª ed. São Paulo: Contexto; 2011. p. 69-92.

HARTMANN, M.; MOALA, F. A.; MENDONÇA, M. A. Estudo das precipitações máximas anuais em Presidente Prudente. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 26, n. 4, p. 561-568, out./dez. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0102-77862011000400006>

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia. **BDMEP – Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa**. 2020. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>. Acesso em: 25 Abr. 2024.

KENDALL MG. **Rank correlation methods**. London (Inglaterra): Griffin, 1975. 202 p.

LJUNG, G. M.; BOX, G. E. On a measure of lack of fit in time series models. **Biometrika**, v. 65, n. 2, p. 297-303, ago. 1978. DOI: <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>

MANN, H. B. Nonparametric tests against trend. **Econometrica**, v. 13, n.3, p. 245-259, jul. 1945. DOI: <https://doi.org/10.2307/1907187>

MARTINS, T. B.; ALMEIDA, G. C.; AVELAR, F. G.; BEIJO, L. A. Predição da precipitação máxima no município de Silvianópolis-MG: abordagem clássica e bayesiana. **Revista Irriga**, Botucatu, v. 23, n. 3 p. 467-479, jul./set. 2018. DOI: <https://doi.org/10.15809/irriga.2018v23n3p467-479>

MCLEOD, A. I. **Kendall rank correlation and trend test**. R package version 2.2. 2011. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/kendall/> Acesso em: 12 dez. 2024.

MIRANDA, C. T. S.; THEBALDI, M. S.; ROCHA, G. M. R. B. Precipitação máxima diária anual e estimativa da equação de chuvas intensas do município de Divinópolis, MG, Brasil. **Revista Scientia Agraria**, Curitiba, v. 18, n.4, out./dez. 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/rsa.v18i4.49883>

NASCIMENTO, L. B. F.; LIMA, M. S.; DUCZMAL, L. H. P-min-stable regression models for time series with extreme values of limited range. **Environmetrics**, v. 36, n.2, p. e2897, fev. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1002/env.2897>

NIKAM, V. B.; MESHRAM, B. B. Modeling Rainfall Prediction Using Data Mining Method: A Bayesian Approach. In: **Fifth International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation**, Seoul (Coreia do Sul), set. 2013, p. 132-136, DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/CIMSim.2013.29>

PAULINO, C. D. M.; TURKMAN, M. A. A.; MURTEIRA, B.; SILVA, G. L. **Estatística Bayesiana**, 2nd ed. Lisboa (Portugal): Fundação Calouste Gulbenkian, 2018. 601 p.

PLUMMER, M.; BEST, N.; COWLES, K.; VINES, K. CODA: Convergence Diagnosis and Output Analysis for MCMC. **R News**, 2006, v. 6, n. 1, p. 7-11, 2006. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/coda/>. Acesso em: 10 dez. 2024.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. Vienna (Áustria): R Foundation for Statistical Computing. 2020. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 10 dez. 2024.

RAFTERY, A. E.; LEWIS, S. Comment: One long run with diagnostics: implementation strategies for markov chain Monte Carlo. **Statistical Science**, v. 7, n. 4 p. 493-497, nov. 1992. Disponível em: <https://projecteuclid.org/euclid.ss/1177011143>. Acesso em: 05 dez. 2020.



RODRIGUES, I. B.; HOLANDA, J. M.; GONÇALVES D. S.; SALES, M. C. L. Análise dos eventos de chuva extrema e seus impactos em Fortaleza-CE, de 2004 a janeiro de 2015. **Revista de Geografia**, Fortaleza, v. 34, n. 2, jul./dez. 2017. DOI: <https://doi.org/10.51359/2238-6211.2017.229197>

SAMPAIO, M. S.; ALVES, M. C.; CARVALHO, L. G.; SANCHES, L. Uso de Sistema de Informação Geográfica para comparar a classificação climática de Koppen-Geiger e de Thornthwaite. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE p.8857.

SANSIGOLO, C. A. Distribuições de extremos de precipitação diária, temperatura máxima e mínima e velocidade do vento em Piracicaba, SP (1917-2006). **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 23, p. 341-346, set. 2008. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0102-77862008000300009>

SANTOS, S. R. Q.; SANSIGOLO, C. A.; NEVES, T. T. A. T.; CAMPOS, T. L. O. B.; SANTOS, A. P. P. Frequências dos Eventos Extremos de Seca e Chuva na Amazônia Utilizando Diferentes Bancos de Dados de Precipitação. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Recife, v. 10, p. 468-478, jul./set. 2017.

SHINYIE, W. L.; ISMAIL, N. Analysis of t-year return level for partial duration rainfall series. **Sains Malaysiana**, Bangi (Malásia), v. 41, n. 11, p.1389-1401, nov. 2012.

SOUZA, W. M.; AZEVEDO, P. V.; ARAÚJO, L. E. Classificação da precipitação diária e impactos decorrentes dos desastres associados às chuvas na cidade do Recife-PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Recife, v. 5, n. 2, p. 250-268, abr. 2012. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v5i2.232788>

STEPHENSON, A. evd: Extreme Value Distributions. **R News**, v. 2, n. 2, p. 31-32, 2002. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/evd/> Acesso em: 06 dez. 2024.

STEPHENSON, A.; RIBATET, M. **evdbayes**: Bayesian Analysis for Extreme Value Distributions. R package version 1.1-3. 2020. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/evdbayes/>. Acesso em: 05 dez. 2024.

TAVARES, C. M. G.; FERREIRA, C. C. M. A relação entre a orografia e os eventos extremos de precipitação para o município de Petrópolis-RJ. **Revista Brasileira de Climatologia**, Dourados, v. 26, mar. 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v26i0.71123>.

ZANELLA, M. E.; SALES, M. C. L., ABREU, N. J. A. Análise das precipitações diárias intensas e impactos gerados em Fortaleza, CE. **GEOUSP**, São Paulo, v. 25, p. 53-68, jan./jun. 2009.



## Contribuição de Autoria

### 1 – Matheus de Souza Costa

Mestre em Estatística Aplicada e Biometria.

<https://orcid.org/0000-0002-4091-3272> • [matheusmsc2012@gmail.com](mailto:matheusmsc2012@gmail.com)

Contribuição: Conceituação, Curadoria de dados, Modelagem, Metodologia, Escrita — revisão e edição

### 2 – Luiz Alberto Beijo

Doutor em Estatística e Experimentação Agropecuária pela Universidade Federal de Lavras

<https://orcid.org/0000-0002-3286-5602> • [luiz.beijo@unifal-mg.edu.br](mailto:luiz.beijo@unifal-mg.edu.br)

Contribuição: Conceituação, Supervisão, Modelagem, Metodologia, Escrita — revisão e edição

### 3 – Reinaldo Antônio Gomes Marques

Doutor em Atuária/ Estatística pela University of Oslo, UiO, Noruega

<https://orcid.org/0000-0001-9714-6740> • [reinaldo.marques@unifal-mg.edu.br](mailto:reinaldo.marques@unifal-mg.edu.br)

Contribuição: Análise formal, Supervisão, Escrita — revisão e edição

### 4 – Valdeline de Paula Mequelino Ferreira

Mestrado em Estatística Aplicada em Biometria pela Universidade Federal de Alfenas.

<https://orcid.org/0000-0001-7340-1073> • [valdelinemequelino@gmail.com](mailto:valdelinemequelino@gmail.com)

Contribuição: Análise formal, Escrita — primeira redação

### 5 – Marcelo Savio Ramos

Licenciado em Matemática pela Universidade do Estado de Santa Catarina.

<https://orcid.org/0000-0001-7869-9243> • e-mail: [marcelo.savio.ramos@gmail.com](mailto:marcelo.savio.ramos@gmail.com)

Contribuição: Conceituação, Curadoria de dados, Modelagem, Metodologia, Escrita — primeira redação.

## Como citar este artigo

COSTA, M. S.; BEIJO, L. A.; MARQUES, R. A. G.; FERREIRA, V. P. M.; RAMOS, M. S. Abordagem clássica e Bayesiana na previsão da precipitação máxima no Município de São João da Boa Vista-SP. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 47, e69926, 2025. DOI 10.5902/2179460X69926. Disponível em: <https://doi.org/10.5902/2179460X69926>.