

**UNIVERSIDADE DO EXTREMO SUL CATARINENSE - UNESC**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS**  
**MESTRADO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS**

**FERNANDA MARTINS BONFANTE**

**DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADE PARA EVENTOS EXTREMOS DE**  
**CHUVA EM SANTA CATARINA**

**CRICIÚMA, SC**

**2021**

**FERNANDA MARTINS BONFANTE**

**DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADE PARA EVENTOS EXTREMOS DE  
CHUVA EM SANTA CATARINA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais da Universidade do Extremo Sul Catarinense como requisito para obtenção do Título de Mestre em Ciências Ambientais.

Orientador: Prof. Dr. Álvaro José Back

**CRICIÚMA, SC**

**2021**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

B713d Bonfante, Fernanda Martins.

Distribuições de probabilidade para eventos extremos de chuva em Santa Catarina / Fernanda Martins Bonfante. - 2021.

65 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - Universidade do Extremo Sul Catarinense, Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais, Criciúma, 2021.

Orientação: Álvaro José Back.

1. Pluviometria. 2. Chuvas - Frequência da intensidade. 3. Distribuição (Teoria da probabilidade). 4. Chuvas - Santa Catarina. I. Título.

CDD 23. ed. 551.577

Bibliotecária Eliziane de Lucca Alosilla - CRB 14/1101  
Biblioteca Central Prof. Eurico Back - UNESC



**UNIVERSIDADE DO EXTREMO SUL CATARINENSE**  
**Pró-Reitoria Acadêmica**  
**Diretoria de Pesquisa e Pós-Graduação**  
**Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais**

**PARECER**

Os membros da Comissão Examinadora homologada pelo Colegiado de Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais reuniram-se forma remota conforme RESOLUÇÃO N. 02/2020/PPGCA que estabelece procedimento para a Defesa de Dissertação do Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais por meio de videoconferência, para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado apresentada pela candidata **FERNANDA MARTINS BONFANTE**, sob o título: **“DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADE PARA EVENTOS EXTREMOS DE CHUVA EM SANTA CATARINA”**, para obtenção do grau de **MESTRE EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS** no Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais da Universidade do Extremo Sul Catarinense – UNESC. Após haver analisado o referido trabalho e arguida a candidata, os membros são de parecer pela **“APROVAÇÃO”** da Dissertação.

Criciúma/SC, 23 de abril de 2021.

**Profa. Dra. Cláudia Weber Corseuil**

Primeiro Examinador

**Prof. Dr. Kristian Madeira**

Segundo Examinador

**Prof. Dr. Fernando Carvalho**

Terceiro Examinador

**Prof. Dr. Álvaro José Back**

Presidente da Comissão e Orientador

A Deus, ao meu esposo Everton, minha  
família e meus amigos, dedico essa conquista.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus, que me deu força para seguir mesmo em meio as dificuldades enfrentadas. A toda a minha família, que me apoiou e esteve comigo, em especial, ao meu marido Everton, por toda paciência, apoio, cumplicidade, companheirismo e incentivo. Aos meus pais Renato e Solange, por sempre estarem ao meu lado, me apoiando e também intercedendo por mim. A minha irmã, Beatriz, por me ouvir, apoiar e ler o que escrevi mesmo não sendo fã de matemática. As minhas amigas, Sabrina, Viviane e Ariadne por tornarem esses dois anos um pouco mais leve e por compartilharem comigo todas as angústias.

Ao meu professor orientador Dr. Álvaro José Back, por me acolher mesmo sendo de outra área e compartilhar todo seu conhecimento. Agradeço também, pela paciência e confiança que depositou em mim ao longo desses anos. De maneira geral, a todos os professores do PPGCA. Agradeço ao professor Dr. Kristian Madeira por me apoiar, acolher, ser um amigo e também banca do trabalho. Ao professor Dr. Fernando Carvalho e professora Dra. Cláudia Weber Courseil por aceitarem participar da banca e compartilharem seus conhecimentos comigo.

A todos, que de alguma forma contribuíram para a elaboração desse trabalho, meus mais sinceros agradecimentos!

“Deus, agradeço pelo dia e pela noite, por toda a vida que me cerca, por tudo o que tenho recebido e pela felicidade que vivencio. Retribuo com meu amor e minha fé.”

Salmos 116:12

## RESUMO

Eventos extremos pluviométricos atingem os recursos hídricos, a sociedade e a agricultura, causando aumento de perdas econômicas, físicas e de vidas humanas. Para a prevenção ou adoção de medidas para redução dos impactos destes eventos extremos é necessário o estudo da sua frequência de ocorrência, e com isso estimar o risco de eventos extremos pluviométricos futuros. Afim de realizar o estudo de frequência de eventos deve-se selecionar uma distribuição de probabilidades e o método de ajuste dos parâmetros. Nessa perspectiva, elencou-se o objetivo de avaliar as distribuições de probabilidades para estimativa de eventos extremos de chuva de Santa Catarina. Para isso, foram utilizados dados diários de precipitação de 201 estações pluviométricas distribuídas no Estado. As séries variaram de 12 a 90 anos, com médias variando de 55,7 mm e 134,8 mm e os coeficientes de assimetria entre -0,28 e 3,92. As distribuições de probabilidade Valor Extremo Generalizado (GEV), Log-Pearson tipo III, Gumbel, Log-Normal com dois e três parâmetros e a Pearson tipo III, foram testadas e analisadas diferenciando o resultado entre os métodos de estimação dos parâmetros de cada distribuição de probabilidade. Os métodos utilizados para estimação dos parâmetros para as distribuições mencionadas foram o Método dos Momentos, L-Momentos, Máxima Verossimilhança e para a distribuição de Gumbel, além dos já citados, o método de Gumbel-Chow. As distribuições foram avaliadas por testes de aderência e critérios de seleção (Kolmogorov-Smirnov, Qui-Quadrado, Anderson Darling, R-Filliben, critério de Akaike e Erro Padrão de Estimativa). Foi realizado ranqueamento entre as distribuições, considerando todos os critérios de seleção e testes de aderência. Para o presente estudo, o teste de Anderson-Darling foi considerado o mais rigoroso, enquanto o R-Filliben foi o que rejeitou menos as distribuições. A distribuição considerada mais adequada foi a Pearson tipo III, com seus parâmetros estimados pelo método dos L-Momentos, seguida da distribuição GEV, pelo método da máxima verossimilhança e L-Momentos, respectivamente. Foram identificadas diferenças significativas para a aderência das distribuições, conforme o método de estimação dos seus parâmetros. As maiores rejeições das distribuições foram observadas nas séries com coeficiente de assimetria negativa ou muito alta. Observando os mapas das intensidades pluviométricas de Santa Catarina, foi possível constatar que a maior concentração de chuva se localiza no Extremo Sul Catarinense, enquanto a região central é a que mais sofre alterações em relação aos diferentes tempos de retorno e a região nordeste é a que menos apresenta alterações. Conhecer a distribuição de probabilidade que melhor estima os eventos extremos de precipitação, bem como observar o comportamento regional destes eventos ao longo do tempo, possui papel fundamental no planejamento urbano, na prevenção de desastres naturais e para dimensionamento de projetos de engenharia, agricultura e drenagem.

**Palavras-chave:** Pluviometria. Distribuições de probabilidade. Testes de aderência. Critérios de seleção. Chuvas intensas.



## ABSTRACT

Extreme rainfall events affect water resources, society and agriculture, causing increased economic, physical and human life losses. For the prevention or adoption of measures to reduce the impacts of these extreme events, it is necessary to study their frequency of occurrence, and thus estimate the risk of future extreme rainfall events. In order to carry out the study of frequency of events, a probability distribution and the method of adjustment of the parameters must be selected. From this perspective, the objective of evaluating the probability distributions for estimating extreme rain events in Santa Catarina was listed. For this, daily precipitation data from 201 pluviometric stations distributed in the State were used. The series ranged from 12 to 90 years, with means ranging from 55,7 mm and 134,8 mm and asymmetry coefficients between -0,28 and 3,92. The Extreme Generalized Value (GEV), Log-Pearson type III, Gumbel, Log-Normal with two and three parameters and Pearson type III probability distributions were tested and analyzed, differentiating the result between the methods of estimating the parameters of each distribution. of probability. The methods used to estimate the parameters for the mentioned distributions were the Method of Moments, L-Moments, Maximum Likelihood and for the Gumbel distribution, in addition to those already mentioned, the Gumbel-Chow method. Distributions were evaluated by adherence tests and selection criteria (Kolmogorov-Smirnov, Chi-Square, Anderson Darling, R-Filliben, Akaike criterion and Standard Error Estimation). Ranking between distributions was performed, considering all selection criteria and adherence tests. For the present study, the Anderson-Darling test was considered the most rigorous, while the R-Filliben was the one that rejected the distributions the least. The most suitable distribution was Pearson type III, with its parameters estimated by the L-Moments method, followed by the GEV distribution, by the maximum likelihood and L-Moments method, respectively. Significant differences were identified for the adherence of distributions, according to the method of estimation of its parameters. The biggest rejections of the distributions were observed in the series with negative or very high skewness coefficient. Observing the rainfall intensity maps of Santa Catarina, it was possible to see that the highest concentration of rain is located in the Extreme South of Santa Catarina, while the central region is the one that suffers most changes in relation to the different return times and the northeast region is the one that less changes. Knowing the probability distribution that best estimates extreme precipitation events, as well as observing the regional behavior of these events over time, has a fundamental role in urban planning, in the prevention of natural disasters and in the design of engineering, agriculture and drainage projects.

**Keywords:** Rainfall. Probability distributions. Adherence tests. Selection criterion. Heavy rains.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<b>Figura 1:</b> Mapa de localização das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil. ....	20
<b>Figura 2:</b> Números de distribuições aceitas e seus respectivos métodos de estimação de parâmetros. ....	52
<b>Figura 3:</b> Exemplificação gráfica da aderência das três melhores distribuições selecionadas, apresentando a probabilidade em relação a precipitação máxima (em mm). ....	53
<b>Figura 4:</b> Mapas das intensidades pluviométricas (em mm) de Santa Catarina para períodos de retorno (T) de 2, 5, 10, 15, 20, 25, 50 e 100 anos. ....	56

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil. ....	20
<b>Tabela 2:</b> Coeficientes de aproximação dos L-Momentos utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil. ....	37
<b>Tabela 3:</b> Resumo das estatísticas descritivas das séries de precipitações máximas anuais nas 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.....	46
<b>Tabela 4:</b> Frequência de rejeição da hipótese de aderência.....	47
<b>Tabela 5:</b> Indicação da melhor distribuição de probabilidade conforme o critério de seleção. ....	49
<b>Tabela 6:</b> Classificação geral das distribuições utilizadas e seus respectivos métodos de estimação de parâmetros.....	51

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO.....</b>	<b>12</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>14</b>
2.1 ESTIMATIVA DE CHUVAS INTENSAS	14
2.2 MÉTODOS DE SELEÇÃO DE MODELOS PROBABILÍSTICOS	16
3.1. DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	19
3.2. MATERIAIS	19
3.3. MÉTODOS	30
3.3.1.    Distribuições de Probabilidade	30
3.3.1.1. Distribuição de Valor Extremo Generalizado (GEV).....	30
3.3.1.2. Distribuição Log-Pearson tipo III (LPIII).....	31
3.3.1.3. Distribuição de extremos tipo I ou distribuição de Gumbel ...	32
3.3.1.4. Distribuição Log-Normal com 2 parâmetros (LN2) .....	33
3.3.1.5. Distribuição Log-Normal com 3 parâmetros (LN3) .....	33
3.3.1.6. Distribuição Pearson tipo III (PIII)/Gama .....	34
3.3.2.    MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS	34
3.3.2.1. Método dos Momentos (MM) .....	34
3.3.2.1. Método dos L-Momentos (LM) .....	36
3.3.2.2. Método da Máxima Verossimilhança (MV) .....	39
3.3.2.3. Gumbel-Chow .....	41
3.3.4. TESTES DE ADERÊNCIA E CRITÉRIOS DE SELEÇÃO	42
3.3.4.1. Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS).....	42
3.3.4.2. Teste Qui-Quadrado ( $\chi^2$ ).....	43
3.3.4.3. Teste de Anderson Darling (AD).....	43
3.3.4.4. Filliben (Fi) .....	44
3.3.4.6. Erro padrão de estimativa .....	45
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>46</b>
<b>5. CONCLUSÕES.....</b>	<b>57</b>



## 1. INTRODUÇÃO

A variabilidade climática interfere diretamente sobre as atividades humanas, uma vez que afeta a temperatura, precipitação e o número de eventos extremos, como secas ou chuvas intensas. Os efeitos desses extremos pluviométricos podem causar danos, tanto por excesso, quanto por escassez (CALDANA *et al.*, 2018; MURTA *et al.*, 2005). Devido à grande contribuição para compreensão do ciclo hidrológico e a manutenção de todo o meio ambiente, a precipitação pluviométrica tem sido estudada em grande escala em diversos locais do mundo (SOUZA; NOGUEIRA; NOGUEIRA, 2017). Eventos extremos relacionados com a pluviometria atingem os recursos hídricos, a sociedade e a agricultura; causando incremento de perdas materiais e até mesmo de vidas humanas (MARENGO; LACERDA, 2011). Nessa perspectiva, a importância de utilizar o melhor método para ajustes de probabilidades de precipitações extremas é reforçada. Assim, o conhecimento da frequência de ocorrência reduz a vulnerabilidade da população a eventos extremos de inundação (JUNQUEIRA JÚNIOR; MELLO; ALVES, 2015).

Levando em conta que a ocorrência de eventos pluviométricos extremos acontece de maneira aleatória, o ajuste de um modelo que melhor descreva um provável futuro torna-se ainda mais importante (HARTMAN; MOALA; MENDONÇA, 2011). Todo o planeta sofre as consequências de eventos extremos de chuva. Por exemplo, nos anos de 2009 a 2011, o território europeu enfrentou eventos extremos de chuvas, causando inundações e ressaltando a fragilidade do ser humano quanto aos eventos climáticos (DE PAOLA *et al.*, 2018). No caso do Brasil, onde mais de 20% da economia depende da agricultura, os eventos extremos, como inundações ou secas, podem causar diversos efeitos negativos (CARLOS; CUNHA; PIRES, 2019).

No Nordeste brasileiro, o clima é considerado semiárido e a escassez de chuvas causa crises hídricas, que são agravadas pela degradação do solo afetando diretamente a produção de milho na região (BARBOZA *et al.*, 2020). No Rio Grande do Sul, a pluviometria é menor no inverno e verão, enquanto que, no outono e primavera, o índice pluviométrico é considerado maior e com pouca variabilidade pluviométrica, influenciando assim a rizicultura (SIMIONI *et al.*, 2014). Santa Catarina, possui a melhor distribuição pluvial de todas as Unidades de Federação brasileiras em âmbito anual (GOTARDO *et al.*, 2018; MONTEIRO, 2001). Monteiro (2001) afirma que, no verão as pancadas de chuvas são frequentes ao final dos dias e, no outono a frequência pluviométrica diminui. No inverno, a precipitação é considerada superior à do outono,

porém com pouca diferença nos índices e, na primavera, a característica é instável, podendo ocorrer pancadas de chuva (MONTEIRO, 2001). Santa Catarina possui diversos registros de enchentes e desastres naturais devido à grande quantidade de chuva. A enchente de 1974 no município de Tubarão e as chuvas ocorridas no final de 2008, são exemplos de danos causados por eventos extremos (ASSUNÇÃO, 2014; RIBEIRO *et al.*, 2014). Ressalta-se assim, a importância da utilização de distribuições de probabilidade para prever eventos extremos, visando o bem-estar econômico e social (DE PAOLA *et al.*, 2018).

Existem diversas distribuições de probabilidades que podem ser utilizadas para estimativas de chuvas máximas, para estimar os parâmetros dessas distribuições há vários métodos (QUADROS; QUEIROZ; BOAS, 2011; CALDEIRA *et al.*, 2015). A estimativa dos parâmetros influencia diretamente na adequação das distribuições de probabilidade e, mesmo assim, não há unanimidade quando se trata da definição de qual o melhor método de estimação (BLAIN, 2011; FRANCO *et al.*, 2014). No presente estudo, foram utilizadas as seguintes distribuições: a distribuição de Valor Extremo Generalizado (GEV), a Log-Pearson tipo III (LPIII), a Gumbel, a Log-Normal com dois e três parâmetros e por fim, a Pearson Tipo III. Essas distribuições têm sido frequentemente utilizadas por diversos autores para estimativa de chuvas extremas (BACK, 2001; DAS; SIMONOVIC, 2011; MARQUES *et al.*, 2014; RIZWAN *et al.*, 2018; SALINAS *et al.*, 2014; USWRS, 1981; VIVEKANANDAN, 2015a)

Existem alguns estudos sobre chuvas intensas para Santa Catarina, destacando-se os trabalhos de Nerilo (1999), Nerilo *et al.* (2002), Back *et al.* (1990), Back (2002) e Back (2013). Esse último, analisou dados de 187 estações pluviométricas, onde usou as séries de dados até 1999. Nesse estudo o autor usou somente a distribuição Gumbel com parâmetros estimados pelo método de Chow, e avaliou a aderência pelo teste de Kolmogorov-Smirnov. Verifica-se assim a necessidade de atualização dos estudos, onde, além da atualização das séries históricas de dados observados, pode-se avaliar outras distribuições de probabilidades e formas de estimativas de ajuste dos parâmetros.

Mediante o exposto, este trabalho teve como finalidade avaliar as distribuições de probabilidade e métodos de estimativas dos parâmetros para a determinação de eventos extremos de chuva de Santa Catarina.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 ESTIMATIVA DE CHUVAS INTENSAS

As chuvas intensas são responsáveis por diversos problemas, tanto em áreas urbanas como rurais. Em áreas urbanas as chuvas intensas podem causar alagamentos, inundações, deslizamentos de encostas, transtornos no trânsito de veículos (SOUZA; AZEVEDO; ARAÚJO, 2012). Nas áreas rurais as chuvas intensas podem causar, além de problemas de drenagem, problemas de erosão do solo (MELLO *et al.*, 2001). Dessa forma, o conhecimento das características das chuvas intensas é importante para várias áreas da engenharia, especialmente para drenagem, conservação do solo e defesa civil (SANTOS; GRIEBELER; OLIVEIRA, 2009). O conhecimento dos valores de chuvas extremas e o risco de sua ocorrência também é importante para o planejamento e gestão territorial, uma vez que possibilita estabelecer áreas de risco para atividades antrópicas, bem como, informações necessárias para a mitigação dos problemas (CRUCIANI; MACHADO; SENTELHAS, 2001).

Existem grandes esforços no monitoramento de chuvas, e atualmente, se tem um grande número de estações pluviométricas com longos registros de dados. No entanto, para disponibilizar as informações aos usuários é necessário analisar essas séries históricas com métodos baseados em conceitos de probabilidade. Neste sentido, destacam-se os estudos de chuvas intensas ou chuvas extremas (BESKOW; NORTON; MELLO, 2012).

A partir de estudos com foco em chuvas intensas ou extremas, é possível gerenciar os recursos hídricos, as cheias e inundações (CALDEIRA *et al.*, 2015). A intensidade de um evento de precipitação está relacionada com a duração e também com a frequência com que o mesmo acontece (ARMOND; SANT'ANNA NETO, 2017). Para estimar valores relacionados a certos níveis de probabilidade são utilizados, frequentemente, modelos probabilísticos. Conhecer o melhor modelo é fundamental, pois possibilita melhorar a gestão e planejamento regional, visando reduzir os efeitos causados pelos eventos climáticos naturais (JUNQUEIRA JÚNIOR; MELLO; ALVES, 2015; DE PAOLA, 2018).

Estimar a probabilidade destes eventos que podem ser desfavoráveis à população como o caso da precipitação diária máxima anual (PDMA) é uma motivação para o estudo e modelagem destes eventos. Existem diversas distribuições para calcular a probabilidade de um evento extremo acontecer, por isso, novos estudos devem ser realizados como meio



de certificação de que o método disponível, utilizado atualmente, é o mais preciso (VIVEKANANDAN, 2015b). Para o estudo de chuvas intensas geralmente adota-se distribuição teórica de probabilidade para estimar os valores de chuva extrema (LEITE; VIRGENS FILHO, 2011). Neste método, com base em série de dados observados, deve-se primeiro estimar os parâmetros da distribuição de probabilidade, e no segundo passo avaliar o ajuste dessa distribuição para finalmente, em terceira etapa, adotá-la e estimar os valores de chuva esperada com certo nível de probabilidade (DOURADO NETO *et al.*, 2005; DE PAOLA *et al.*, 2018).

Existem diversas distribuições de probabilidade que podem ser usadas na estimativa das chuvas máximas (KIST; VIRGENS FILHO, 2014). Vários estudos estão sendo aprofundados para identificação do melhor modelo de distribuição para eventos extremos. Nesses estudos destacam-se a distribuição de Gumbel ou distribuições de eventos extremos tipo I e a Distribuição Generalizada de Valores Extremos GEV, que apresentam melhores desempenhos ou ajustes (DAS; SIMONOVIC, 2011; MARQUES *et al.*, 2014). A distribuição de Gumbel é recomendada no Canadá (DAS; SIMONOVIC, 2011) e indicada como a melhor distribuição por outros autores (VIVEKANANDAN, 2015a; MISTRY; SURYANARAYANA, 2019). Como a distribuição GEV consegue incluir os três valores extremos (Gumbel, Fréchet e Weibull), ela tem sido utilizada internacionalmente e considerada mais precisa (BESKOW, *et al.*, 2015; NAMITHA; VINOCHKUMAR, 2019; DAS; SIMONOVIC, 2011). Salinas *et al.* (2014), destacam que vários países europeus – Áustria, Alemanha, Itália e Espanha – recomendam o uso dessa distribuição.

Ainda existem outras distribuições indicadas para esses eventos, como a distribuição Pearson tipo III, comumente utilizada na China (RIZWAN *et al.*, 2018), Log-Pearson Tipo III, adotada pelos Estados Unidos (USWRC, 1981) e Log-Normal com dois ou três parâmetros. Estas distribuições são estudadas por diversos autores (Kite (1977), Alam *et al.* (2018), Back (2001), Clarke (1994), Junqueira Júnior *et al.*, (2006)..

Na estimativa dos parâmetros das distribuições podem ser usados diversos métodos e estes possuem influência na avaliação do ajuste da distribuição (MARQUES *et al.*, 2014). O Método dos Momentos (MM) é um dos mais simples, muito utilizado e um dos mais antigos conhecidos (LOUZADA; RAMOS E PERDONÁ, 2016), porém, menos preciso quando comparado a outros métodos como o da Máxima Verossimilhança (MV) (VIVEKANANDAN, 2015b). O método da MV como já mencionado, é apontado como tendo vantagens sobre o método dos momentos, embora exija geralmente rotinas

de cálculos mais complexas e por isso apresenta dificuldades de uso (MARQUES *et al.*, 2017). Esse método é o que maximiza a plausibilidade de dada distribuição de probabilidades ser representada somente pelos parâmetros estimados, porém, para amostras pequenas sua eficiência é igualada ou inferior a outros métodos (MARQUES *et al.*, 2014). Recentemente foram desenvolvidas rotinas para a estimativa pelo método dos L-Momentos (MML), que apresentam mais facilidade de cálculo que o método da MV para a maioria das distribuições de probabilidade (HOSKING, 1990). A qualidade de ajuste dos MML é comparável a MV, e quando se trabalha com um pequeno número de amostras demonstra maior precisão (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Para a distribuição de Gumbel, Chow (1964) desenvolveu uma adaptação do MM utilizando um fator que depende do tamanho da amostra. O método foi denominado Gumbel-Chow e é utilizado frequentemente em estudos de hidrologia e apresenta resultados satisfatórios, quando analisados por testes de aderência diversos (BACK, 2001).

## 2.2 MÉTODOS DE SELEÇÃO DE MODELOS PROBABILÍSTICOS

Ao utilizar diferentes modelos de distribuição, depara-se com a dificuldade de selecionar qual o melhor modelo. Realizar a seleção da melhor distribuição é um ponto crucial para um ajuste eficaz de diversos períodos de retorno (MANDAL; CHOUDHURY, 2014; ZHANG, 2002). Portanto, é preciso utilizar meios para a escolha da melhor distribuição, esses meios, são conhecidos como testes de aderência (VIVEKANANDAN, 2015a). Os testes de aderência são utilizados para verificar se os dados obtidos pela aplicação das distribuições consistem com a distribuição nula hipotética. Para verificação da adequabilidade podem ser utilizados diversos procedimentos, por exemplo, métodos gráficos, numéricos e testes formais de normalidade (ALAM *et al.*, 2018). Na prática, as pequenas amostras de observações máximas anuais das variáveis hidrológicas, dificultam a escolha da melhor distribuição e por isso, é necessário verificar sua aderência e, enfatizando a necessidade de utilizar testes de aderência (CÂNDIDO; NAGHETTINI, 2007; VIVEKANANDAN, 2015).

Com relação aos testes de aderência, os testes de Kolmogorov-Smirnov (KS), teste Qui-Quadrado ( $\chi^2$ ), teste de Anderson-Darling (AD) e Filliben (Fi) são os mais utilizados. O teste de KS possui nível de aprovação muito elevado, apresentando aderência para praticamente todas as distribuições, o que causa insegurança quanto aos seus resultados (ABREU *et al.*, 2018; CATALUNHA *et al.*, 2002). Porém, esse teste ainda é comumente utilizado devido à baixa complexibilidade que seus cálculos exigem, uma vez que trabalha

com a diferença entre o valor crítico ( $D_{cri}$ ) tabelado e o valor obtido no teste ( $D_{máx}$ ) (CATALUNHA *et al.*, 2002), baseando-se assim, em somente um ponto da distribuição. O Qui-quadrado ( $\chi^2$ ) trabalha com a comparação entre as probabilidades teóricas e observadas em intervalos discretos (SANSIGOLO, 2008), classes de frequência, acumulando os erros entre as frequências observadas e teóricas (ABREU *et al.*, 2018). Assim como no teste de KS, o teste  $\chi^2$  baseia-se em valores críticos tabelados, sendo que a estatística  $\chi^2$  calculada deve ser inferior ao valor tabelado para aceitar a hipótese nula de aderência dos dados (FRANCO *et al.*, 2014).

Os testes mencionados, KS e  $\chi^2$ , não possuem demasiada precisão quando se trata das caudas inferiores e superiores da distribuição de probabilidades (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Para suprir essa defasagem, trabalha-se com o teste de AD que, considerando suas equações com enfoque nas caudas da distribuição, tem mais peso do que o teste de KS (DAS; SIMONOVIC, 2011). Assim como os outros testes, o teste de AD utiliza a diferença entre as frequências empíricas e teóricas das variáveis utilizadas. Mas, o peso às caudas das distribuições é evidenciado na divisão das diferenças das probabilidades empíricas e teóricas (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Para o nível de significância de 5% têm-se valores tabelados e, caso o valor crítico obtido seja maior do que o valor tabelado a distribuição é rejeitada (NAGHETTINI; PINTO, 2007; DAS; SIMONOVIC, 2011).

O teste de Filliben é outra opção para verificar o ajuste das distribuições de probabilidade (GAGG, 2008). Nesse teste é realizado o cálculo da correlação entre os dados ordenados e a estatística mediana ordenada da distribuição normal. Quanto mais próximos de 1,0 os resultados obtidos, considera-se os dados “normais” e conseqüentemente, é considerada a melhor distribuição aquela que obtiver o resultado mais próximo de 1,0 (CARVALHO; VIEIRA, 2004). Franco *et al.* (2014) observaram em seu estudo onde utilizaram KS,  $\chi^2$ , AD e Filliben, que o teste mais restritivo foi o de Filliben. Ademais, conceitualizar este teste é simples e, dependendo da amostra, seus gráficos possuem boa disposição dos dados, o que facilita a interpretação destes. O teste de Filliben também possui o ponto positivo de não restringir o número de pontos da amostra, sendo um bom teste para diferentes tamanhos de amostra (GAGG, 2008).

Akaike (1974) criou outra maneira de testar as distribuições nomeada critério de Akaike. O critério de AIC foi criado com base no teste de Kullback-Leibler (VAIDA; BLANCHARD, 2005; RAMOS; MOALA, 2014). Este teste utiliza a função de máxima verossimilhança das distribuições de probabilidade e após aplicação das equações

referentes ao teste, a distribuição que fornece o menor valor será considerada a ideal (RAHMAN *et al.*, 2013). Esse critério descarta a adição de parâmetros, o que não promove a seleção de modelos com alta complexidade ou diversos parâmetros que não demonstram bom desempenho (RAMOS; MOALA, 2014).

O erro padrão de estimativa é um indicador estatístico de credibilidade quando se tem determinada estatística descritiva a partir de uma amostra. A partir de análises de regressão, esse indicador representa a quantidade de erros esperados em determinado estimador, quando a partir de um valor pretende-se prever outro. Isto posto, quanto menor o valor do erro padrão, melhor a estimativa realizada (HARDING; TREMBLAY; COUSINEAU, 2014; THOMPSON; WESOLOWSKI, 2018)

Depara-se com um problema quando mais de uma distribuição de probabilidade é aceita no teste de aderência, então deve-se escolher a melhor distribuição entre elas. Em Santa Catarina existem vários estudos de chuvas intensas. Back (2001) analisou séries históricas de 100 estações pluviométricas, com parâmetros ajustados pelo MM e MV. Neste estudo, o autor avaliou as distribuições pelo teste KS e erro padrão de estimativa, concluindo que a distribuição de Gumbel foi a que melhor se ajustou para a maioria das estações. Ademais, concluiu-se que a Log-Normal com três parâmetros se ajustou melhor quando as séries possuem alta assimetria e curtose. Com o estudo, o autor pode concluir também que o método da MV apresentou resultados com maior precisão, quando comparado ao MM. Posteriormente Back (2014) analisou as séries de dados existentes até o ano de 1999 dados estes de 187 estações pluviométricas de Santa Catarina, usando a distribuição de Gumbel com parâmetros estimados pelo método Gumbel-Chow, usando apenas o teste KS para avaliar a aderência dos dados das séries de máximas anuais as distribuições ajustadas.

No estudo de chuvas intensas persistem ainda algumas dúvidas a serem melhor avaliadas: Qual a melhor distribuição, estimativa dos parâmetros e o melhor teste de aderência para utilizar nesses estudos?

### 3. MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1. DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

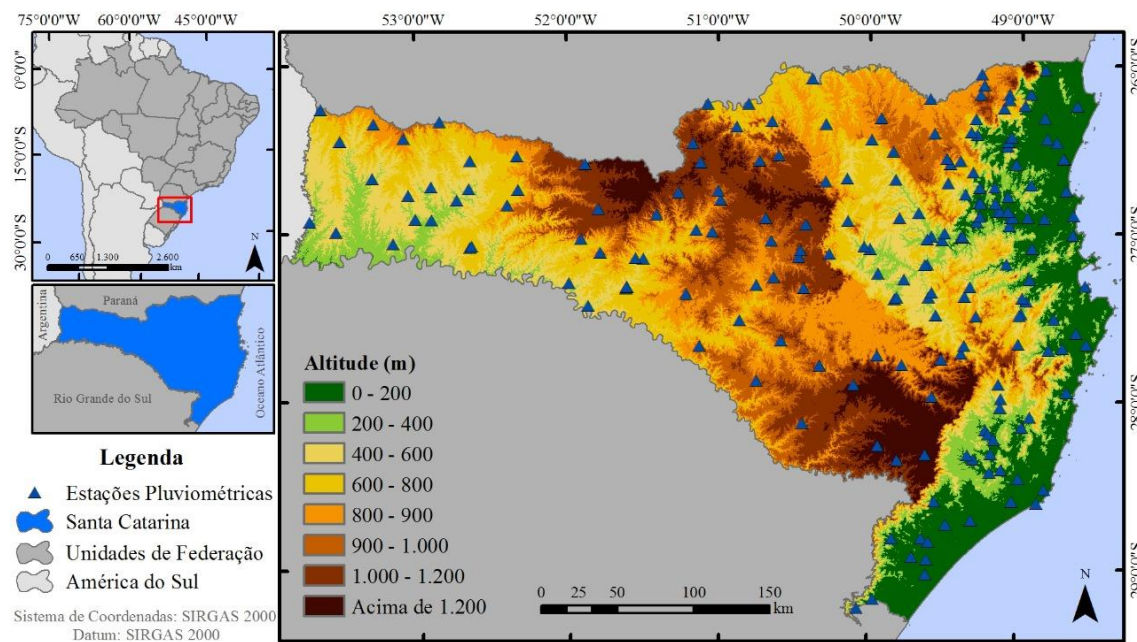
O presente estudo foi desenvolvido no estado de Santa Catarina, região Sul do Brasil, entre os paralelos 25° 57' 41" e 29° 23' 55" de latitude Sul e entre os meridianos 48° 19' 37" e 53° 50' 00" de longitude oeste (WOLFF, 2017). Este Estado possui 95.730,921 km<sup>2</sup> de área, dividida entre 295 municípios (IBGE, 2018). O clima, segundo classificação de Köppen, é classificado como Cfa no Oeste, com altitudes menores que 700 m e no litoral catarinense. No Planalto e regiões Serranas, devido à altitude, as temperaturas são mais baixas, o clima é caracterizado como Cfb (ALVARES *et al.*, 2013). A pluviometria é bem distribuída durante todas as estações do ano. Uma das justificativas para esse cenário é o fato dessa região se localizar entre regiões tropicais e extratropicais (VIANELLO; ALVES, 2002). Concomitante a isso, Wolff (2017) afirma que a diversidade climática presente no Estado é caracterizada pelas cadeias de montanhas, ação de massas de ar e correntes marítimas. Os fatores mencionados possuem atuação direta na variação da precipitação, tanto espacialmente quanto a sua ocorrência.

De acordo com Cavalcanti *et al.* (2009) o regime de precipitação da região Sul é nítido quando comparado com a mudança das estações do ano. Ao norte domina o regime de monção, com período chuvoso a partir da primavera até o início do outono, o que resulta em grande distinção da precipitação entre inverno e verão. Em contrapartida, ao sul a distribuição é uniforme, com precipitações mais intensas no inverno. Efeitos topográficos são evidentes principalmente nas regiões com elevação da barreira topográfica (CAVALCANTI *et al.*, 2009). Já o relevo é caracterizado principalmente por: Planície Costeira, Serras Litorâneas e Planalto Ocidental que corresponde a maior parte do estado (WOLFF, 2017).

#### 3.2. MATERIAIS

Os dados das estações pluviométricas utilizadas foram obtidos do banco de dados Hidroweb do site da Agência Nacional das Águas e Saneamento Básico (ANA, 2020). No presente estudo foram utilizadas 201 estações pluviométricas (Tabela 1) distribuídas em todo o estado de Santa Catarina (Figura 1). Para cada estação foram determinadas as séries máximas anuais com duração de um dia. O critério adotado foi a utilização de séries com no mínimo 10 anos de dados.

**Figura 1:** Mapa de localização das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.



Fonte: Do autor.

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

No	Código da ANA	Nome	Latitude	Longitude	Período de dados		n
1	02648000	Gaspar	-26,92	-48,95	1935	1966	31
2	02648001	Ilhota - Jusante	-26,92	-48,84	1928	2014	86
3	02648002	Luiz Alves	-26,72	-48,93	1941	2019	78
4	02648004	Guaramirim	-26,47	-48,95	1953	1968	15
5	02648005	Joinville	-26,30	-48,85	1953	1989	36
6	02648006	Itapoçu	-26,57	-48,72	1953	1968	15
7	02648007	Guamiranga	-26,50	-48,88	1953	1968	15
8	02648008	Itajaí	-26,91	-48,63	1969	1989	20
9	02648009	Jacu	-26,47	-48,77	1953	1967	14
10	02648014	Joinville (RVPS)	-26,32	-48,85	1940	2019	79
11	02648019	Picarras	-26,76	-48,70	1976	2019	43
12	02648020	Itapoçu	-26,56	-48,72	1976	2019	43

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

13	02648021	Água Azul	-26,25	-48,97	1953	1968	15
14	02648027	Garuva	-26,04	-48,85	1977	2019	42
15	02648028	Ponte Sc-301	-26,45	-48,83	1978	2019	41
16	02648033	Pirabeiraba	-26,18	-48,94	1988	2019	31
17	02648034	Estrada dos Morros	-26,25	-48,98	1987	2019	32
18	02649000	Passo Manso	-26,88	-49,15	1941	1966	25
19	02649001	Warnow	-26,94	-49,29	1941	2015	74
20	02649002	Pomerode	-26,74	-49,17	1930	2019	89
21	02649003	Benedito Novo	-26,78	-49,37	1941	2019	78
22	02649004	Timbó Novo	-26,83	-49,27	1929	2019	90
23	02649005	Indaial	-26,91	-49,27	1941	2015	74
24	02649007	Blumenau (PCD)	-26,92	-49,07	1945	2019	74
25	02649008	Arrozeira	-26,74	-49,27	1941	2019	78
26	02649009	Garcia	-26,97	-49,07	1941	2019	78
27	02649010	Itoupava Central	-26,79	-49,08	1941	2019	78
28	02649011	Bateias de Baixo	-26,07	-49,27	1943	1966	23
29	02649012	Rio Jaraguá	-26,49	-49,09	1962	2007	45
30	02649013	Corupá (Hansa)	-26,42	-49,29	1946	2019	73
31	02649014	Rio do Júlio	-26,27	-49,12	1947	1970	23
32	02649016	Rio Preto do Sul	-26,22	-49,60	1951	2009	58
33	02649017	Doutor Pedrinho	-26,72	-49,48	1954	2019	65
34	02649020	Blumenau	-26,92	-49,05	1949	1968	19
35	02649022	Campo Alegre	-26,13	-49,25	1949	1967	18

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

36	02649025	Usina Salto	-26,88	-49,13	1944	1989	45
37	02649026	Timbó	-26,83	-49,27	1944	1989	45
38	02649027	Indaial	-26,83	-49,17	1944	1989	45
39	02649030	Usina Cedros	-26,65	-49,32	1951	1993	42
40	02649031	Pinhal	-26,60	-49,47	1958	1993	35
		Usina					
41	02649032	Palmeiras (Rio Bonito)	-26,58	-49,40	1945	1993	48
42	02649033	Rio Natal (RVPSC)	-26,33	-49,30	1940	1983	43
43	02649035	Itoupava Seca	-26,88	-49,08	1930	1954	24
44	02649037	Jaraguá do Sul	-26,46	-49,09	1943	2014	71
45	02649038	Indaial	-26,91	-49,27	1971	1998	27
		Segundo Salto					
46	02649042	Cubatão	-26,18	-49,08	1950	1972	22
47	02649053	Witmarsum	-26,93	-49,80	1977	2019	42
48	02649054	Moema	-26,53	-49,84	1977	2014	37
49	02649055	Corredeira	-26,42	-49,57	1977	2014	37
50	02649056	Itaiópolis	-26,33	-49,93	1977	2015	38
51	02649057	Campo Alegre	-26,19	-49,27	1977	2017	40
52	02649058	Barra do Prata	-26,70	-49,83	1978	2019	41
		Primeiro Salto					
53	02649060	do Cubatão	-26,22	-49,08	1982	2019	37
		Barragem					
54	02649061	Norte	-26,90	-49,67	1977	2019	42
55	02649064	Rio Novo	-26,41	-49,33	1985	2019	34
56	02649068	Schroeder	-26,44	-49,06	1988	2003	15
		Salto					
57	02650000	Canoinhas	-26,37	-50,29	1952	2015	63



**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

58	02650003	Marcilio Dias (RVPSC)	-26,10	-50,38	1940	1995	55
59	02650008	Santa Cruz do Timbó	-26,38	-50,88	1975	2012	37
60	02650014	Rio do Campo Residência	-26,95	-50,14	1977	2005	28
61	02650015	Fuck (Lajeado)	-26,71	-50,29	1977	2015	38
62	02650016	Buriti (Timbó Grande)	-26,56	-50,60	1978	2015	37
63	02650018	Pinheiros	-26,35	-50,65	1977	2014	37
64	02650019	Lebon Regis	-26,93	-50,69	1977	2019	42
65	02650022	Iracema	-26,46	-49,99	1983	2019	36
66	02650023	Nova Cultura	-26,69	-50,15	1985	2019	34
67	02650024	Foz do Cachoeira	-26,59	-50,73	1987	2015	28
68	02650032	Santa Cecília	-26,97	-50,42	2001	2019	18
69	02650035	UHE Itá Caçador Plu	-26,82	-50,99	2002	2017	15
70	02651001	Campina da Alegria	-26,87	-51,80	1944	2019	75
71	02651002	Caçador	-26,77	-51,00	1944	1975	31
72	02651011	Matos Costa (RVPSC)	-26,48	-51,17	1940	1995	55
73	02651022	Santo Agostinho	-26,61	-51,88	1973	2019	46
74	02651036	Quilômetro 30	-26,78	-51,26	1977	2019	42
75	02651040	Ponte Serrada	-26,91	-51,97	1977	2019	42
76	02651044	Calmon	-26,60	-51,12	1980	2014	34
77	02651052	Salto Veloso	-26,91	-51,41	1988	2019	31

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

78	02652000	Abelardo Luz	-26,56	-52,33	1958	2019	61
79	02652001	Bonito	-26,95	-52,18	1970	2019	49
80	02652002	Marata	-26,58	-52,64	1973	2019	46
81	02652004	Passo Nova Erechim	-26,93	-52,90	1960	1989	29
82	02652005	Porto Elvino	-26,75	-52,65	1960	1977	17
83	02652021	Jardinópolis	-26,74	-52,90	1977	2019	42
84	02652031	São Lourenço do Oeste	-26,35	-52,84	1977	2019	42
85	02652034	Porto Fae Novo	-26,82	-52,73	1979	2019	40
86	02652045	Prainha do Ouro Verde	-26,76	-52,33	2001	2019	18
87	02653001	Campo Ere – EMPASC	-26,45	-53,08	1970	2019	49
88	02653002	Dionísio Cerqueira	-26,27	-53,62	1973	2019	46
89	02653003	Modelo	-26,78	-53,05	1972	2019	47
90	02653004	Ponte do Sargento	-26,68	-53,29	1970	2006	36
91	02653005	São José do Cedro	-26,45	-53,50	1973	2019	46
92	02653007	Saudades	-26,93	-53,01	1955	2019	64
93	02653013	Palma Sola	-26,36	-53,28	1977	2019	42
94	02653030	Raigão Alto	-26,93	-53,71	2001	2019	18
95	02748000	Brusque	-27,10	-48,92	1941	2019	78
96	02748001	Major Gercino	-27,41	-48,95	1946	2019	73
97	02748002	Nova Trento	-27,29	-48,93	1946	2019	73
98	02748003	Garcia de Angelina	-27,49	-48,99	1946	2019	73

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

99	02748004	Eta Casan - Montante	-27,69	-48,71	1946	2019	73
100	02748005	Poço Fundo	-27,70	-48,80	1951	2019	68
101	02748006	Florianópolis	-27,60	-48,62	1949	2018	69
102	02748016	Antônio Carlos	-27,52	-48,77	1977	2019	42
103	02748017	Paulo Lopes	-27,96	-48,68	1977	2019	42
104	02748018	São Bonifácio	-27,90	-48,93	1979	2019	40
105	02748019	Governador Celso Ramos	-27,32	-48,56	1977	2016	39
106	02749000	Apiuna - Régua Nova	-27,04	-49,40	1941	2019	78
107	02749001	Ibirama	-27,05	-49,52	1934	2019	85
108	02749002	Ituporanga	-27,40	-49,61	1941	2019	78
109	02749003	Taió Nova	-27,11	-49,99	1930	2019	89
110	02749005	Bremen Dalbergia	-27,03	-49,59	1941	2019	78
111	02749006	Pouso Redondo	-27,26	-49,94	1941	2019	78
112	02749007	Lomba Alta	-27,73	-49,38	1941	2019	78
113	02749010	Povoamento Presidente	-27,93	-49,12	1943	1971	28
114	02749011	Getúlio Vargas	-27,05	-49,62	1941	1962	21
115	02749012	Divisa de Anitápolis	-28,00	-49,11	1946	2019	73
116	02749013	Trombudo Central	-27,29	-49,77	1946	2019	73

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

		Alfredo					
117	02749014	Wagner (Barracão)	-27,70	-49,28	1941	1975	34
118	02749015	Fazenda Boa Esperança	-27,40	-48,98	1956	2019	63
119	02749016	Neisse Central	-27,04	-49,38	1957	2019	62
120	02749017	Barragem Sul	-27,50	-49,55	1971	2019	48
121	02749019	Barragem do Garcia	-27,50	-49,00	1955	1989	34
122	02749020	Rancho Queimado	-27,67	-49,01	1977	2019	42
123	02749022	Ibirama	-27,02	-49,50	1944	1988	44
124	02749023	Presidente Getúlio	-27,05	-49,62	1944	1989	45
125	02749024	Rio Do Sul	-27,20	-49,62	1944	1989	45
126	02749025	Apiuna	-27,03	-49,38	1951	1989	38
127	02749027	Anitápolis	-27,91	-49,13	1973	2019	46
128	02749031	Vila Canoas	-27,80	-49,78	1958	2019	61
129	02749032	Santa Clara	-27,77	-49,52	1960	1985	25
130	02749033	Vidal Ramos	-27,39	-49,37	1977	2019	42
131	02749034	Leoberto Leal	-27,51	-49,29	1977	2019	42
132	02749035	Bocaina Do Sul	-27,74	-49,94	1977	2019	42
133	02749037	Saltinho	-27,68	-49,37	1977	2019	42
134	02749039	Rio Do Sul - Novo	-27,21	-49,63	1979	2019	40
135	02749041	Agrolândia	-27,41	-49,83	1983	2019	36

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

136	02749045	Botuvera – Montante	-27,20	-49,09	1987	2019	32
137	02749046	Salseiro	-27,33	-49,33	1988	2019	31
138	02750001	Campo Belo do Sul	-27,90	-50,75	1970	2019	49
139	02750002	Curitibanos	-27,28	-50,63	1912	1957	45
140	02750003	Encruzilhada II	-27,81	-50,33	1959	1984	25
141	02750005	Lages	-27,81	-50,33	1946	2013	67
142	02750007	Painel	-27,92	-50,10	1959	2019	60
143	02750008	Passo Caru	-27,54	-50,86	1961	2019	58
144	02750009	Passo Marombas	-27,33	-50,75	1959	2019	60
145	02750010	Ponte Alta do Norte	-27,16	-50,47	1960	2019	59
146	02750011	Ponte Alta do Sul	-27,48	-50,39	1958	2019	61
147	02750012	Ponte do Rio Antinhas	-27,34	-50,43	1962	2019	57
148	02750014	Barragem Oeste	-27,10	-50,03	1966	2019	53
149	02750020	São José do Cerrito	-27,66	-50,58	1977	2019	42
150	02750021	Cabeceira Ribeirão Caetano	-27,14	-50,26	1985	2019	34
151	02750022	Ponte Alta do Norte - CIFSUL	-27,12	-50,46	1986	2015	29

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

152	02751001	Anita Garibaldi	-27,69	-51,13	1965	2019	54
153	02751002	Campos Novos	-27,38	-51,22	1923	1998	75
154	02751003	Capinzal (RVPSC)	-27,35	-51,62	1940	1977	37
155	02751004	Joaçaba	-27,17	-51,50	1944	2019	75
156	02751009	Videira (RVPSC)	-27,00	-51,15	1940	1979	39
157	02751010	Uruguai (RVPSC)	-27,45	-51,87	1938	1977	39
158	02751011	Irani	-27,05	-51,91	1977	2019	42
159	02751012	Capinzal	-27,34	-51,61	1977	2019	42
160	02751021	Jaborá	-27,13	-51,78	2001	2019	18
161	02751022	Irakitan	-27,01	-51,04	2001	2019	18
162	02751029	Ouro	-27,34	-51,61	2002	2017	15
163	02752004	Chapecó – Agropecuária	-27,10	-52,65	1958	1975	17
164	02752005	Concordia	-27,31	-51,99	1956	2019	63
165	02752016	Chapecó	-27,09	-52,64	1975	2014	39
166	02753006	Palmitos	-27,07	-53,16	1960	2019	59
167	02753013	Iporã	-27,00	-53,53	1977	2019	42
168	02848000	Armazém Capivari	-28,26	-49,01	1946	2019	73
169	02848003	Santa Marta (Cabo)	-28,53	-48,82	1943	1961	18
170	02848006	Vargem do Cedro	-28,10	-48,92	1977	2019	42
171	02848007	Imbituba	-28,28	-48,70	1977	2019	42

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(continuação)

172	02848009	São Martinho - Jusante	-28,16	-48,97	1987	2019	32
173	02849000	Rio do Pouso	-28,42	-49,11	1940	2019	79
174	02849001	Orleans - Montante	-28,36	-49,30	1940	2019	79
175	02849002	São Ludgero I	-28,33	-49,18	1940	2019	79
176	02849003	São Joaquim	-28,28	-49,93	1943	1975	32
177	02849004	Taquaruçu	-28,96	-49,60	1946	2010	64
178	02849005	Meleiro	-28,83	-49,64	1943	2019	76
179	02849006	Forquilha	-28,75	-49,47	1946	2017	71
180	02849007	Grão Pará	-28,18	-49,22	1946	1966	20
181	02849008	Rio Pequeno	-28,21	-49,20	1946	2019	73
182	02849009	Bom Jardim da Serra	-28,33	-49,62	1970	2019	49
183	02849011	Urussanga	-28,53	-49,32	1949	1994	45
184	02849012	Araranguá	-28,88	-49,52	1949	1978	29
185	02849013	Orleans	-28,33	-49,33	1961	1983	22
186	02849014	São Joaquim	-28,27	-49,93	1961	1998	37
187	02849017	Criciúma	-28,96	-49,38	1970	1989	19
188	02849019	Timbé Do Sul	-28,84	-49,84	1977	2019	42
189	02849020	Jaguaruna	-28,61	-49,03	1977	2019	42
190	02849021	Urubici	-27,99	-49,58	1944	2019	75
191	02849022	Içara	-28,72	-49,30	1978	2019	41
192	02849023	Despraiado Foz do	-28,37	-49,80	1977	2019	42
193	02849024	Manuel Alves	-28,85	-49,59	1978	2019	41
194	02849027	Tubarão	-28,47	-48,99	1987	2019	32

**Tabela 1:** Resumo dos dados das 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

(conclusão)

195	02849028	Pedras Grandes	-28,43	-49,18	1987	2019	32
196	02849030	Braço do Norte - Montante	-28,24	-49,16	1987	2019	32
197	02849031	Santa Rosa de Lima	-28,05	-49,12	1987	2019	32
198	02850004	Coxilha Rica	-28,15	-50,44	1959	2019	60
199	02949001	Praia Grande	-29,20	-49,96	1977	2019	42
200	02949003	Sombrio	-29,05	-49,61	1977	2019	42
201	02950056	Mãe dos Homens	-29,25	-50,07	1983	2019	36

Fonte: do autor

### 3.3. MÉTODOS

#### 3.3.1. Distribuições de Probabilidade

No presente estudo, foram comparadas seis distribuições: a de Valor Extremo Generalizado (GEV), a Log-Pearson tipo III (LPIII), a Gumbel, a Log-Normal com dois e três parâmetros e por fim, a Pearson Tipo III. Com as distribuições já selecionadas, o passo seguinte foi construir as estimativas dos parâmetros necessários para realizar o ajuste das distribuições aos dados, conforme metodologia recomendada por Rahman *et al.* (2013).

##### 3.3.1.1. Distribuição de Valor Extremo Generalizado (GEV)

A distribuição GEV é um conjunto de distribuições contínuas de probabilidades, sendo que ela combina as distribuições Gumbel, Frechet e Weibull. A GEV utiliza três parâmetros: localização, escala e forma. O parâmetro de localização detalha o deslocamento da distribuição em determinada direção no eixo horizontal. O parâmetro escala, detalha como se propaga a distribuição e estabelece onde encontra-se a maior parte da distribuição. Quanto mais o parâmetro de escala expande, mais a distribuição torna-se



propagada. O conjunto de distribuições da GEV possui um terceiro parâmetro, a forma, que controla a cauda de cada distribuição. Esse parâmetro deriva da assimetria porque representa onde está a maior parte dos dados, criando a cauda da distribuição. Quando o terceiro parâmetro é igual a zero ( $k = 0$ ), esta distribuição é a Gumbel. Quando é maior que zero ( $k > 0$ ), é Frechet e quando é menor que zero ( $k < 0$ ) é Weibull (DAS; SIMONOVIC, 2011).

A função Densidade de Probabilidade (PDF) e a função de Distribuição Cumulativa (CDF) são definidas em Das e Simonovic (2011), que tiveram como base Hosking (1997), como:

$$F(x) = \exp \exp \left\{ - \left( 1 - \frac{\kappa(x-\xi)}{\alpha} \right)^{1/k} \right\} \quad (1)$$

$$f(x) = \alpha^{-1} \exp \exp [-(1 - \kappa)y - \exp \exp (-y)] \quad (2)$$

$$\text{Onde: } y = -\kappa^{-1} \log \left[ 1 - \frac{\kappa(x-\xi)}{\alpha} \right], \text{ quando } k \neq 0 \quad (3)$$

Sendo que,  $\xi$  é o parâmetro de localização,  $\alpha$  é o parâmetro de escala e  $\kappa$  é o parâmetro de forma. A função de Log-Verossimilhança da distribuição GEV, segundo Clarke (1994, p. 67), com  $y_t = -\frac{1}{k} \ln \left[ 1 - k \left( \frac{x_i - \xi}{\alpha} \right) \right]$  é:

$$\ln \ln L = -N \ln \ln \alpha - (1 - \kappa) \sum y_t - \sum \exp \exp (-yt) \quad (4)$$

### 3.3.1.2. Distribuição Log-Pearson tipo III (LP III)

De acordo com Das e Simonovic (2011), a LP III é semelhante a GEV, utilizando três parâmetros: localização, escala e forma. A CDF e PDF são definidas em como:

$$f(x) = \frac{1}{x|\alpha|\Gamma(\kappa)} \left( \frac{\ln \ln(x) - \xi}{\alpha} \right)^{\kappa-1} \exp \exp \left( -\frac{\ln \ln(x) - \xi}{\alpha} \right) \quad (5)$$

Se  $\gamma \neq 0$ , então:

$$\alpha = \frac{4}{\gamma^2} \quad (6)$$

$$\xi = \mu - \frac{2\sigma}{\gamma} \quad (7)$$

Se  $\gamma > 0$ , têm-se:

$$F(x) = G \left( \alpha, \frac{x-\xi}{\beta} \right) / \Gamma(\alpha) \quad (8)$$

$$f(x) = \frac{(x-\xi)^{\alpha-1} e^{-(x-\xi)/\beta}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \quad (9)$$

Se  $\gamma = 0$ , a distribuição é Normal e:

$$F(x) = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right) \quad (10)$$

$$f(x) = \phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right) \quad (11)$$

Se  $\gamma < 0$ , então:

$$F(x) = 1 - G\left(\alpha, \frac{\xi-x}{\beta}\right) / \Gamma(\alpha) \quad (12)$$

$$f(x) = \frac{(\xi-x)^{\alpha-1} e^{-(\xi-x)/\beta}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \quad (13)$$

Onde  $\Gamma(\cdot)$  é a função gama,  $\mu$  é o parâmetro de localização,  $\sigma$  é o de escala e  $\gamma$  o de forma.

Kite (1977) define a função de Log-Verossimilhança da distribuição de LPIII como:

$$\ln \ln L = -\sum_{i=1}^n \ln x - n \ln \ln \Gamma(\beta) - \frac{\sum_{i=1}^n (\ln \ln x_i - \gamma)}{\alpha} + (\beta - 1) \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \gamma) - n\beta$$

$$\ln \ln \alpha \quad (14)$$

### 3.3.1.3. Distribuição de extremos tipo I ou distribuição de Gumbel

Diferentemente das distribuições anteriores, a distribuição de Gumbel utiliza apenas dois parâmetros, localização ( $\xi$ ) e escala ( $\alpha$ ). Para Naghettini e Pinto (2007) essa distribuição é a mais utilizada na análise da frequência de variáveis hidrológicas, com diversas aplicações nas relações entre intensidade-duração-frequência de precipitações intensas. A CDF e PDF são dadas por (DAS; SIMONOVIC, 2011):

$$F(x) = \exp \exp \left[ - \exp \exp \left( - \frac{x-\xi}{\alpha} \right) \right] \quad (15)$$

$$f(x) = \alpha^{-1} \exp \exp \left( - \frac{x-\xi}{\alpha} \right) \exp \exp \left[ - \exp \exp \left( - \frac{x-\xi}{\alpha} \right) \right] \quad (16)$$

Onde,  $\xi$  é o parâmetro de localização,  $\alpha$  é o parâmetro de escala.

De acordo com Mello e Silva (2005) a função de Log-Verossimilhança para a distribuição de Gumbel é:

$$l(\mu, \alpha) = -N \cdot \log \log(\alpha) - \alpha \cdot \sum_{t=1}^n (x_t - \mu) - \sum_{t=1}^n \exp(-\alpha(x_t - \mu)) \quad (17)$$

### 3.3.1.4. Distribuição Log-Normal com 2 parâmetros (LN2)

Kite (1977) afirma que há justificativa teórica para utilizar-se a distribuição Log-Normal, a qual é embasada nos fatores causais para diversas variáveis hidrológicas que utilizam métodos multiplicativos e não aditivos. Assim sendo, os logaritmos desses fatores serão satisfatórios para as condições essenciais para as distribuições normais. Conseqüentemente, a variável hidrológica será o produto dos fatores causais mencionados (KITE, 1977). Junqueira Júnior *et al.* (2006) reforçam as justificativas quando alegam que a distribuição Log-Normal possui bom ajuste quando se trata das distribuições pluviométricas brasileiras. Além disso, possui menor complexidade quando comparada às outras distribuições (JUNQUEIRA JÚNIOR *et al.*, 2006).

A CDF e PDF são definidas em Alam *et al.* (2018):

$$F(x) = \frac{1}{x\sigma_y\sqrt{2\pi}} \int_0^x \left( \frac{1}{x} \exp \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma_y^2} (\ln \ln(x) - \mu\gamma)^2 \right] \right) dx \quad (18)$$

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma_y\sqrt{2\pi}} \exp \exp \left[ \frac{1}{x} \exp \exp \left( -\frac{1}{2\sigma_y^2} (\ln \ln(x) - \mu\gamma)^2 \right) \right] \quad (19)$$

“Onde o intervalo da variável aleatória é  $x > 0$ . O logaritmo da variável  $x - y = \ln(x) - \ln(y)$  – é bem representado por uma distribuição normal” (ALAM *et al.*, 2018). De acordo com Clarke (1994) a função de Log-Verossimilhança, com  $y_t = \ln \ln(x_t)$ , da distribuição em questão é:

$$l(\mu, \sigma^2) = -N \ln \sigma - \left( \frac{1}{2} \right) \ln \ln(2\pi) - \sum \ln y_t - \sum_t \frac{(\ln \ln y_t - \mu)^2}{(2\sigma^2)} \quad (20)$$

### 3.3.1.5. Distribuição Log-Normal com 3 parâmetros (LN3)

Para o estado de Santa Catarina, considerando valores extremos, Back (2001) observou que para séries com baixa assimetria e curtose a distribuição que melhor se adequa é a LN3.

Segundo o mesmo autor, a PDF da LN3 é definida:

$$f(x) = \frac{1}{(x-\beta)\sigma_y\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{[\ln \ln(x-\beta) - \mu_y]^2}{2\sigma_y^2}} \quad (21)$$

Para  $\beta \leq x$ , onde  $\mu_y$  é o parâmetro de forma,  $\sigma_y$  de escala e  $\beta$  localização.

De acordo com Clarke (1994, p. 47) a função de Log-verossimilhança, com  $y_t = \ln \ln(x_t)$ , da distribuição LN3 é:

$$l(\hat{\mu}_0, \hat{\sigma}_0^2, a_0) = -N \ln \ln \hat{\sigma}_0 - N \ln \ln \frac{2\pi}{2} - \sum \ln y_t^* - \sum \frac{(y_t^* - \hat{\mu}_0)}{2\hat{\sigma}_0^2} \quad (22)$$

### 3.3.1.6. Distribuição Pearson tipo III (PIII)/Gama

Assim como a distribuição Log-Normal com dois ou três parâmetros, a distribuição Gama possui a mesma particularidade. A distribuição Gama com três parâmetros é conhecida também como distribuição de Pearson tipo III (CLARKE, 1994). A PDF da distribuição PIII é definida em Back (2001) por:

$$f(x) = \frac{1}{\alpha \Gamma(\beta)} \left( \frac{x-\gamma}{\alpha} \right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{x-\gamma}{\alpha}\right)}, x \geq \gamma \quad (23)$$

Em que  $\alpha$  é o parâmetro de escala,  $\beta$  o de forma e  $\gamma$  de localização.

Kite (1977, p. 107) define a função de Log-verossimilhança da distribuição de Pearson tipo III como:

$$\ln \ln L = -n \ln \ln \Gamma(\beta) - \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^n (x_i - \gamma) + (\beta - 1) \sum_{i=1}^n \ln(x_i - \gamma) - n\beta \ln \ln \alpha \quad (24)$$

## 3.3.2. MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

A estimativa dos parâmetros das distribuições de probabilidade pode ser realizada por vários métodos, dentre os quais destacam-se o Método dos Momentos (MM), o método dos L-Momentos (LM) e também o método da Máxima Verossimilhança (MV). Vale ressaltar que para a distribuição de Gumbel, foi utilizado também o método de Gumbel-Chow pelo fato de ser um método frequentemente utilizado.

### 3.3.2.1. Método dos Momentos (MM)

O MM reside em igualar os momentos amostrais aos populacionais. Ao realizar essa operação obtém-se as estimativas dos parâmetros da distribuição da probabilidade em questão (NAGHETTINI; PINTO, 2007). A equação geral do método dos momentos conta com quatro principais variáveis, sendo elas: valor médio  $\mu$ , variância  $\sigma^2$ , coeficiente de assimetria  $\gamma_3$  e curtose  $\gamma_4$ . Estes, são assim definidos:

$$\mu = E\{X\} \quad (25)$$

$$\sigma^2 = Var\{X\} = E\{(X - \mu)^2\} \quad (26)$$

$$\gamma_3 = \frac{E\{(X-\mu)^3\}}{\sigma^3} \quad (27)$$

$$\gamma_4 = \frac{E\{(X-\mu)^4\}}{\sigma^4} \quad (28)$$

Onde  $E\{.\}$  é a esperança matemática (valor esperado). O desvio padrão  $\sigma$  é a raiz quadrada da variância. Baseado no conjunto de observações  $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ , calcula-se os estimadores por:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (29)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2 \quad (30)$$

$$\hat{\gamma}_3 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^3}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2\right]^{\frac{3}{2}}} \quad (31)$$

$$\hat{\gamma}_4 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2\right]^2} \quad (32)$$

Já para cada distribuição, obtém-se os estimadores de momento substituindo os momentos teóricos para a distribuição especificada pelos momentos da amostra (NAGHETTINI; PINTO, 2007).

i. Distribuição GEV

$$\mu = \xi + \frac{\alpha}{\kappa} [1 - \Gamma(1 + \kappa)] \quad (33)$$

$$\sigma^2 = \left(\frac{\alpha}{\kappa}\right)^2 [\Gamma(1 + 2\kappa) - [\Gamma(1 + \kappa)]^2] \quad (34)$$

$$\gamma_3 = \text{sgn}(\kappa) \frac{-\Gamma(1+3\kappa)+3\Gamma(1+\kappa)\Gamma(1+2\kappa)-2[\Gamma(1+\kappa)]^3}{[\Gamma(1+2\kappa)-[\Gamma(1+\kappa)]^2]^{\frac{3}{2}}} \quad (35)$$

Onde,  $\text{sgn}(\kappa)$  é mais ou menos 1, dependendo do sinal de  $\kappa$ , e  $\Gamma(.)$  é a função gama.

ii. Distribuição Gumbel

$$\hat{\alpha} = \frac{\sqrt{6}\hat{\sigma}}{\pi} \quad (36)$$

$$\hat{\xi} = \hat{\mu} - \hat{\alpha}\gamma_E \quad (37)$$

iii. Distribuição Log-Pearson Tipo III

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{A+3} \quad (38)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\ln \ln \hat{v}_2 - 2 \ln \ln \hat{v}_1}{\ln \ln (1 - \hat{\alpha}) - \ln \ln (1 - 2\hat{\alpha})} \quad (39)$$

$$\hat{\gamma} = \ln \ln \hat{v}_1 + \hat{\beta} \ln \ln (1 - \hat{\alpha}) \quad (40)$$

iv. Distribuição Log-Normal com 2 parâmetros

$$\hat{\sigma}_\gamma = \sqrt{\ln \ln (CV_x^2 + 1)} \quad (41)$$

$$\hat{\mu}_\gamma = \ln \ln \underline{x} - \frac{\hat{\sigma}_\gamma^2}{2} \text{ com } Y = \ln \ln X \quad (42)$$

v. Distribuição Log-Normal com 3 parâmetros

$$a = \mu \left(1 - \frac{z_1}{z_2}\right) = \mu - \frac{\sigma}{z_2} \quad (43)$$

$$\sigma_y = [\ln \ln (z_2^2 + 1)]^{\frac{1}{2}} \quad (44)$$

$$\mu_y = \ln \ln \left(\frac{\sigma}{z_2}\right) - \frac{1}{2} \ln \ln (z_2^2 + 1) \quad (45)$$

vi. Distribuição Pearson Tipo III (Gama)

$$\hat{\kappa} = \frac{(\hat{\mu} - \xi)^2}{\hat{\sigma}^2} \quad (46)$$

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu} - \xi} \quad (47)$$

$$\hat{\gamma}_3^* = \frac{\sqrt{n(n-1)}}{n-2} \hat{\gamma}_3 \quad (48)$$

### 3.3.2.1. Método dos L-Momentos (LM)

Hosking (1990) afirma que ao comparar o método dos L-Momentos com o Método dos Momentos convencionais o LM pode ser considerado mais eficaz. Isto porque esse é menos sujeito a influências nas estimativas e por consequência, aproxima com maior precisão sua distribuição normal assintótica para amostras finitas (HOSKING, 1990). Hosking e Wallis (1997) dizem que os L-Momentos são definidos para todos os valores de  $\kappa$ :

$$\lambda_1 = \xi + \varepsilon(1 - e^{\kappa^2/2}) / \kappa \quad (49)$$

$$\lambda_2 = \frac{\alpha}{\kappa} e^{\kappa^2/2} \left\{ 1 - 2\Phi\left(-\frac{\kappa}{\sqrt{2}}\right) \right\} \quad (50)$$

Não há expressão simples para as razões L-Momentos  $\tau_r$ ,  $r \geq 3$ . Eles são somente funções de  $\kappa$  e podem ser calculados por integração numérica como em Hosking e Wallis (1997). Alternativamente pode-se usar funções racionais aproximadas. As seguintes aproximações podem ser usadas com acurácia melhor que  $2 \times 10^{-7}$  e  $5 \times 10^{-7}$  respectivamente para  $|\kappa| \leq 4$ , correspondendo a  $|\tau_3| \leq 0,94$  e  $|\tau_4| \leq 0,98$ .

$$\tau_3 \approx -\kappa \frac{A_0 + A_1 \kappa^2 + A_2 \kappa^4 + A_3 \kappa^6}{1 + B_1 \kappa^2 + B_2 \kappa^4 + B_3 \kappa^6} \quad (51)$$

$$\tau_4 \approx \tau_4^0 + \kappa^2 \frac{C_0 + C_1 \kappa^2 + C_2 \kappa^4 + C_3 \kappa^6}{1 + D_1 \kappa^2 + D_2 \kappa^4 + D_3 \kappa^6} \quad (52)$$

Os coeficientes de aproximação são dados por:

**Tabela 2:** Coeficientes de aproximação dos L-Momentos utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

	$\tau_4^0 = 1,2260172 \times 10^{-1}$	
$A_0 = 4,8860251 \times 10^{-1}$	$C_0 = 1,875690 \times 10^{-1}$	$E_0 = 2,0466534$
$A_1 = 4,4497076 \times 10^{-3}$	$C_1 = -2,5352147 \times 10^{-3}$	$E_1 = -3,6544371$
$A_2 = 8,8027039 \times 10^{-4}$	$C_2 = 2,6995102 \times 10^{-4}$	$E_2 = 1,8396733$
$A_3 = 1,1507084 \times 10^{-6}$	$C_3 = -1,8446680 \times 10^{-6}$	$E_3 = -0,20360244$
$B_1 = 6,4662924 \times 10^{-2}$	$D_1 = 8,2325617 \times 10^{-2}$	$F_1 = -2,0182173$
$B_2 = 3,3090406 \times 10^{-3}$	$D_2 = 4,2681448 \times 10^{-3}$	$F_2 = 1,2420401$
$B_3 = 7,4290680 \times 10^{-5}$	$D_3 = 1,1653690 \times 10^{-4}$	$F_3 = -0,21741801$

Fonte: Do autor

Os mesmos autores dizem ainda que, o primeiro L-Moment ( $\lambda_1$ ) é o mesmo valor do primeiro momento. O segundo L-Moment ( $\lambda_2$ ) é idêntico ao desvio padrão, sendo este uma medida de escala. O terceiro ( $\lambda_3$ ) e quarto ( $\lambda_4$ ) L-Momentos são, na devida ordem, medidas de assimetria e curtose. Os L-Momentos podem ser definidos como combinações lineares de momentos ponderados de probabilidade (MPP). A ordem  $r$  do MPP é definida por:

$$\beta_r = E \{XF(X)^r\}, r = 1, 2, \dots \quad (53)$$

Os primeiros quatro L-Momentos são escritos em MPP como:

$$\lambda_1 = \beta_0 \quad (54)$$

$$\lambda_2 = 2\beta_1 - \beta_0 \quad (55)$$

$$\lambda_3 = 6\beta_2 - 6\beta_1 + \beta_0 \quad (56)$$

$$\lambda_4 = 20\beta_3 - 30\beta_2 + 12\beta_1 - \beta_0 \quad (57)$$

Semelhante à assimetria e curtose que são definidas pelos momentos, a L-Assimetria e L-Curtose são assim definidas:

$$\tau_3 = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} \quad (58)$$

$$\tau_4 = \frac{\lambda_4}{\lambda_2} \quad (59)$$

i. Distribuição GEV

$$\lambda_1 = \xi + \frac{\alpha}{\kappa} [1 - \Gamma(1 + \kappa)] \quad (60)$$

$$\lambda_2 = \frac{\alpha}{\kappa} (1 - 2^{-\kappa}) \Gamma(1 + \kappa) \quad (61)$$

$$\tau_3 = \frac{2(1-3^{-\kappa})}{1-2^{-\kappa}} - 3 \quad (62)$$

ii. Distribuição Gumbel

$$\hat{\alpha} = \frac{\lambda_2}{\ln \ln 2} \quad (63)$$

$$\hat{\xi} = \hat{\lambda}_1 - \hat{\alpha} \gamma_E \quad (64)$$

iii. Distribuição Log-Pearson tipo III

$$\lambda_1 = \xi + \alpha \kappa \quad (65)$$

$$\lambda_2 = \frac{|\alpha| \Gamma(\kappa + \frac{1}{2})}{\sqrt{\pi} \Gamma(\kappa)} \quad (66)$$

$$\tau_3 = \{6I_{\frac{1}{3}}(\kappa, 2\kappa) - 3, \alpha > 0 - 6I_{\frac{1}{3}}(\kappa, 2\kappa) + 3, \alpha < 0 \quad (67)$$

iv. Distribuição Log-Normal com 2 parâmetros

$$\hat{\sigma}_\gamma = 2 \operatorname{erf}^{-1}(t) \quad (68)$$

$$\hat{\mu}_\gamma = \ln \ln l_1 - \frac{\hat{\sigma}_\gamma^2}{2} \quad (69)$$

v. Distribuição Log-Normal com 3 parâmetros



O parâmetro  $\kappa$  é função somente de  $\tau_3$ . Nenhuma solução é possível, mas a seguinte aproximação tem acurácia melhor que  $2,5 \times 10^{-6}$  para  $|\tau_3| \leq 0,94$ , correspondendo a  $|\kappa| \leq 3$

$$k \approx -\tau_3 \frac{E_0 + E_1 \tau_3^2 + E_2 \tau_3^4 + E_3 \tau_3^6}{1 + F_1 \tau_3^2 + F_2 \tau_3^4 + F_3 \tau_3^6} \quad (70)$$

Os coeficientes da equação acima são dados na Tabela 8. Os outros parâmetros são dados por:

$$\alpha = \frac{\lambda_2 \kappa e^{-\kappa^2/2}}{1 - 2\phi(-\kappa/\sqrt{2})} \quad (71)$$

$$\xi = \lambda_1 - \frac{\alpha}{\kappa} \left( 1 - e^{\kappa^2/2} \right) \quad (72)$$

vi. Distribuição Pearson tipo III (Gama)

$$\lambda_1 = \xi + \alpha \kappa \quad (73)$$

$$\lambda_2 = \frac{|\alpha| \Gamma(\kappa + \frac{1}{2})}{\sqrt{\pi} \Gamma(\kappa)} \quad (74)$$

$$\tau_3 = \left\{ 6I_{\frac{1}{3}}(\kappa, 2\kappa) - 3, \alpha > 0 \quad - 6I_{\frac{1}{3}}(\kappa, 2\kappa) + 3, \alpha < 0 \right. \quad (75)$$

### 3.3.2.2. Método da Máxima Verossimilhança (MV)

Para obter-se os estimadores da máxima verossimilhança é necessário maximizar a função de verossimilhança (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Uma das vantagens desse método é que a probabilidade máxima proporciona boa abordagem para os problemas existentes nas estimativas de parâmetros. Com isso, as estimativas de probabilidade máxima se adequam para diversas situações. Outra vantagem é que ele possui propriedades matemáticas e de melhorias desejáveis (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Mais especificamente, se tornam estimadores imparciais com pequena variação conforme a amostra aumenta. Com imparciais, refere-se a grande coleta de amostras aleatórias substituindo uma população, os valores médios das estimativas serão em teoria, iguais ao valor dessa população. Com pequena variação refere-se ao estimador com menor variação e assim sendo, menor intervalo de confiança de todos os estimadores (MAYOORAN, 2012). Sempre procura-se descomplexificar os cálculos, assim sendo, geralmente é

realizada uma transformação logarítmica da função semelhante. Isto é, para obter os estimadores é necessário maximizar (NAGHETTINI; PINTO, 2007):

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln [f(x_i; \theta)] \quad (76)$$

Onde,  $f(x)$  é a função de densidade de probabilidade (PDF).

De forma assintótica, os estimadores de parâmetros pelo método da máxima verossimilhança são mais eficazes. Porém, para pequenas amostras, este método apresenta-se menos eficaz. Em alguns casos, este método se torna incerto. Constantemente, não é possível realizar a redução a uma fórmula simples e explícita, e por este motivo, métodos iterativos deverão ser aplicados, como por exemplo, o método de Newton-Raphson.

i. Distribuição GEV

A Equação 4 que representa a função Log-Verossimilhança da distribuição GEV não possui expressão analítica explícita para os estimadores de máxima verossimilhança. As estimativas dos parâmetros podem ser obtidas por métodos numéricos de otimização. Sua resolução por métodos iterativos foi desenvolvida por uma rotina complexa apresentada por Hosking (1985).

ii. Distribuição Gumbel

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_i \exp\left(-\frac{x_i}{\alpha}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{x_i}{\alpha}\right)} + \alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (77)$$

$$\exp \exp\left(\frac{\xi}{\alpha}\right) \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{x_i}{\alpha}\right) = n \quad (78)$$

iii. Distribuição Log-Pearson tipo III

$$\sum_{i=1}^N (\ln x_i - \gamma) = N\alpha\beta \quad (79)$$

$$N\Psi(\beta) = \sum_{i=1}^N \ln \left[ \frac{(\ln \ln x_i - \gamma)}{\alpha} \right] \quad (80)$$

$$\tau_3 = N = \alpha(\beta - 1) \sum_{i=1}^N \frac{1}{\ln \ln x_i - \gamma} \quad (81)$$

iv. Distribuição Log-Normal com 2 parâmetros

$$\hat{\mu}_\gamma = \underline{y} \quad (82)$$

$$\hat{\sigma}_\gamma = s_\gamma \quad (83)$$

v. Distribuição Log-Normal com 3 parâmetros

$$\sum_{i=1}^n \left[ \frac{1}{(x_i - a)} \ln \ln (x_i - a) \right] \quad (84)$$

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n \frac{[\ln \ln (x_i - a) - \mu_y]^2}{n} \quad (85)$$

$$\mu_y = \sum_{i=1}^n \frac{\ln (x_i - a)}{n} \quad (86)$$

vi. Distribuição Pearson tipo III/ (Gama)

$$\sum_{i=1}^N (x_i - \gamma) = N\alpha\beta \quad (87)$$

$$N\Psi(\beta) = \sum_{i=1}^N \ln \left[ \frac{(\ln \ln x_i - \gamma)}{\alpha} \right] \quad (88)$$

$$N = \alpha(\beta - 1) \sum_{i=1}^N \frac{1}{\ln \ln x_i - \gamma} \quad (89)$$

### 3.3.2.3. Gumbel-Chow

Para a distribuição de Gumbel o método de Chow (1964) é muito utilizado uma vez que os estimadores de parâmetros já mencionados se embasam na hipótese de que o número de eventos é infinito (BACK, 2001). Por isso, para essa distribuição, a estimativa dos parâmetros é dada por (CHOW, 1964):

$$\alpha = \frac{S_n}{\sigma} \quad (90)$$

$$\beta = \mu - \frac{Y_n}{\alpha} \quad (91)$$

Em que  $Y_n$  e  $S_n$  são, respectivamente a média e o desvio padrão da variável, já tabelados ou calculados dependendo do número de elementos presentes na amostra. Quando a distribuição é ajustada por esse método, ela se chama Gumbel-Chow (BACK, 2001). Para verificar a adequabilidade de um modelo probabilístico ao conjunto de dados de 201 estações pluviométricas de Santa Catarina, foram utilizados 6 métodos. Destes, 4 deles são testes de aderência e 2 critérios de seleção, todos descritos abaixo.

### 3.3.4. TESTES DE ADERÊNCIA E CRITÉRIOS DE SELEÇÃO

No presente estudo, foram utilizados os seguintes testes de aderência: Kolmogorov-Smirnov (KS), Qui-Quadrado ( $\chi^2$ ), Anderson Darling (AD) e Filliben (Fi). Além desses foram utilizados o critério de Akaike (AIC) e o Erro Padrão de Estimativa (St), ambos como critérios para seleção da melhor distribuição juntamente com o ranqueamento de todas as seis maneiras de testar a eficácia da distribuição e seu respectivo método de estimação de parâmetros. O teste Qui-Quadrado é o teste não-paramétrico mais utilizado, porém, entre os testes não-paramétricos, o mais conhecido e utilizado é o teste clássico de Kolmogorov-Smirnov (ARNOLD; EMERSON, 2011). Vale ressaltar que os três primeiros testes mencionados (KS,  $\chi^2$  e AD) são utilizados frequentemente para verificação das distribuições de probabilidade no campo da hidrologia, AD pois este dá ênfase ao comportamento da PDF nas caudas da distribuição (BESKOW *et al.*, 2015).

#### 3.3.4.1. Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

O teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov é não paramétrico e sua estatística é embasada na diferença máxima entre as PDF empíricas, teóricas e variáveis aleatórias. Porém, esse teste não se aplica a variáveis aleatórias discretas. Considerando X uma variável aleatória contínua, da qual foi extraída uma amostra  $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  a  $H_0$ :  $P(X < x) = F_x(x)$  onde  $F_x(x)$  é teoricamente conhecida por completo, assim sendo, não se estima parâmetros a partir da amostra. Para realizar o KS, a princípio deve-se classificar os elementos da amostra em ordem crescente para obter-se uma sequência  $\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(m)}, \dots, x_{(N)}\}$ , onde  $1 \leq m \leq N$  evidencia a ordem de classificação (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Segundo os mesmos autores para cada elemento  $x(m)$ , a distribuição empírica  $F_N(xm)$  é calculada pela proporção de valores amostrais que não excedem  $x(m)$ , assim sendo:

$$F_N(x_m) = \frac{m}{N}. \quad (92)$$

A seguir, as probabilidades teóricas foram calculadas de acordo com a  $F_x(x)$ , dispondo como argumento os valores de  $x_{(m)}$ . Para o teste de KS foram calculadas as diferenças  $D^+$  e  $D^-$  dadas por:

$$D^+ = \text{Max}|Fn(x) - F(x)| \quad (93)$$

$$D^- = \text{Max}|F(x) - Fn(x)| \quad (94)$$

A estatística do teste é dada pelo maior valor de  $D^+$  e  $D^-$ , que foi comparado com o valor crítico ( $D_{\text{crit}}$ ) ao nível de significância de 5%. Sempre que o valor  $D_{\text{max}}$  supera o valor  $D_{\text{crit}}$  a distribuição é rejeitada.

Após encontrar o valor de erro absoluto máximo entre as frequências teóricas e as observadas, compara-se a um valor crítico tabelado que varia conforme o tamanho da amostra e do nível de significância – neste caso, 5%. Se o valor obtido no erro absoluto máximo for menor do que o valor crítico tabelado, significa que o teste em questão aceitou a distribuição (BESKOW *et al.*, 2015).

#### 3.3.4.2. Teste Qui-Quadrado ( $\chi^2$ )

O teste de Qui-Quadrado ( $\chi^2$ ) é utilizado para avaliar a hipótese que a frequência observada de determinado fenômeno (como as chuvas máximas) ocorre de acordo com a frequência esperada (segundo uma distribuição de probabilidades). Para sua aplicação essas frequências de variáveis contínuas devem ser agrupadas em classes. Este teste é criticado pelo fato do número e intervalo de classes afetarem o resultado do teste.

O número de classes (k) pode ser estimado pela fórmula de Sturges, conforme:

$$k = 1 + N \quad (95)$$

em que N = tamanho da amostra.

Para a aplicação do teste Qui-Quadrado existe a recomendação das frequências esperadas não ser inferior a cinco. Dessa forma, o número de classes depende também do tamanho da amostra, e o teste tem limitações para amostras pequenas (poucos anos de dados).

O teste estatístico ( $\chi^2$ ) é:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \quad (96)$$

Onde,  $O_i$  é a frequência observada;  $E_i$  é a frequência esperada,  $E_i = F(x_2) - F(x_1)$ .

Utiliza-se o nível de significância  $\alpha = 0,05$  e o compara com o valor crítico obtido. Se a estatística de teste for maior que o valor crítico, a hipótese não é aceita (DAS; SIMONOVIC, 2011).

#### 3.3.4.3. Teste de Anderson Darling (AD)

Os testes de aderência Qui-Quadrado e Kolmogorov-Smirnov, quando utilizados para discernir entre as hipóteses e qual a melhor distribuição, são limitados nas caudas

superior e inferior, tanto para função de um pequeno número de observações como por virtude de maiores erros de estimação. Para essa defasagem utiliza-se o teste de aderência de Anderson-Darling (AD), que é não paramétrico e que estima com mais vigor as caudas das distribuições onde as máximas ou mínimas observações da amostra podem alterar a qualidade do ajuste. O teste de AD, tal como o KS embasa-se na diferença entre as funções de probabilidades acumuladas, empírica e teórica ( $F_n(x) - F_x(x)$ ) respectivamente. Vale ressaltar que o teste em questão enfatiza mais as caudas, por meio da divisão das diferenças  $F_N(x)$  e  $F_x(x)$  por  $\sqrt{F_x(x)[1 - F_x(x)]}$ .

Desse modo, após algumas manipulações matemáticas, a estatística do teste de Anderson-Darling torna-se:

$$A^2 = -N - \sum_{i=1}^N \frac{(2i-1)\{\ln \ln F_x(x_{(i)}) + \ln \ln [1 - F_x(x_{(N-i+1)})]\}}{N} \quad (97)$$

Onde,  $\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(m)}, \dots, x_{(N)}\}$  representam as observações em ordem crescente (NAGHETTINI; PINTO, 2007).

#### 3.3.4.4. Filliben (Fi)

O teste de aderência de Filliben teve sua primeira versão introduzida em 1975 para verificar hipóteses nulas de normalidade. Seguidamente aconteceu adaptação desse teste para que o mesmo abordasse as mais diversas distribuições. A estatística de Filliben é embasada no coeficiente de correlação linear  $r$  entre as observações ordenadas de maneira crescente e os quantis teóricos calculados por:

$$w_i = F_x^{-1}(1 - q_i) \quad (98)$$

Sendo que  $q_i$  corresponde a probabilidade empírica à ordem de classificação  $i$ . Para determinar  $q_i$  utiliza-se a seguinte equação  $q_i = \frac{i-a}{N+1-2a}$ , onde  $a$  possui variação conforme a especificação de  $F_x(x)$  (NAGHETTINI; PINTO, 2007). De acordo com os estudos de Gagg (2008) conceituar o método de Filliben não possui grande complexidade e seus gráficos permitem boa interpretação visual da disposição dos dados. Uma de suas desvantagens é não possuir limitações quando se refere ao número de pontos da amostra (GAGG, 2008), também possui pouca confiabilidade quando se trata de amostras pequenas (NAGHETTINI; PINTO, 2007). Outro ponto negativo é não possuir valores críticos tabelados ou equações para determinação dos valores para todas as distribuições.

#### 3.3.4.5. Akaike (AIC)

Akaike (1974) propôs outro teste de aderência para as distribuições. Sendo ele, nomeado com o nome do próprio autor. O teste de Akaike (AIC) possui sua origem na minimização da informação para seleção de modelos, embasados no método de Kullback-Leibler (KL). Este método consiste em uma medida da distância entre o modelo real e um modelo proponente, onde ocasionalmente consegue-se dois ou mais modelos que em meio aos outros possuem destaque (DAL BELLO, 2010).

Seja  $k$  o número de parâmetros a serem estimados  $\hat{\theta}$  o estimador de máxima verossimilhança de  $\theta$ , então o critério de Akaike (AIC) é obtido por:

$$AIC = -2 \log \left( L(\hat{\theta}; x) \right) + 2k \quad (99)$$

Tendo-se um grupo de modelos candidatos para  $x$ , com os dados ajustados, a distribuição escolhida será a que fornece menor AIC. O critério penaliza a adição de parâmetros e também seleciona um excelente ajuste evitando a escolha de um modelo difícil e com diversos parâmetros com um desempenho ruim (RAMOS; MOALA, 2014).

#### 3.3.4.6. Erro padrão de estimativa

Para o erro padrão de estimativa foi utilizada a expressão sugerida por Kite (1977):

$$Ep = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - X_{e_i})^2}{n-k}} \quad (100)$$

Em que:  $Ep$  é o erro padrão para uma dada distribuição de probabilidade;  $X_i$  é a precipitação registrada de ordem  $i$ ;  $X_{e_i}$  é a precipitação estimada pela distribuição teórica de probabilidade;  $n$  é o número de elementos na série de máximas anuais e  $k$  é o número de parâmetros estimados para a distribuição de probabilidade ( $k=2$  para a distribuição Gumbel e  $k=3$  para distribuição GEV).

Para cada distribuição de probabilidade e cada método de estimativa dos parâmetros da distribuição será estabelecido um ranqueamento para indicar a ordem das distribuições de acordo com o teste de aderência. Assim no teste KS a distribuição que tiver o menor valor de KS vai receber a ordem 1 e assim sucessivamente.

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Tabela 3. Nas 201 estações pluviométricas utilizadas o tamanho da série variou de 12 a 90 anos, com média de 41,2 anos. Ademais, 50% das séries tinham entre 31 e 50 anos. As médias mínimas e máximas das séries de precipitação foram de 55,7 mm e 134,8 mm respectivamente, dessas 25% possuíam até 79,5 mm e 25% mais de 96 mm. As médias acima de 100 mm só foram registradas em 38 estações (18,9%). O coeficiente de variação foi de 17% a 62,2%, sendo que somente 25% ficaram acima de 34,1%. As séries que possuem coeficientes de assimetria maiores que 1,0 podem ser consideradas demasiadamente simétrica. As que apresentam assimetria entre -0,5 e 0,5 são classificadas como aproximadamente simétrica, enquanto são consideradas medianamente assimétricas as séries que variam de 0,5 a 1,0 (ALAM *et al.*, 2018). No presente estudo, os coeficientes de assimetria das séries variaram de -0,28 e 3,92. Metade das séries (50%) tiveram assimetria entre 0,49 e 1,23 e somente 8 apresentaram assimetria negativa.

**Tabela 3:** Resumo das estatísticas descritivas das séries de precipitações máximas anuais nas 201 estações pluviométricas utilizadas para análise das distribuições de probabilidade para eventos extremos no estado de Santa Catarina, Região Sul do Brasil.

Estatística	Nº de Dados	Média (mm)	Coeficiente de		Maior valor (mm)	Menor valor (mm)
			Variação (%)	Assimetria		
Máximo	90	134,8	62,2	3,92	367,0	85,2
Mínimo	12	55,7	17	-0,28	95,5	15,3
Média	41	88,6	30,7	0,90	168,7	47,1
1º Quartil	31	79,5	26,1	0,49	137,1	40,6
2º Quartil	39	86,1	29	0,77	160,2	46,8
3º Quartil	50	96	34,1	1,23	195,0	53,6

Fonte: Do autor.

Tabela 4. O teste de KS, rejeitou 409 distribuições (10,7%) sendo que a maior concentração de rejeição (310) foi nas distribuições Log-Pearson III (MM, LM, MV). O teste de  $\chi^2$  foi o segundo teste mais rigoroso rejeitando 624 distribuições, o que equivale a rejeição de 16,3%, sendo que o seu maior índice de rejeição foi para a distribuição Log-Pearson III – MV. Naghettini e Pinto (2007) afirmam que o teste de  $\chi^2$  depende do número e amplitude das classes, quando esse é aplicado a variáveis aleatórias o que pode interferir no resultado. O teste de AD rejeitou 19,2% (733) distribuições, destas, 321 foram



distribuições Log-Pearson III (MM, LM, MV). Assim, como nos testes de KS e  $\chi^2$ , a maior frequência de rejeição esteve nessa distribuição. Como o teste de AD foi o que mais obteve rejeições, ele é considerado assim, o teste mais rigoroso para o presente estudo.

O resultado geral do teste de AD para as séries estudadas, pode ser ocasionado pelos valores dos coeficientes de assimetria, uma vez que esse teste enfatiza as caudas das distribuições (NAGHETTINI; PINTO, 2007; DAS; SIMONOVIC, 2011). O teste de Rf rejeitou somente 269 séries (7%), sendo que o maior índice de rejeições foi das distribuições Log-Pearson III, principalmente pelo LM com 48 rejeições. Das séries rejeitadas, 23 (47,9%) possuem 40 anos de dados ou menos e uma das justificativas pode ser o fato do índice de rejeição para o teste de Filliben não ser eficaz para amostras pequenas e de frequência local (CHOWDHURY; STEDINGER; LU, 1991; NAGHETTINI; PINTO, 2007). O teste de AD foi o mais rigoroso, por isso deve ser considerado para verificação de ajustes das distribuições. Beskow *et al.* (2015) também concluíram que o teste de AD foi o melhor em relação ao teste de KS e Rf, para seus estudos de estações no estado do Rio Grande do Sul. Nos estudos das séries de precipitação máxima diária anual na bacia hidrográfica do rio Verde no Sul de Minas Gerais, Franco *et al.* (2014) também afirmaram que o teste de AD foi um dos mais restritivos.

**Tabela 4:** Frequência de rejeição da hipótese de aderência.

Distribuição testada	Teste de aderência			
	KS	$\chi^2$	AD	Rf
Gumbel – MM	1	18	35	17*
Gumbel – LM	0	12	22	17*
Gumbel – MV	0	19	23	17*
Gumbel – Chow	2	34	41	17*
GEV – MM	0	25	15	6
GEV – LM	1	19	4	7
GEV – MV	0	22	6	16
Log-Pearson III – MM	124	33	133	14
Log-Pearson III – LM	100	67	100	48

**Tabela 4:** Frequência de rejeição da hipótese de aderência.

				(conclusão)
Log-Pearson III – MV	86	99	88	13
Pearson Tipo III – MM	3	29	38	7
Pearson Tipo III – LM	15	33	42	10
Pearson Tipo III – MV	27	51	38	13
Log-Normal II – MM	1	20	27	15
Log-Normal II – LM	1	18	19	15
Log-Normal II – MV	1	20	27	15
Log-Normal III – MM	11	36	29	4
Log-Normal III – LM	10	24	15	7
Log-Normal III – MV	26	45	31	11
Total	409	624	733	269

\*Não diferenciado entre as distribuições Gumbel.

Fonte: Do autor.

As distribuições Log-Pearson tipo III e Log-Normal com dois e três parâmetros foram rejeitadas pelos testes de aderência quando a assimetria da estação foi negativa. Já para uma das estações que possuía assimetria alta (3,917), todas as distribuições foram rejeitadas pelo teste de KS e  $\chi^2$ . Porém, os casos mencionados são exceções, uma vez que os coeficientes de assimetria das séries de chuvas máximas são regularmente positivos (SANTOS *et al.*, 2018). Abreu *et al.* (2018) concluíram que para a bacia do rio Sapucaí (MG), as melhores distribuições foram a de Gumbel – MV, seguida da distribuição GEV – ML e MV. Os mesmos autores também observaram discrepância entre o resultado final dos testes de KS, AD, Rf e  $\chi^2$ . Para um estudo em Santa Catarina, foi concluído que a distribuição Gumbel – Chow foi a mais adequada, porém não podendo ser generalizada para todas as séries de dados (BACK, 2001). O autor ainda afirmou que para séries com baixa assimetria e curtose a distribuição Log-Normal foi a mais adequada, enquanto para casos com alta assimetria e curtose a mais adequada foi a Log-Pearson seguida da Log-Normal II. Caldeira *et al.* (2015), ao compararem as distribuições Log-Normal III, Log-Normal II e Gumbel para a precipitação no Rio Grande do Sul concluiu que a mais adequada foi a Log-Normal.

Para o teste de KS foi adotado o menor valor da estatística como critério, a distribuição GEV foi indicada como a melhor em 66 séries, estas foram divididas entre os métodos sendo que, nove foram indicadas pelo MM, 31 pelo LM e 26 pelo MV (Tabela

5). A distribuição menos adequada foi a Log-Pearson III, com somente 11 séries selecionadas. Pelo teste de  $\chi^2$  a distribuição Log-Pearson III foi indicada para 96 séries (24 pelo MM, 58 pelo LM e 14 pelo MV). Segundo o mesmo teste, a distribuição que menos se adequou foi a Log-Normal II considerada como indicada em apenas duas séries. O método de AD apontou a distribuição GEV como a melhor distribuição, assim como, o teste de KS e para a série menos indicada houve concordância com o teste de  $\chi^2$ , onde a menos indicada foi a Log-Normal II, em somente quatro séries. O teste de Filliben foi o que obteve resultados semelhantes ao teste de KS. Esse também apontou a distribuição GEV como a distribuição mais adequada em 107 séries, e como pior a distribuição Log-Pearson III com somente duas séries selecionadas.

Adotando o critério do menor erro padrão (St) de estimativa na seleção da distribuição verifica-se que, também foi a distribuição GEV, com 96 séries selecionadas. Por esse critério, a distribuição Log-Normal II não foi indicada como a melhor distribuição para nenhuma das séries. O ranqueamento da soma de todos os critérios também indicou a distribuição GEV, como a mais indicada em 88 séries, enquanto a menos indicada foi a Log-Pearson III, com somente três indicações. O critério de Akaike foi o que mais divergiu dos outros critérios, em que a distribuição indicada em 151 séries foi a Log-Normal II. Já a distribuição GEV, que foi indicada pelos outros cinco critérios como a melhor, não teve nenhuma série selecionada por esse critério.

**Tabela 5:** Indicação da melhor distribuição de probabilidade conforme o critério de seleção.

Distribuição testada	Critério de Seleção						
	KS	$\chi^2$	AD	Akaike	Rf	St	Ranking
Gumbel – MM	5	7	1	0	9*	1	2
Gumbel – LM	8	1	2	0	9*	8	7
Gumbel – MV	13	5	7	1	9*	1	3
Gumbel – Chow	23	22	3	0	9*	0	0
GEV – MM	9	28	6	0	41	64	26
GEV – LM	31	14	49	0	34	24	30
GEV – MV	26	25	16	0	32	8	32
Log-Pearson III – MM	2	24	4	46	0	2	0

**Tabela 5:** Indicação da melhor distribuição de probabilidade conforme o critério de seleção.

	(conclusão)						
Log-Pearson III – LM	7	58	20	29	2	2	7
Log-Pearson III – MV	2	14	0	8	0	0	0
Pearson Tipo III – MM	14	38	3	9	0	1	9
Pearson Tipo III – LM	19	26	45	0	46	48	50
Pearson Tipo III – MV	10	20	10	8	9	7	11
Log-Normal II – MM	6	2	0	51	1	0	4
Log-Normal II – LM	11	2	4	49	1	0	6
Log-Normal II – MV	6	2	0	51	1	0	4
Log-Normal III – MM	16	26	9	0	3	4	3
Log-Normal III – LM	5	12	15	0	13	19	9
Log-Normal III – MV	2	16	11	0	11	17	20

\*Não diferenciado entre as distribuições Gumbel.

Fonte: do autor

As análises da tabela anterior foram realizadas a partir dos agrupamentos das distribuições, somando todos os métodos de estimação de parâmetros que foram utilizados para cada respectiva distribuição. Além disso, os critérios de seleção foram analisados separadamente. Tabela 6. Os resultados obtidos, em concordância com o estudo de Marques *et al.* (2014), evidenciaram a influência que o método de estimação tem na aderência da distribuição. Em negrito estão destacadas as três melhores distribuições e seus respectivos métodos. Pelos diferentes critérios de seleção a distribuição GEV (MM, LM e MV) foi a que mais se adequou. Porém, individualmente a distribuição com mais séries adequadas foi a Pearson Tipo III pelo método dos L-Momentos (50 séries). Seguida pela distribuição GEV pelo método da Máxima Verossimilhança (32 séries) e L-Momentos (30 séries), em segundo e terceiro lugar, respectivamente. As distribuições Gumbel-Chow, Log-Pearson III pelo Método dos Momentos e pelo método da Máxima Verossimilhança ficaram empatadas em último lugar, sem nenhuma série indicada como a melhor.

**Tabela 6:** Classificação geral das distribuições utilizadas e seus respectivos métodos de estimação de parâmetros.

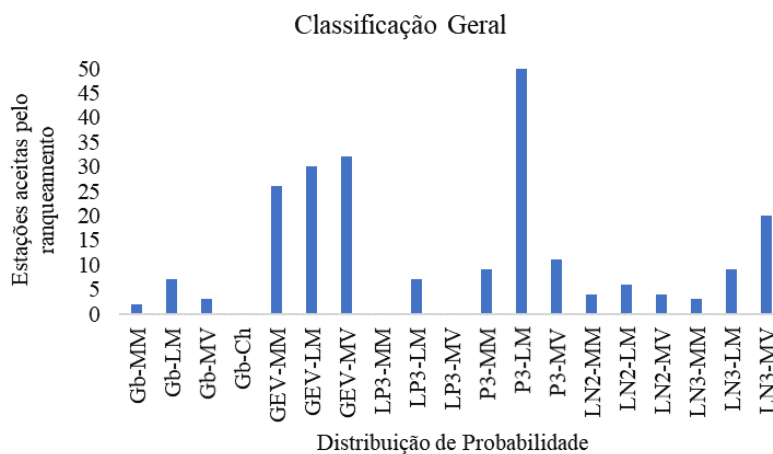
Distribuição testada	Classificação Geral
Gumbel – MM	16
Gumbel – LM	9
Gumbel – MV	14
Gumbel – Chow	17
GEV – MM	4
<b>GEV – LM</b>	<b>3</b>
<b>GEV – MV</b>	<b>2</b>
Log-Pearson III – MM	17
Log-Pearson III – LM	9
Log-Pearson III – MV	17
Pearson Tipo III – MM	7
<b>Pearson Tipo III – LM</b>	<b>1</b>
Pearson Tipo III – MV	6
Log-Normal II – MM	12
Log-Normal II – LM	11
Log-Normal II – MV	12
Log-Normal III – MM	14
Log-Normal III – LM	7
Log-Normal III – MV	5

Fonte: do autor

Pelo gráfico fica evidente que a distribuição Pearson tipo III pelo método dos L-Momentos foi superior às outras distribuições (Figura 2). Inclusive entre as distribuições Pearson tipo III e os outros métodos de estimação de parâmetros. Já na distribuição GEV, as diferenças entre os métodos de estimação não foram tão evidentes, porém, ainda assim apresenta resultados distintos. Franco *et al.* (2014), também evidenciaram a influência que o método de estimação tem para a adequação da distribuição. No estudo dos autores, o ajuste da distribuição de Gumbel foi mais influenciado conforme o método de estimação. Enquanto para a distribuição GEV, a influência não foi tão notável, corroborando com os resultados obtidos pelo presente estudo. Alam *et al.* (2018), identificaram que para Bangladesh, as distribuições que mais se adequaram foram a GEV

e a Pearson tipo III. Nesse estudo, os autores estimaram os parâmetros pelo Método dos Momentos e L-Momentos.

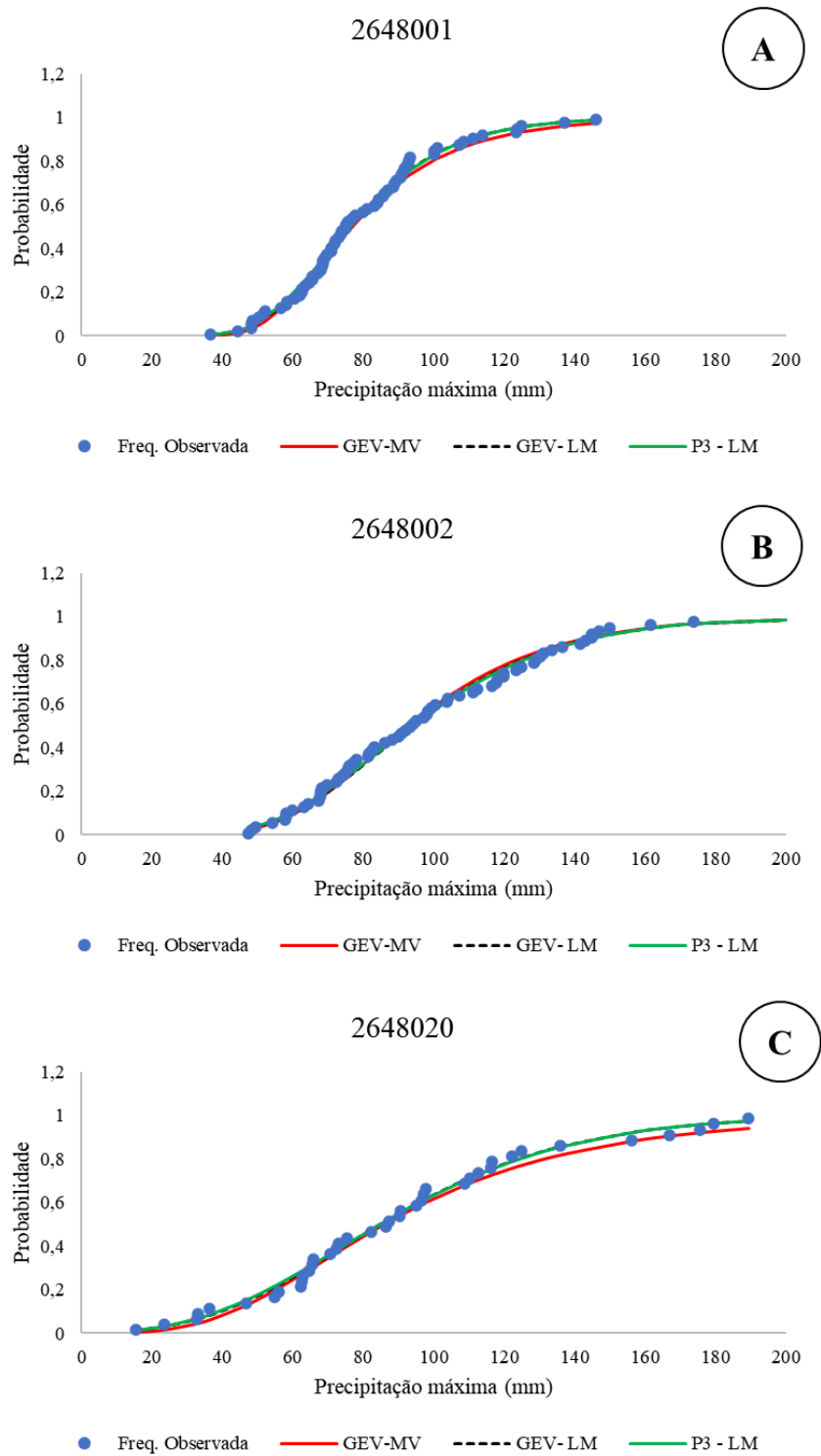
**Figura 2:** Números de distribuições aceitas e seus respectivos métodos de estimação de parâmetros.



Fonte: Do autor.

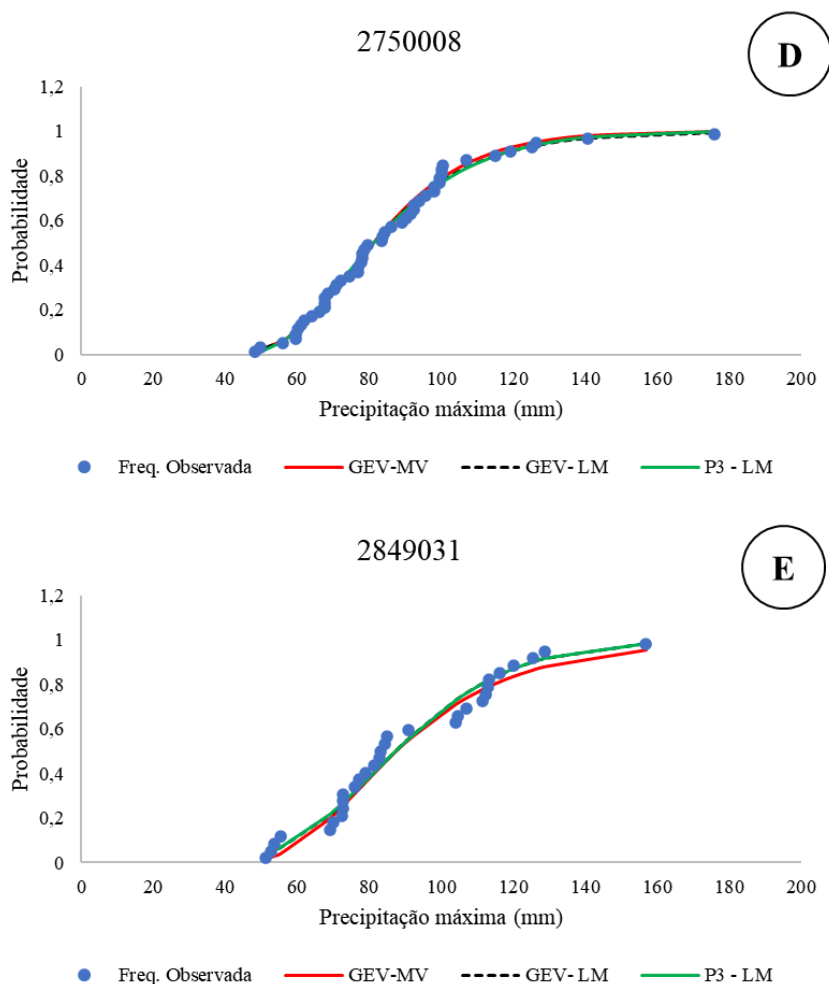
Por mais que a distribuição Pearson tipo III tenha se destacado em relação às outras, a distribuição GEV, pelo método dos MV e LM ficou em segundo e terceiro lugar, respectivamente. Essas distribuições não podem ser descartadas pois foram aceitas pelos testes de aderência (VICTORINO *et al.*, 2014; DENSKI; BACK, 2015).. Para a estação 2648001 (A) a distribuição mais indicada foi a GEV – LM, para a B (2648002) foi a P3 – LM assim como para a 2849031 (D), enquanto para a C (2648020) foi a GEV – MV. Já para a estação 2750008 (E) as distribuições GEV – MV e LM ficaram empatadas em primeiro lugar (Figura 3). Porém, todas elas demonstram adequabilidade com a frequência observada, como é possível observar graficamente. A diferença é ainda menos perceptível quando comparada somente a distribuição GEV por diferentes métodos de estimação, enquanto a Pearson tipo III – LM demonstra maior diferença em comparação a outra.

**Figura 3:** Exemplificação gráfica da aderência das três melhores distribuições selecionadas, apresentando a probabilidade em relação a precipitação máxima (em mm).



**Figura 3:** Exemplificação gráfica da aderência das três melhores distribuições selecionadas, apresentando a probabilidade em relação a precipitação máxima (em mm).

(conclusão)



Fonte: do autor

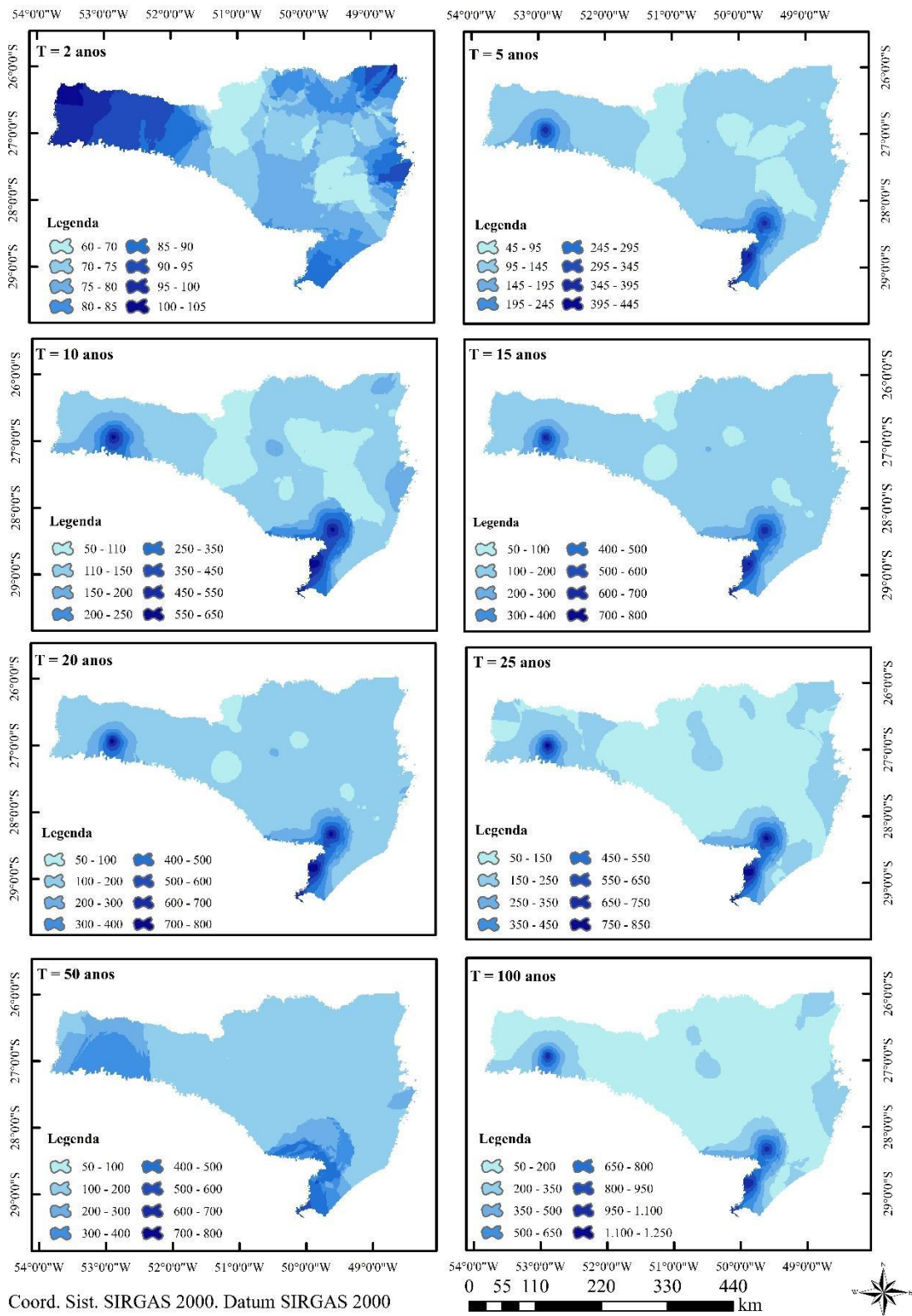
Escolher a melhor distribuição para determinada região é de extrema valia para calcular o período de retorno (EVANGELISTA; REIS; LOUREIRO, 2018). Porém, não se pode calcular a provável precipitação para qualquer período, uma vez que, isso gera custos econômicos e de segurança das obras (BEIJO; MUNIZ; CASTRO NETO, 2005). Quanto maior o período de retorno, maior a chance de a obra ser efetuada com sucesso. Para controles de inundação o período de retorno considerado, geralmente, varia de cinco a 50 anos. Para projetos de drenagem e irrigação, adota-se um período de cinco a 10 anos. Entretanto, quando a falha da obra causa grande impacto à vida humana, como por exemplo a construção de barragens, o período de retorno utilizado deve ser maior (1000 a 10000 anos, aproximadamente) (BACK, 2013). Considerando que na área de estudo do



presente trabalho, o estado de Santa Catarina, as principais atividades econômicas são a agricultura, as atividades industriais e exploração de minérios (CHAVES, 2017), além da crescente ocupação urbana, os períodos de retorno calculados foram de dois, cinco, 10, 15, 20, 25, 50 e 100 anos.

Em obras de microdrenagem (residencial, comercial, áreas com edifícios de serviço público, aeroportos e áreas de tráfego) o período de retorno indicado varia de 2 até 10 anos (BACK, 2013). No caso de macrodrenagens (áreas residenciais, comerciais e áreas de importância específica) indica-se de 50 a 500 anos. Enquanto para projetos de conservação do solo e agrícolas indica-se 10 anos. É possível perceber que a maior concentração de chuva se localiza no Extremo Sul Catarinense, enquanto a região central é a que mais sofre alterações em relação ao tempo de retorno e a região nordeste é a que menos apresenta alterações (Figura 4).

**Figura 4:** Mapas das intensidades pluviométricas (em mm) de Santa Catarina para períodos de retorno (T) de 2, 5, 10, 15, 20, 25, 50 e 100 anos.



Fonte: do autor

## 5. CONCLUSÕES

No estudo foram usados dados diários de precipitação de 201 estações pluviométricas do estado de Santa Catarina, em que as séries de máximas anuais apresentaram média variando de 55,7 mm a 134,8 mm e coeficiente de assimetria variando de -0,28 a 3,92. Foram testadas as distribuições de probabilidade GEV, Log-Pearson tipo III, Gumbel, Log-Normal com dois e três parâmetros e a Pearson tipo III. Seus parâmetros foram estimados pelos métodos dos MM, MV, LM e Gumbel-Chow. A aderência foi avaliada pelos testes Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, Qui-quadrado, R - Filliben, Critério de AIC, e também o erro padrão de estimativa. Com base nos resultados obtidos pode-se obter as seguintes conclusões:

- i. A utilização do critério de Akaike resultou na seleção da distribuição com parâmetros estimados pelo método da Máxima Verossimilhança. Isso pode ser explicado, pois o critério mencionado utiliza a equação Log-Verossimilhança.
- ii. Os testes de aderência que foram considerados mais rigorosos foram os de Anderson-Darling e Qui-Quadrado, em primeiro e segundo lugar, respectivamente.
- iii. O teste menos rigoroso foi o R-Filliben.
- iv. Foi possível perceber que há grande diferença no ajuste da mesma distribuição dependendo do método utilizado para estimar os parâmetros.
- v. A melhor distribuição para o presente estudo foi a Pearson Tipo III pelo método dos L-Moments, seguida pela GEV com parâmetros estimados pelo método da Máxima Verossimilhança e GEV com parâmetros estimados pelo método dos L-Moments.
- vi. Para séries com assimetria negativa, as distribuições Log-Pearson tipo III e Log-Normal com dois e três parâmetros foram rejeitadas nos testes de aderência.
- vii. Para séries com coeficiente de assimetria maior que 3,5 foi verificada uma rejeição maior nas distribuições de probabilidades avaliadas.

## REFERÊNCIAS

ABREU, M. C.; CECÍLIO, R. A.; PRUSKI, F. F.; SANTOS, G. R.; ALMEIDA, L. T.; ZANETTIM, S. S. Critérios para escolha de distribuições de probabilidade em estudos de Eventos externos de precipitação. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 33, n. 4, p. 601-613, 2018. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-7786334004>

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Hidroweb: sistemas de informações hidrológicas**. Available at: <<http://hidroweb.ana.gov.br>>. Access on: Jun. 24, 2020.

AKAIKE, H. A New Look at the Statistical Model Identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, [s. l.], v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ALAM, M. A.; EMURA, K.; FARNHAM, C.; YUAN, J. Best-Fit Probability Distributions and Return Periods fr Maximum Monthly Rainfall in Bangladesh. **Climate**. Bangladesh, p. 01-16. 2018.

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, [S.L.], v. 22, n. 6, p. 711-728, 1 dez. 2013. Schweizerbart. <http://dx.doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.

ARMOND, N. B.; SANT'ANNA NETO, J. L. Entre eventos e episódios: ritmo climático e excepcionalidade para uma abordagem geográfica do clima no município do rio de janeiro. **Revista Brasileira de Climatologia**, [S.L.], v. 20, n. 13, p. 5-28, 2017. Universidade Federal do Paraná. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v20i0.49792>.

ARNOLD, T. B.; EMERSON, J. W. Nonparametric Goodness-of-Fit Tests for Discrete Null Distributions. **The R Journal**, p. 34-39. dez. 2011.

ASSUNÇÃO, V. K. Enchente de 1974 como drama social: relações entre percepção de risco, conflito e gentrificação. **Ambiente & Sociedade**, [s.l.], v. 17, n. 4, p.195-212, 2014. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4422asoc1109v1742014>.

BACK, Á. J. Análise de tendências nos índices de precipitação de Ivaiporã (PR) e Ponta Grossa (PR). In: ROSALEN, D. L.; FURLANI, C. E. A.; FARIA, R. T. **Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola**. Campo Grande, 2014.

BACK, Á. J. Seleção de distribuição de probabilidade para chuvas diárias extremas do estado de Santa Catarina. **Revista Brasileira de Meteorologia**, ., v. 16, n. 2, p. 211-222, 2001.

BACK, Á. J. **Chuvas intensas e chuva para dimensionamento de estruturas de drenagem para o Estado de Santa Catarina**: (Com programa HidroChuSC para cálculos). Florianópolis: Epagri, 2013. 193 p.

BACK, Á. J.. Chuvas intensas e chuva de projeto de drenagem superficial no Estado de Santa Catarina. **Boletim Técnico da EMBRAPA/EPAGRI**, Florianópolis, v. 123, p. 1-65, 2002.

BACK, Á. J.; FERREIRA, P. A. ; SEDIYAMA, G. C. ; VIEIRA, M. Estimativa das precipitações máximas prováveis com duração de um a sete dias e da chuva crítica para a drenagem do solo no litoral de Santa Catarina. **Revista Ceres**, Viçosa, MG, v. 37, n. 209, p. 50-71, 1990.

BARBOZA, E. N.; BEZERRA NETO, F. C.; MAIA, A. G.; SAMPAIO, M. R. L.; CRISOSTOMO, N. C.; PINTO, N. A.; BESERRA, M. N. S. Análise Temporal Do Comportamento da Precipitação Pluviométrica na Cidade de Fortaleza (CE), Brasil. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental**, Pombal, Pb, v. 1, n. 14, p. 105-113, 2020.

BEIJO, L. A.; MUNIZ, J. A.; CASTRO NETO, P. Tempo de retorno das precipitações máximas em lavras (MG) pela distribuição de valores extremos do tipo I. **Ciência e Agrotecnologia**, [S.L.], v. 29, n. 3, p. 657-667, jun. 2005. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1413-70542005000300022>.

BESKOW, S.; CALDEIRA, T. L.; MELLO, C. R.; FARIA, L. C.; GUEDES, H. A. S. Multiparameter probability distributions for heavy rainfall modeling in extreme southern Brazil. **Journal Of Hydrology: Regional Studies**, p. 123-133. 2015.

BLAIN, G. C. Cento e vinte anos de totais extremos de precipitação pluvial máxima diária em Campinas, Estado de São Paulo: análises estatísticas. **Bragantia**, [S.L.], v. 70, n. 3, p. 722-728, 2011. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0006-87052011000300031>.

CALDANA, N. F. S.; YADA JUNIOR, G. M.; MOURA, D. A. V.; COSTA, A. B. F.; CARAMORI, P. H. Ocorrências de Alagamentos, Enxurradas e Inundações e a Variabilidade Pluviométrica na Bacia Hidrográfica do Rio Iguaçu. **Revista Brasileira de Climatologia**, [S.L.], v. 23, p. 343-355, 19 nov. 2018. Universidade Federal do Paraná. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v23i0.60584>.

CALDEIRA, T. L.; BESKOW, S.; MELLO, C. R.; FARIA, L. C.; SOUZA, M. R.; GUEDES, H. A. S. Modelagem probabilística de eventos de precipitação extrema no estado do Rio Grande do Sul Probabilistic modelling of extreme rainfall events in the Rio Grande do Sul state. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [s. l.], v. 19, n. 3, p. 197–203, 2015.

CÂNDIDO, M. O. ; NAGHETTINI, M. C. SEAF - Um protótipo de um sistema especialista para análise de frequência local de eventos hidrológicos máximos anuais. In: XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos e 8o Simpósio de Hidráulica e Recursos Hídricos dos Países de Língua Oficial Portuguesa, 2007, São Paulo. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos e 8º Simpósio de Hidráulica e Recursos Hídricos dos Países de Língua Oficial Portuguesa (CDROM)**. Porto Alegre (RS): ABRH, 2007.

CARLOS, S. M.; CUNHA, D. A.; PIRES, M. V. Conhecimento sobre mudanças climáticas implica em adaptação: Análise de agricultores do Nordeste brasileiro. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, [S.L.], v. 57, n. 3, p. 455-471, 2019. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1806-9479.2019.187600>.

CARMELLO, V.; SILVESTRE, M. R.; SANT'ANNA NETO J. L.; Análise do impacto da variabilidade das chuvas em municípios que produzem soja no Paraná, Brasil. **Os Desafios da Geografia Física na Fronteira do Conhecimento**, [S.L.], p. 1719-1727, 2017. INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS - UNICAMP.

<http://dx.doi.org/10.20396/sbgfa.v1i2017.2276>.

CARVALHO, J. R. P.; VIEIRA, S. R.. Teste de Filliben para validar modelos geoestatísticos aplicados a agroclimatologia. **XXXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola**, São Pedro, 2004.

CATALUNHA, M. J.; SEDIYAMA, G. C.; LEAL, B. G.; SOARES, C. P. B.; RIBEIRO, A. Aplicação de cinco funções densidade de probabilidade a séries de precipitação pluvial no Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, Santa Maria, v. 10, n. 1, p. 153-162, 2002.

CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; DIAS, M. A. F. S.; SILVA, M. G. A. **J. Tempo e Clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. 1ª ed. 463 p.

CHAVES, T. F. Uma análise dos principais impactos ambientais verificados no estado de Santa Catarina. **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, [S.L.], v. 5, n. 2, p. 611, 2016. Universidade do Sul de Santa Catarina - UNISUL.

<http://dx.doi.org/10.19177/rgsa.v5e22016611-634>.

CHOW, V. T. **Handbook of applied hydrology**. New York, L, McGraw-Hill Co.1964. 42p.

CHOWDHURY, J. U.; STEDINGER, J. R.; LU, Li-H. Goodness-of-fit tests for regional generalized extreme value flood distributions. **Water Resources Research**, [S.L.], v. 27, n. 7, p. 1765-1776, 1991. American Geophysical Union (AGU).

<http://dx.doi.org/10.1029/91wr00077>.

CLARKE, R. T. **Statistical Modelling in Hydrology**. Porto Alegre: Wiley, 1994. 411 p.

CRUCIANI, D. E.; MACHADO, R. E.; SENTELHAS, P. C. Modelos da distribuição temporal de chuvas intensas em Piracicaba, SP. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 6, n. 1, p. 76-82, 2002. FapUNIFESP (SciELO).

<http://dx.doi.org/10.1590/s1415-43662002000100014>.

DAL BELLO, L. H. A. **Modelagem em Experimentos Mistura-Processo para Otimização de Processos Industriais**. 2010. 150 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.

DAS, N. M. S.; SIMONOVIC, S. P. The Comparison of GEV, Log-Pearson Type 3 and Gumbel Distributions in the Upper Thames River Watershed under Global Climate Models. **Water Resources Research Report**. Londres, p. 1-54. Set. 2011.

DE PAOLA, F.; GIUGNI, M.; PUGLIESE, F.; ANNIS, A; NARDI, F. GEV Parameter Estimation and Stationary vs.Non-Stationary Analysis of Extreme Rainfall in African Test Cities. **Hydrology**, v.5, n.28, 2018. doi:10.3390/hydrology5020028

- DENSKI, A. P. N.; BACK, Á. J. Aderência de distribuições de probabilidades aos dados de evapotranspiração de referência decenal. **Revista Brasileira de Climatologia**, [S.L.], v. 17, p. 27-40, 2015. Universidade Federal do Parana. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v17i0.38683>.
- DOURADO NETO, D.; ASSIS, J. P.; TIMM, L. C.; MANFRON, P. A.; SPAROVEK, G.; MARTIN, T. N. Ajuste de modelos de distribuição de probabilidade a séries históricas de precipitação pluvial diária em Piracicaba - SP. **Rev. Bras. Agrometeorologia**, S.L, v. 13, n. 2, p. 273-283, 2005.
- EVANGELISTA, J. O.; REIS, K. N.; LOUREIRO, G. E. Distribuição de probabilidade hidrológica de precipitação para sub-região hidrográfica Tocantins 08 no estado do Pará. **Revista Geonorte**, [S.L.], v. 9, n. 32, p. 107-122, 2018. Revista Geonorte. <http://dx.doi.org/10.21170/geonorte.2018.v.9.n.32.107.122>.
- FRANCO, C. S.; MARQUES, R. F. P. V.; OLIVEIRA, A. S.; OLIVEIRA, L. F. C. de. Distribuição de probabilidades para precipitação máxima diária na Bacia Hidrográfica do Rio Verde, Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 18, n. 7, p. 735-741, 2014. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1415-43662014000700010>.
- GAGG, G. Aplicações do teste de Filliben para avaliação da normalidade de amostras. **Série em Geomática**, Porto Alegre, v. 2, p. 44-48, 2008.
- GOTARDO, R.; PIAZZA, G. A.; TORRES, E.; SEVERO, D. L.; KAUFMAN, V. Distribuição espacial e temporal das chuvas no estado de Santa Catarina. **Geosul**, [S.L.], v. 33, n. 67, p. 253-276, 2018. Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). <http://dx.doi.org/10.5007/2177-5230.2018v33n67p253>.
- HARDING, B.; TREMBLAY, C.; COUSINEAU, D. Standard errors: A review and evaluation of standard error estimators using Monte Carlo simulations. **The Quantitative Methods For Psychology**, v. 10, n. 2, p. 107-123, 2014.
- HARTMANN, M.; MOALA, F. A.; MENDONÇA, M. A. Estudo das precipitações máximas anuais em Presidente Prudente. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.L.], v. 26, n. 4, p. 561-568, 2011. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-77862011000400006>.
- HOSKING, J. R. M. L-Momentos: Analysis and Estimation of Distributions using Linear Combinations of Order Statistics. **J. R. Statist. Soc. B**. New York, p. 105-124. jan. 1990.
- HOSKING, J. R. M.; WALLIS, J. R. **Regional Frequency Analysis: An Approach Based on L-Momentos**. Cambridge University Press, 1997. 238 p.
- HOSKING, J. R. M. Algorithm AS 215: maximum-likelihood estimation of the parameters of the generalized extreme-value distribution. **Applied Statistics**, [S.L.], v. 34, n. 3, p. 301, 1985. JSTOR. <http://dx.doi.org/10.2307/2347483>.
- IBGE, RJ. **Área Territorial Brasileira**. 2018. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sc.html>>. Acesso em: 29 out. 2019.

JUNQUEIRA JÚNIOR, A. J.; MELLO, C. R.; ALVES, G. J. Eventos extremos de precipitação no Alto Rio Grande , MG : Análise probabilística Extreme rainfall events in the Upper Rio Grande , MG : Probabilistic analysis. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [s. l.], p. 301–308, 2015.

JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A.; GOMES, N. M.; MELLO, C. R.; SILVA, A. M. Precipitação provável para a região de Madre de Deus, Alto Rio Grande: modelos de probabilidades e valores característicos. **Ciência e Agrotecnologia**. Lavras, p. 842-850, 2006.

KIST, A.; VIRGENS FILHO, J. S. Análise probabilística da distribuição de dados diários de chuva no estado do Paraná. **Ambiente e Água - An Interdisciplinary Journal Of Applied Science**, [s.l.], v. 10, n. 1, p.172-182, 2014. Instituto de Pesquisas Ambientais em Bacias Hidrograficas (IPABHi). <http://dx.doi.org/10.4136/ambiente-agua.1489>.

KITE, G. W. **Frequency and risk analyses in hydrology**. Fort Collins, Colorado: Water Resources Publications, 1977. 224 p.

LEITE, M. L.; VIRGENS FILHO, J. S. Ajuste de modelos de distribuição de probabilidade a séries horárias de velocidade do vento para o município de Ponta Grossa, Estado do Paraná. **Acta Scientiarum. Technology**, Maringá, v. 33, n. 4, p.447-455, 2011.

LOUZADA, F.; RAMOS, P. L.; PERDONÁ, G. S. C. Different Estimation Procedures for the Parameters of the Extended Exponential Geometric Distribution for Medical Data. **Computational And Mathematical Methods In Medicine**, [s.l.], v. 2016, p. 1-12, 2016. Hindawi Limited. <http://dx.doi.org/10.1155/2016/8727951>.

MANDAL, S.; CHOUDHURY, B. U. Estimation and prediction of maximum daily rainfall at Sagar Island using best fit probability models. **Theoretical Appied Climatology**, v. 121, n. 1-2, 2014. <https://doi.org/10.1007/s00704-014-1212-1>

MARENGO, J. A.; LACERDA, F. F. Recursos hídricos em regiões áridas e semiáridas. Instituto Nacional do Semiárido. Campina Grande, p. 385-422. 2011.

MARQUES, R. F. P. V.; MELLO, C. R.; FRANCO, C. S.; OLIVEIRA, . S.; ALCANTRA, E. Métodos de estimativas dos Pparâmetros da distribuição Log-Normal a 3 parâmetros para a precipitação máxima diária em municípios com médio a alto potencial erosivo. **Sustentare**, Três Corações, v. 1, n. 1, p. 108-117, 2017.

MARQUES, R. F. V.; MELLO, C. R.; SILVA, A. M.; FRANCO, C. S.; OLIVEIRA, A. S. Performance of the probability distribution models applied to heavy rainfall daily events. **Ciência e Agrotecnologia**, [S.L.], v. 38, n. 4, p. 335-342, 2014. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1413-70542014000400003>.

MAYOORAN, T. **Choice of Distribution Model for Fitting Annual Extreme Rainfalls in Colombo District**. Sri Lanka: Department Of Mathematics And Statistics Faculty Of Science, University Of Jaffna, Sri Lanka, 2012. 76 p.

MELLO, C. R.; FERREIRA, D. F.; SILVA, A. M.; LIMA, J. M. Análise de modelos matemáticos aplicados ao estudo de chuvas intensas. **Revista Brasileira de Ciência do**



Solo, [s.l.], v. 25, n. 3, p.693-698, 2001. FapUNIFESP (SciELO).  
<http://dx.doi.org/10.1590/s0100-06832001000300018>.

MELLO, C. R.; SILVA, A. M. Métodos estimadores dos parâmetros da distribuição de Gumbel e sua influência em estudos hidrológicos de projeto. **Irriga**, [s.l.], v. 10, n. 4, p.334-350, 2005. Brazilian Journal of Irrigation and Drainage - IRRIGA.  
<http://dx.doi.org/10.15809/irriga.2005v10n4p334-350>.

MISTRY, P. B.; SURYANARAYANA, T. M. V. Estimation of Annual One Day Maximum Rainfall using Probability Distributions for Waghodia Taluka, Vadodara. **Global Research And Development Journal For Engineering**, S.L, p. 296-300, 2019.

MONTEIRO, M. A. Caracterização Climática do Estado de Santa Catarina: Uma Abordagem dos Principais Sistemas Atmosféricos que Atuam Durante o Ano. *Geosul*, S.L, v. 16, n. 31, p. 69-78, 2001.

MURTA, R. M.; TEODORO, S. M.; BONOMO, P.; CHAVES, M. A. Precipitação pluvial mensal em níveis de probabilidade pela distribuição gama para duas localidades do sudoeste da Bahia. **Ciência e Agrotecnologia**, [S.L.], v. 29, n. 5, p. 988-994, out. 2005. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1413-70542005000500011>.

NAGHETTINI, M.; PINTO, É. J. A. **Hidrologia Estatística**. Belo Horizonte: CPRM, 2007.

NAMITHA, M. R.; VINOTHKUMAR, V. Development of empirical models from rainfall-intensity-duration-frequency curves for consecutive Days maximum rainfall using GEV distribution. **Journal of Pharmacognosy and Phytochemistry**, v.8, n.1, p.2705-2709, 2019.

NERILO, N. **Pluviometria e chuvas intensas no estado de Santa Catarina**. 1999. 191 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental, Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental, UFSC, Florianópolis, 1999.

NERILO, N.; MEDEIROS, P. A.; CORDEIRO, A. **Chuvas intensas no Estado de Santa Catarina**. Florianópolis: UFSC/Edifurb, 2002. 156p.

QUADROS, L. E.; QUEIROZ, M. M. F.; BOAS, M. A. V. Distribuição de frequência e temporal de chuvas intensas. **Acta Scientiarum. Agronomy**, [S.L.], v. 33, n. 3, p. 401-410, 22 jun. 2011. Universidade Estadual de Maringá.  
<http://dx.doi.org/10.4025/actasciagron.v33i3.6021>.

RAHMAN, A. S.; RAHMAN, A.; ZAMAN, M. A.; HADDAD, K.; AHSAN, A.; IMTEAZ, M. A study on selection of probability distributions for at-site flood frequency analysis in Australia. **Natural Hazards**, [s.l.], v. 69, n. 3, p.1803-1813, 2013. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11069-013-0775-y>.

RAMOS, P. L.; MOALA, F. A. A aplicação da distribuição exponencial geométrica estendida para modelagem de dados pluviométricos. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [s. l.], v. 29, n. 4, p. 613–620, 2014. Disponível em:

<[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0102-77862014000400012&lng=pt&lng=pt](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-77862014000400012&lng=pt&lng=pt)>. Acesso em: 29 mar. 2019.

RIBEIRO, F G; STEIN, G; CARRARO A; RAMOS, P L. O Impacto Econômico dos Desastres Naturais: O Caso Das Chuvas de 2008 Em Santa Catarina. **Planejamento e Políticas Públicas**, [s. l], v. 43, p. 300-322, 2014.

RIZWAN, M.; GUO, S.; XIONG, F.; YIN, J. Evaluation of various probability distributions for deriving design flood featuring right-tail events in Pakistan. **Water**, v.10, 1603; 2018. doi:10.3390/w10111603.

SALINAS, J. L.; CASTELLARIN, A.; KOHNOVÁ, S.; KJELDSEN, T. R. Regional parent flood frequency distributions in Europe-Part 2: Climate and scale controls. **Hydrol. Earth Syst. Sci.** v.18, p.4391–4401, 2014.

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**, [S.L.], v. 23, n. 3, p. 341-346, 2008. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-77862008000300009>.

SANTOS, G. G.; GRIEBELER, N. P.; OLIVEIRA, L. F. C. Chuvas intensas relacionadas à erosão hídrica. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 14, n. 2, p. 115-123, 2009. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1415-43662010000200001>.

SANTOS, R. S.; VIEIRA, P. D.; EVANGELISTA, D. H. R.; OLIVEIRA, L. J. C.; NONATO, D. Caracterização de extremos mensais de precipitação em Cacoal (RO). **Revista Brasileira de Climatologia**, [S.L.], v. 22, p. 267-280, 2018. Universidade Federal do Paraná. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v22i0.55285>.

SIMIONI, J. P. D.; ROVANI, F. F. M.; IENSSE, A. C.; WOLLMANN, C. A. Caracterização Da Precipitação Pluviométrica Na Bacia Hidrográfica Do Rio Ibicuí, Rs. **Geography Department University Of Sao Paulo**, [S.L.], v. 28, p. 112-133, 2015. Universidade de São Paulo, Agencia USP de Gestão da Informação Acadêmica (AGUIA). <http://dx.doi.org/10.11606/rdg.v28i0.520>.

SOUZA, C. L. O.; NOGUEIRA, V. F. B.; NOGUEIRA, V. S. Variabilidade interanual da precipitação em cidades do semiárido brasileiro entre os anos de 1984 e 2015. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, [S.L.], v. 12, n. 4, p. 740-747, 2017. Grupo Verde de Agroecologia e Abelhas. <http://dx.doi.org/10.18378/rvads.v12i4.5626>.

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**, [S.L.], v. 5, n. 2, p. 250-268, 2012. Revista Brasileira de Geografia Física. <http://dx.doi.org/10.26848/rbgf.v5i2.232788>.

THOMPSON, D. J. M.; WESOLOWSKI, B. Standard Error of Measurement. **The Sage Encyclopedia Of Educational Research, Measurement, And Evaluation**, [S.L.], 2018. SAGE Publications, Inc. <http://dx.doi.org/10.4135/9781506326139.n658>.

U.S. WATER RESOURCES COUNCIL (USWRC). Guidelines for Determining Flood Flow Frequency, Bulletin 17A, **U.S Geological Survey**, Washington, D.C, 1981.

VAIDA, F.; BLANCHARD, S. Conditional Akaike information for mixed-effects models. **Biometrika Trust**, v. 2, n. 92, p. 351-370, 2005.

VIANELLO, R. L.; ALVES, A. R. **Metereologia Básica e Aplicações**. 1º. ed. 2º reimp. Viçosa: UFV, 2002. 449 p.

VICTORINO, E. C.; MATIAS, G. C.; SILVA, T. B. S.; ALVES, R. C. P.; CARVALHO, L. G.. Adequabilidade de diferentes distribuições de probabilidade aplicadas a uma série histórica de vazões mínimas para o Rio Grande, na região de Barreiras (BA). **XLII Congresso de Brasileiro de Engenharia Agrícola**. Campo Grande, 2014.

VIVEKANANDAN, N. Comparison of L-Momentos of Probability Distributions for Extreme Value Analysis of Rainfall for Estimation of Peak Flood Discharge for Ungauged Catchments. **International Journal of Scientific Research in Scienceand Technology**, v. 1, n. 5, p.35-41, 2015.

VIVEKANANDAN, V. Flood frequency analysis using method of moments and L-moments of probability distributions, **Cogent Engineering**, v.2, n.1, 1018704, 2015b. DOI: 10.1080/23311916.2015.1018704.

WOLFF, W. **Regionalização Hidrológica do Estado de Santa Catarina: uma abordagem sazonal e geoestatística baseada em modelos**. 2017. 80 f. Tese (Doutorado) – Curso de Bacharel em Engenharia Florestal, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2017.

ZHANG, W. B., XIE, Y., LIU, B. Y. Rainfall erosivity estimation using daily rainfall amounts. **Sci. Geogr. Sin.**, v.22, n.6, p.705–711 2002.