



MARCELO LINON BATISTA

**PRECIPITAÇÃO MÁXIMA DIÁRIA ANUAL NA
REGIÃO SUDESTE DO BRASIL: DISTRIBUIÇÃO
DE PROBABILIDADE E ANÁLISE ESPACIAL**

LAVRAS – MG

2013

MARCELO LINON BATISTA

**PRECIPITAÇÃO MÁXIMA DIÁRIA ANUAL NA REGIÃO SUDESTE
DO BRASIL: DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE E ANÁLISE
ESPACIAL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas para a obtenção do título de Mestre.

Orientador
Dr. Gilberto Coelho

Coorientador
Dr. Carlos Rogério de Mello

**LAVRAS - MG
2013**

**Ficha Catalográfica Elaborada pela Coordenadoria de Produtos e
Serviços da Biblioteca Universitária da UFLA**

Batista, Marcelo Linon.

Precipitação máxima diária anual na Região Sudeste do Brasil :
distribuição de probabilidade e análise espacial / Marcelo Linon

Batista. – Lavras : UFLA, 2013.

68 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2013.

Orientador: Gilberto Coelho.

Bibliografia.

1. Precipitação máxima diária anual. 2. Precipitação - Análise
espacial. 3. Precipitação - Distribuição de probabilidade. 4. GEV. 5.
Krigagem. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 551.577

**PRECIPITAÇÃO MÁXIMA DIÁRIA ANUAL NA REGIÃO SUDESTE
DO BRASIL: DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE E ANÁLISE
ESPACIAL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas para a obtenção do título de Mestre.

Aprovada em 25 de setembro de 2013.

Dr. Carlos Rogério de Mello UFLA

Dr. Gilberto Coelho UFLA

Dr. Marcelo Silva de Oliveira UFLA

Orientador
Dr. Gilberto Coelho

Coorientador
Dr. Carlos Rogério de Mello

**LAVRAS - MG
2013**

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Grande Pai Celestial, pela vida e ao Divino Mestre Jesus Cristo, pelos seus ensinamentos que me possibilitaram chegar até aqui.

À minha querida mãe, Marília e ao meu pai, João (*in memoriam*), pelo amor e carinho dedicado a cada momento.

Aos meus queridos familiares (Rose, Gisele, Lydia, Aninha), pelo carinho.

À minha amada esposa Vanessa, pelo amor, companheirismo, paciência e dedicação e ao meu já amado futuro filho Davi, por me possibilitar a Graça e a responsabilidade de ser pai.

À Universidade Federal de Lavras e ao Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas, pela oportunidade concedida de cursar o mestrado.

À CAPES, pela concessão da bolsa de estudos.

Ao professor Dr. Gilberto Coelho, pela paciência e orientação.

Ao professor Dr. Marcelo Silva de Oliveira, pelos ensinamentos e conselhos.

Ao professor Dr. Carlos Rogério de Mello, pelo apoio e sugestões.

Aos funcionários do Setor de Engenharia de Solo e Água, pelo excelente serviço.

Aos amigos Lucas Pontes, Gláucio Loureiro e Vinícius Oliveira e aos demais discentes da PGRHSA, pelo companheirismo.

RESUMO

Eventos extremos de precipitação podem acarretar grandes perdas materiais e humanas. Para mitigar esses prejuízos, os projetos de estruturas hidráulicas consideraram, entre outros fatores, a frequência de tais eventos em uma dada região, a fim de minimizar seus efeitos. Nesse sentido, no presente trabalho, investigou-se o comportamento do ajuste da distribuição de probabilidade Generalizada de Extremos Valores (DPGEV) aos dados de precipitação máxima diária anual das estações pluviométricas da região sudeste do Brasil. Foram utilizadas 1.921 estações pluviométricas distribuídas espacialmente na região, entre as quais foram selecionadas as estações com, no mínimo, 15 anos de observações ininterruptas. Posteriormente, realizou-se o teste Spearman e o teste Filliben para a verificação da estacionaridade e aderência. Na sequência, estimaram-se os parâmetros de escala (α), de posição (β) e de forma (κ) da DPGEV, pelo método dos momentos L. Os resultados possibilitaram a interpolação espacial de maneira satisfatória pela krigagem ordinária. O melhor modelo de semivariograma ajustado aos três parâmetros foi o exponencial, que resultou pela autovalidação um erro médio reduzido (EMR) e um desvio padrão do erro (DPE) de -0,00212 e 0,93 para o parâmetro α , 0,00161 e 0,96 para o parâmetro β e 0,0081 e 0,91 para o parâmetro κ , respectivamente. Foi constatada a presença de anisotropia geométrica nos parâmetros da distribuição e, por meio destes, outros mapas foram estimados por técnica de álgebra de mapas para os quantis associados a tempos de retorno para 5, 50 e 100 anos. Com eles, foi possível verificar áreas de maiores precipitações esperadas na região sudeste, para as quais os gerenciadores dos recursos hídricos devem atentar, na execução seus projetos.

Palavras-chave: Chuvas extremas. GEV. Krigagem.

ABSTRACT

Extreme events of precipitation can cause great human and material losses. To mitigate these losses, projects of hydraulic structures take into account, among other factors, the frequency of those events in a given region in order to minimize their harmful effects. In this context, the present study investigated the goodness of fit probability distribution Generalized Extreme Values (GEV), applied to data of annual maximum daily precipitation from rain gauges from the Brazilian southeast region. A total of 1921 rain gauges spatially distributed in the region were used, from which only stations with at least 15 years of uninterrupted observations were selected. For checking stationarity and goodness of fit test the Spearman and test de Filliben were performed. Finally, the parameters of scale (α), position (β), and shape (κ) for the GEV were estimated by the method of moments L. From the results, it was possible to satisfactorily apply spatial interpolation by kriging ordinary. The best semivariogram model adjusted to the three parameters was the exponential model. By using autovalidation on that model, the average error reduced (EMR) and the standard deviation of the error were respectively as follows: -0.00212 and 0.93 for the α parameter; 0.00161 and 0.96 for the β parameter; 0.0081 and 0.91 for the κ parameter. Geometric anisotropy was detected in the distribution parameters and corrected. Maps for each parameter of the distribution were generated, from which other maps were estimated for the quantiles associated to 5, 50, and 100 years turnaround times, using map algebra. With them, it was possible to find the areas with the highest expected precipitations in the southeast region, for which the hydraulic resources managers should be aware in the execution of their projects.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
2 OBJETIVOS	2
2.1 Objetivos gerais	2
2.2 Objetivos específicos.....	2
3 REFERENCIAL TEÓRICO	3
3.1 Precipitações máximas diárias anuais.....	3
3.2 Análise preliminar de dados: análise de aderência, tendência e de valores atípicos	4
3.3 Testes de análise de aderência.....	5
3.4 Testes de verificação de tendência em séries temporais	7
3.5 Análise de valores atípicos (outliers).....	9
3.6 Distribuição de Probabilidade Generalizada de Valores Extremos (DPGEV)	9
3.7 Estimação dos parâmetros da DPGEV	13
3.8 Análise espacial aplicada às informações hidrológicas.....	17
3.8.1 Análise geoestatística de informações hidrológicas	18
3.8.1.1 Conceitos iniciais de geoestatística	18
3.8.1.2 O semivariograma teórico	21
4 MATERIAL E MÉTODOS	31
4.1 Caracterização da região de estudo	31
4.2 Análise preliminar dos dados e estimação dos parâmetros da distribuição GEV	33
4.3 Análise exploratória, construção dos semivariogramas e interpolação espacial	34
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
5.1 Registros do tempo de observação	37
5.2 Análises da estacionaridade e aderência.....	39
5.3 Estimação dos parâmetros das estações.....	43
5.4 Análise exploratória	43
5.5 Análise de tendência espacial	45
5.6 Modelagem da continuidade espacial dos dados	48
5.7 Mapeamentos dos parâmetros da distribuição GEV no sudeste do Brasil	52
6 CONCLUSÕES	61
REFERÊNCIAS	63

1 INTRODUÇÃO

Eventos extremos de precipitação podem acarretar grandes perdas materiais e humanas. É relativamente frequente ouvir, nos noticiários, os grandes prejuízos causados por tais eventos. Para mitigar esses prejuízos é preciso aprimorar as políticas públicas de urbanização e de meio ambiente, considerando as particularidades de cada região. Para isso, os projetos de estruturas hidráulicas precisam considerar, entre outros fatores, a frequência com que tais eventos ocorrem em uma dada região, a fim de minimizar seus efeitos.

As chuvas de projeto auxiliam no dimensionamento de estruturas hidráulicas e são calculadas analisando-se um determinado valor de precipitação com uma determinada duração e uma determinada frequência, considerando, ainda, um risco máximo conhecido e a vida útil da obra. A equação de chuvas intensas é uma equação utilizada para o cálculo de chuvas de projeto, que associa uma intensidade máxima média de precipitação com uma determinada duração e um determinado período de retorno. Os parâmetros da equação são gerados por meio dos dados de estações com pluviogramas, ou, na falta deste, dados de pluviômetros, utilizando a metodologia de desagregação de chuvas a partir dados de precipitação máxima diária anual.

A ocorrência de eventos de precipitação máxima diária anual tem um forte comportamento aleatório no tempo e, por isso, uma abordagem estocástica é indispensável para analisá-la. Nesse contexto, uma estratégia para estudar esses eventos é utilizar a teoria dos valores extremos, um ramo importante da probabilidade que tem por objetivo o estudo de eventos extremos. A teoria dos valores extremos considera algumas distribuições de probabilidades específicas, tais como Gumbel, Weibull, Fréchet e GEV, entre outras.

Além da abordagem temporal, é necessária uma abordagem espacial, já que há também uma grande variabilidade espacial desses eventos. Para analisar tais variabilidades empregam-se, cada vez mais, ferramentas de mapeamentos com fortes aplicações geoestatística.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivos gerais

Analisar e aplicar a distribuição de probabilidade Generalizada de Extremos Valores (GEV) a eventos de precipitação máxima diária anual ocorrida na região sudeste do Brasil, avaliando a estrutura espacial dos parâmetros do ajuste com base em técnicas geoestatísticas.

2.2 Objetivos específicos

Observar a estacionaridade das séries de precipitação máxima diária anual da região sudeste.

Verificar a adequação da distribuição de probabilidades GEV para a região sudeste do Brasil, por meio de testes de aderência.

Analisar a estrutura da dependência espacial dos parâmetros da GEV por meio de semivariogramas.

Espacializar os parâmetros da GEV.

Espacializar os quantis para os tempos de retorno de 5, 50 e 100 anos de precipitação máxima diária anual.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Precipitações máximas diárias anuais

Os dados de precipitação máxima diária anual, oriundos de séries de precipitações diárias, por se tratar de um evento extremo, são utilizados no modelamento de equações de chuvas intensas, quando não se dispõem de estações com pluviogramas. A equação de chuvas intensas relaciona a intensidade máxima média de precipitação ao determinado tempo de retorno e a uma determinada duração da precipitação. A determinação dessas relações envolve o ajuste de uma distribuição probabilística aos valores máximos anuais com diferentes durações (SILVA; CLARKE, 2004).

Para Mello et al. (2008), a análise de chuvas intensas consiste em um dos produtos mais aplicados da hidrologia. Seu uso está associado ao dimensionamento de obras hidráulicas para controle de cheias, ao abastecimento e à condução de água para usos múltiplos, à drenagem urbana e do solo e à modelagem e controle da erosão do solo.

Existem diversos modelos de distribuição de probabilidade que vêm sendo utilizados para modelar estudos de precipitações, tais como Distribuição Normal, Log-Normal, Gamma e Log Pearson Tipo III. Para maiores detalhes verificar os trabalhos de Junqueira Júnior et al. (2007) e Silva et al. (2002).

Para estudos de eventos naturais extremos, a distribuição GEV tem despertado o interesse de vários pesquisadores, na tentativa de estabelecer quantis com valores confiáveis. Para maiores detalhes, verificar os trabalhos de Papalexiou e Koutsoyiannis (2013) e Villarini et al. (2011).

3.2 Análise preliminar de dados: análise de aderência, tendência e de valores atípicos

Em uma série hidrológica em que se quer admitir uma determinada distribuição de probabilidade é interessante assumir que a amostra tenha certas propriedades, a saber: estacionaridade, aleatoriedade, homogeneidade, independência e ausência de pontos discrepantes. É interessante também assumir a hipótese de que a distribuição teórica é suficiente para representar a distribuição amostral (aderência).

Blain e Camargo (2012) consideram um aspecto importante a análise de presença de tendências temporais em uma amostra, pois isso interfere na estrutura de probabilidade associada aos dados. A aleatoriedade é um teste que verifica se as flutuações ocorridas na série de dados são decorrentes de causas naturais. O teste para verificação chama-se não paramétrico do número de inflexões. A homogeneidade verifica se uma determinada massa de dados amostrados é proveniente de uma única população. A hipótese de homogeneidade é feita pelo teste não paramétrico proposto por Mann e Whitney, o qual pode ser aplicado em eventos de vazões máximas, verificando se seus valores ocorrem decorrentes de precipitações ordinárias ou precipitações extraordinariamente elevadas, decorrentes de condições hidrológicas especiais, tais como El Niño e La Niña (NAGHETTINI; PINTO, 2007). A hipótese de independência, decidida no teste de Wald e Wolfowitz, analisa se a ocorrência de um evento é influenciada ou não pela ocorrência de outro. Normalmente, é aplicada à variabilidade de vazões no tempo.

Os testes mais utilizados para precipitações são o de análise de aderência e a verificação de tendência nos dados, assumindo a aleatoriedade, a homogeneidade e a independência.

3.3 Testes de análise de aderência

Para verificar a adequação de uma distribuição aos dados amostrais, realiza-se uma comparação entre as frequências amostrais e as frequências teóricas esperadas pelo modelo probabilístico que se está julgando válido para descrever os dados observados. Existem testes de hipóteses, chamados também de testes de aderência, que servem para testar hipóteses sobre a distribuição dos dados, entre os quais podem ser citados Kolmogorov-Smirnov, Qui-Quadrado, Anderson-Darling e Filliben.

O teste de hipótese se baseia em uma amostra aleatória de tamanho n , observada de uma variável aleatória X , e seu objetivo é testar uma hipótese:

$$\begin{cases} H_0 : \text{tem distribuição } f \\ H_1 : \text{não tem distribuição } f \end{cases}$$

A metodologia baseia-se na construção de uma função com os dados amostrais, comparando-a com a distribuição teórica de acordo com alguma estatística de precisão. Os métodos variam de acordo com a função amostral construída e da estatística de precisão utilizada para comparação.

O teste Kolmogorov-Smirnov realiza o cálculo da diferença entre as frequências observadas e as frequências esperadas, com base na distribuição de probabilidade e verifica-se a maior diferença absoluta entre elas. O resultado é comparado com um valor estatisticamente nulo, que corresponde à estatística do teste. Caso o valor encontrado seja menor ou igual ao tabelado, a hipótese H_0 é aceita, uma vez que este valor também será estatisticamente nulo.

O teste χ^2 agrupa os dados em classes de frequências e mensura as discrepâncias acumuladas existente entre a frequência observada e a esperada. A estatística também é obtida por meio de tabelas, com base em graus de

liberdade da distribuição e no nível de significância. Para que a distribuição de probabilidade tenha aderência aos dados, o valor tabelado deve ser maior ou igual ao valor das discrepâncias acumuladas.

O teste de Anderson-Darling (AD) é utilizado para testar se uma amostra de dados veio de uma população com uma distribuição específica. É uma modificação do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), porém, com mais peso às caudas. O teste KS é a distribuição livre no sentido de que os valores críticos não dependem da distribuição específica que está sendo testada; já o AD faz uso da distribuição específica no cálculo dos valores críticos. Isso tem a vantagem de permitir um teste mais sensível e a desvantagem de que os valores críticos devem ser calculados para cada distribuição.

Naghetini e Pinto (2007) descrevem o teste Filliben inicialmente estimando o coeficiente de correlação (r) entre as observações x_i e os quantis teóricos w_i . Os valores de w_i são obtidos pela inversa da função cumulativa de probabilidades (F_Y^{-1}) da distribuição considerada:

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

em que q_i é a frequência observada obtida pela seguinte equação na ordem de classificação i :

$$q_i = \frac{i - a}{N + 1 - 2a} \quad (2)$$

em que a é o valor a ser adotado de acordo com a distribuição ($a_{GEV} = 0,44$); N é o tamanho da amostra e i é a posição ocupada pelo valor amostrado. A estatística do teste é dada por

$$r_{calc} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(w_i - \bar{w})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (w_i - \bar{w})^2}} \quad (3)$$

Esse valor deve ser comparado a um valor crítico r , de acordo com a distribuição adotada. Se $r_{calc} > r_{crítico}$, a amostra poderá ser representada pela distribuição escolhida.

3.4 Testes de verificação de tendência em séries temporais

Para uma análise eficiente de séries temporais hidrológicas, além de uma adequada distribuição de probabilidade, pode-se estar interessado em observar se a série tem estacionaridade, ou seja, se não apresenta uma tendência temporal. No Gráfico 1 estão representadas duas séries de dados pluviométricos, a primeira (a) apresentando tendência temporal e a segunda (b), sem tendência.

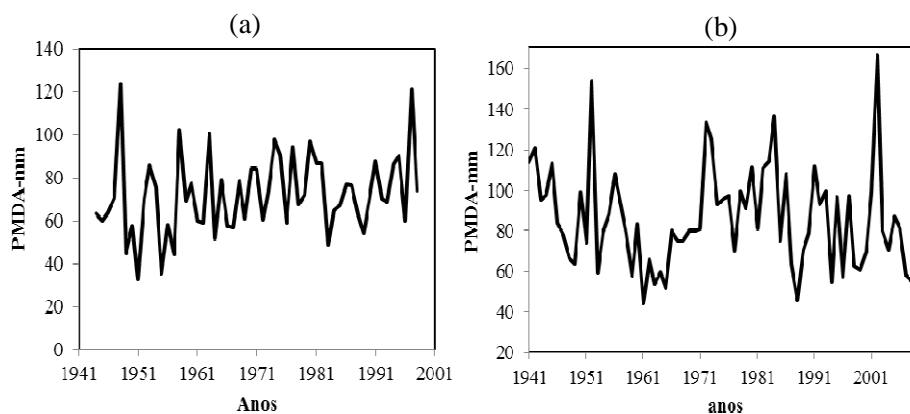


Gráfico 1 Exemplo de série com e sem tendência pelo teste de Spearman. (a) Série com tendência (b) Série sem tendência.

Um teste de uso frequente nos estudos de análise de tendência nas séries de precipitações máximas diária é o teste de Spearman. Para verificar aplicações do teste, sugere-se consultar os trabalhos de Caloreiro et al. (2011), Dias et al. (2012) e Villarini et al. (2011).

O teste Spearman tem aplicação frequente para a análise da estacionariedade de séries hidrológicas. Yue, Pilon e Cavadias (2001) explicam que a primeira ação é atribuir índices à série original; a seguir, a série é ordenada de forma crescente e novos índices são atribuídos. Posteriormente, é calculada a diferença entre o índice que um elemento adquire na série original e o que este mesmo elemento assume na série ordenada. A seguir, o parâmetro ρ é calculado e, com esse resultado e com o valor da estimativa da raiz quadrada da variância de ρ , calcula-se, finalmente, o parâmetro T. A hipótese H_0 é rejeitada quando $|T| > Z_{(1-\alpha/2)\nu}$.

A estatística do teste de Spearman e apresentada por Caloiero et al. (2011) é:

$$T = \frac{\rho}{\sqrt{\text{Var}(\rho)}} \quad (4)$$

$$\rho = 1 - \frac{6 \cdot \sum_{i=1}^N (m_i - \xi_i)^2}{N^3 - N} \quad (5)$$

$$\sqrt{\text{Var}(\rho)} = \frac{1}{N-1} \quad (6)$$

em que m_i é a posição temporal da observação na série histórica, ξ_i é a posição das observações com a série organizada e N é o número de observações.

3.5 Análise de valores atípicos (*outliers*)

Valores discrepantes em uma série de dados podem prejudicar os resultados dos testes estatísticos de aderência e a posterior aplicação das distribuições de probabilidade. Existem algumas técnicas para a identificação de possíveis *outliers* como o diagrama de caixa e o teste estatístico Grubs e Beck. Pontos atípicos ocorrem com razoável frequência para séries de precipitações e podem ser originados de erros sistemáticos, seja na medição ou no processamento. Para a retirada do dado atípico, cabe ao analista o exame de toda a série. Para mais detalhes da realização do teste de Grubs e Beck, consultar Naghettini e Pinto (2007).

3.6 Distribuição de probabilidade generalizada de valores extremos (DPGEV)

A distribuição GENERALIZADA DE VALORES EXTREMOS, ou distribuição GEV – do inglês *generalized extreme value* -, foi introduzida por Jenkinson (1955) e abrange as três formas assintóticas de valores extremos máximos: Tipo I (Gumbel), Tipo II (Fréchet) e Tipo III (Weibull), em uma única expressão. A função densidade de probabilidade da GEV é apresentada, por Naghettini e Pinto (2007), como

$$f_Y(y) = \frac{1}{\alpha} \left[1 - \kappa \left(\frac{y - \beta}{\alpha} \right) \right]^{\frac{1}{\kappa} - 1} \exp \left\{ - \left[1 - \kappa \left(\frac{y - \beta}{\alpha} \right) \right]^{\frac{1}{\kappa}} \right\} \quad (7)$$

em que κ é o parâmetro de forma, β é o parâmetro de posição e α é o parâmetro de escala. Segundo esse mesmo autor, o valor e o sinal de κ determinam a forma assintótica de valores extremos máximos, ou seja, se $\kappa < 0$, a GEV representa a distribuição do Tipo III (Weibull), definida apenas para $y \geq (\beta + \alpha) / \kappa$ e, se $\kappa > 0$, a GEV representa a distribuição do Tipo II (Fréchet), definida apenas para y

$\leq(\beta+\alpha) / \kappa$. Se $\kappa = 0$, a GEV corresponde à distribuição de Gumbel com parâmetro de escala α e parâmetro de posição β .

Segundo Katz (2010), o parâmetro de posição especifica o centro da distribuição; o parâmetro de escala, o tamanho do desvio sobre o parâmetro de posição e o parâmetro de forma governa a taxa de decaimento da cauda superior.

Na literatura científica encontram-se diversos trabalhos relacionados à aplicação DPGEV nas análises de precipitações. Blain e Camargo (2012) utilizaram a GEV para descrever a estrutura probabilística da precipitação máxima diária anual da estação meteorológica de Ubatuba, estado de São Paulo (1935-2009). Os autores aplicaram os testes de Mann-Kendall e a análise de Wavelets, a fim de avaliar a presença de persistência, tendências e periodicidades. Considerando os resultados, foi possível aceitar as hipóteses de que essa série temporal é livre de persistência, tendências e componentes periódicos.

Papalexiou e Koutsoyiannis (2013) verificaram qual dos três tipos da distribuição GEV se ajustou melhor aos dados de precipitação máxima diária anual de 15.137 estações pluviométricas ao redor do mundo. Como resultado, os autores encontraram as seguintes conclusões: (a) o tempo de observação afeta consideravelmente o valor do parâmetro de forma; (b) a localização geográfica afetou a valor do parâmetro de forma e (c) a distribuição do tipo II (Fréchet) se melhor ajustou os dados observados.

Alves et al. (2013) avaliaram a adequação de duas funções de distribuição de probabilidade, Gumbel e GEV, com seus parâmetros estimados por três métodos diferentes: métodos dos momentos, da máxima verossimilhança e dos momentos-L, aos dados de precipitações máximas anuais

da estação climatológica da Universidade Federal de Mato Grosso, Cuiabá, MT. A avaliação da melhor distribuição foi baseada nos testes de aderência

Anderson-Darling e Kolmogorov-Smirnov. Como resultado, obteve-se que a

função GEV estimada pelo método da máxima verossimilhança foi a que melhor se adequou à série histórica trabalhada.

Martins, Uliana e Reis (2011), para estimar a precipitação máxima diária anual, utilizaram modelos probabilísticos de Gumbel, Log-Normal, com

três parâmetros, Pearson III, Log Pearson Tipo III e GEV. Para a estimativa dos

parâmetros, empregaram o método dos momentos-L e o teste de

Kolmogorov-Smirnov como teste de aderência. Os resultados obtidos

demonstraram a aplicabilidade de todos os modelos teóricos para a estimativa da precipitação máxima em diferentes tempos de retorno.

Quadros, Queiroz e Vilas-Boas (2011) utilizaram a distribuição generalizada de valores extremos para analisar séries históricas de precipitações máximas para diferentes durações obtidas de pluviógrafos no município de Cascavel, estado do Paraná. Além disso, as referidas séries foram ajustadas pela distribuição Gumbel, para efeito de comparação com a GEV. O resultado desse trabalho demonstraram que a distribuição Gumbel subestima os dados em relação à GEV para grandes períodos de retorno.

Fischer et al. (2011) aplicaram quatro tipos de distribuição de probabilidade (GEV, generalizada de Pareto, Wakeby, Gamma 3P) para estudar a precipitação máxima diária anual da bacia do rio Zhujiang, no sul da China. Para verificar a aderência das distribuições, os pesquisadores aplicaram os testes de Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling e χ^2 . Foram avaliadas 192 estações, para um período de observação de 46 anos. Os resultados mostraram que a distribuição GEV foi a distribuição mais confiável para a estimação dos índices utilizados naquele país. Contudo, a GEV não foi a distribuição mais apropriada para todas as estações. Também foram estimados quantis associados a tempos de retorno de 20 e 50 anos.

Silva et al. (2002) utilizaram séries históricas pluviométricas de 19 estações do estado da Bahia, com o objetivo de ajustar modelos teóricos de distribuição de probabilidade aos dados de chuvas intensas e estabelecer a relação entre intensidade, duração e frequência da precipitação pluvial. Para cada estação pluviométrica foram determinadas séries de intensidade máxima anual das precipitações com duração de 10, 20, 30, 40, 50, 60, 120, 180, 240, 360, 720 e 1.440 minutos. Os modelos probabilísticos testados foram os de Gumbel, Log-Normal a dois e três parâmetros, Pearson e Log-Pearson III. O teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov evidenciou que o modelo de Gumbel foi o que melhor se ajustou para a maior parte das combinações entre estações pluviométricas e tempos de duração estudadas. Foram evidenciadas, para uma

mesma duração, grandes variações nas intensidades de precipitação entre as estações estudadas.

3.7 Estimação dos parâmetros da DPGEV

Uma vez presumido um modelo de distribuição de probabilidades para descrever a precipitação máxima diária anual, devem-se estimar os parâmetros da mesma. Os métodos de estimação existentes visam associar a realidade física de um conjunto de observações a um modelo probabilístico teórico prescrito para uma variável aleatória. Os mais usuais são o método dos momentos (MMO), o método da máxima verossimilhança (MMV) e o método dos momentos L (MML).

O método dos momentos, descrito por Naghettini e Pinto (2007), consiste em igualar os momentos amostrais aos momentos populacionais. A solução dessa equação resultará nas estimativas dos parâmetros da distribuição de probabilidades em questão.

Katz, Parlange e Naveau (2002) explicam que o MMV busca maximizar uma função dos parâmetros da distribuição, chamada função verossimilhança. Ao se derivar essa função e igualá-la a zero, maximiza-se a probabilidade de um parâmetro representar uma população. A função verossimilhança é a seguinte:

$$L(y_i; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = \prod_{i=1}^n (y_i; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \quad (8)$$

em que y_1, y_2, \dots, y_n representam observações de uma variável aleatória de uma população com k parâmetros. Cada modelo de distribuição utilizado resultará em uma equação específica. Para uma descrição mais detalhada da estimação

dos parâmetros pelos métodos MMV e MMO da GEV, consultar o trabalho de Naghettini e Pinto (2007).

Hosking, Wallis e Wood (1985) descrevem o MML como derivado dos momentos ponderados por probabilidades (MPP). Os MPP de uma variável aleatória X são descritos pela sua expressão geral:

$$M_{p,s,r} = \int_0^1 [x(F)]^p \cdot F^r \cdot (1-F)^s dF \quad (9)$$

em que $x(F)$ representa a função dos quantis de uma distribuição de probabilidade qualquer, e p , r e s representam números reais. Se r e s forem nulos e p não negativo, $M_{p,0,0}$ são iguais aos momentos convencionais de ordem p . Usualmente, os momentos ponderados por probabilidade $M_{1,0,s}$ e $M_{1,r,0}$ são os utilizados para caracterizar uma distribuição de probabilidade qualquer, especificados por

$$M_{1,0,s} = \alpha_s = \int_0^1 x(F) \cdot (1-F)^s dF \quad (10)$$

$$M_{1,r,0} = \beta_r = \int_0^1 x(F) \cdot F^r dF \quad (11)$$

Hosking, Wallis e Wood (1985) demonstraram que α_s e β_r , como funções lineares de x , têm a generalidade suficiente para a estimação de parâmetros de distribuições de probabilidades, além de estarem menos sujeitos a flutuações amostrais e, portanto, serem mais robustos do que os correspondentes momentos convencionais. Para uma amostra $x_1 \leq x_2 \leq x_3 \dots x_n$, ordenada de modo crescente, as estimativas não enviesadas de α_s e β_r podem ser calculadas pelas seguintes expressões:

$$\hat{\alpha}_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\binom{N-i}{S}}{\binom{N-1}{S}} x_i \quad (12)$$

$$\hat{\beta}_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\binom{i-1}{r}}{\binom{N-1}{r}} x_i \quad (13)$$

Valverde (2004) descreve momentos L, em termos de MPP de ordem inferior a 5, como

$$\lambda_1 = \alpha_0 = \beta_0 \quad (14)$$

$$\lambda_2 = \alpha_0 - 2\alpha_1 = 2\beta_1 - \beta_0 \quad (15)$$

$$\lambda_3 = \alpha_0 - 6\alpha_1 + 6\alpha_2 = 6\beta_2 - 6\beta_1 + \beta_0 \quad (16)$$

$$\lambda_4 = \alpha_0 - 12\alpha_1 + 30\alpha_2 - 20\alpha_3 = 20\beta_3 - 30\beta_2 + 12\beta_1 - \beta_0 \quad (17)$$

em que λ_1 equivale à média ou momento L de posição da distribuição. Os λ com ordem superior a 1 são utilizados para descrever a forma e a escala das distribuições de probabilidade. Como medida equivalente ao coeficiente de variação (CV) é utilizado o coeficiente τ , dado por

$$\tau = \frac{\lambda_2}{\lambda_3} \quad (18)$$

Ainda, o coeficiente de curtose e a assimetria podem ser definidos, respectivamente, por (19) e (20).

$$\tau_3 = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} \quad (19)$$

$$\tau_4 = \frac{\lambda_4}{\lambda_2} \quad (20)$$

Depois de estabelecidos os momentos L , τ , τ_3 e τ_4 , é possível determinar os parâmetros da distribuição de probabilidade escolhida, igualando-se os momentos amostrais L com os momentos L populacionais. Para a GEV, os parâmetros podem ser calculados por

$$\hat{\alpha} = \frac{\lambda_2 \cdot \hat{\kappa}}{\Gamma(1 + \hat{\kappa}) \cdot (1 - 2^{-\hat{\kappa}})} \quad (21)$$

$$\hat{\beta} = \lambda_1 - \frac{\hat{\alpha}}{\hat{\kappa}} \cdot [1 - \Gamma(1 + \hat{\kappa})] \quad (22)$$

$$\hat{\kappa} = 7.8590 + 2.9554 \cdot C^2 \quad C = \frac{2}{3 + \tau_3} + \frac{\ln(2)}{\ln(3)} \quad (23)$$

Entre os métodos descritos, segundo Naghettini e Pinto (2007), o MMV é o mais eficiente, pois maximiza a probabilidade de um parâmetro representar uma população. Vários pesquisadores (NADARAJAH; CHOI, 2007; SANSIGOLO; KAYANO, 2010; VILLARINI et al., 2011) chegaram a bons resultados utilizando o MMV para a estimação dos parâmetros das distribuições utilizadas, considerando que, em todos esses trabalhos, foram utilizados mais de 39 anos de observação. Para registros menores, o MMV pode não ser o mais recomendável.

Martins e Stedinger (2000) compararam o MMV, MOM e MML por simulação de Monte Carlo e observaram que, para a distribuição GEV, o MMV pode produzir estimativas absurdas do parâmetro de forma (κ) para pequenas amostras e um desempenho ruim para a estimação dos quantis. Para esse caso, foi recomendado estimar os parâmetros pelo MML. Katz, Parlange e Naveau

(2002) também retratam, em um artigo de revisão, o fraco desempenho do MMV para pequenas amostras de variáveis hidrológicas. Como a maioria das séries históricas hidrológicas existentes no Brasil pode ser considerada curta (menos de 30 anos), o método dos momentos L pode produzir melhores resultados.

3.8 Análise espacial aplicada às informações hidrológicas

Para estudos hidrológicos é importante a avaliação do comportamento de um fenômeno se distribuindo em um determinado espaço. Assim, por exemplo, a precipitação máxima diária anual em uma determinada bacia hidrográfica pode apresentar um distinto comportamento no espaço. Para estudar a variabilidade espacial de variáveis hidrológicas em bacias hidrográficas, Hosking e Wallis (1997) propuseram o modelo de frequência regional que, em termos gerais, segundo Ceresetti et al. (2012), consiste das seguintes etapas: primeiro, realiza-se uma análise de consistência dos dados; depois agrupam-se as variáveis observadas nas estações em regiões consideradas homogêneas; posteriormente, ajusta-se uma distribuição de probabilidades adequada às estações comuns às regiões definidas na etapa anterior e, finalmente, aplica-se um modelo regressão à variável de interesse com grandezas fisiográficas ou climatológicas da região. Para trabalhos a respeito de aplicações de regionalização, consultar Baena et al. (2004), Ceresetti et al. (2012), Saraiva (2010) e Vendruscolo (2006).

Além da técnica já descrita, existem outros métodos que estimam o comportamento das variáveis hidrológicas no espaço, entre os quais se destacam os de interpolação espacial. A principal característica desses métodos é a consideração do posicionamento das variáveis de interesse em termos de um sistema de coordenadas. Os métodos de interpolação espacial podem ser

agrupados em duas classes: os determinísticos e os estocásticos. Landim e Yamamoto (2013) ressaltam que os modelos determinísticos têm como base critérios puramente geométricos, em que as distâncias são euclidianas e não fornecem medidas de incerteza. O inverso do quadrado da distância e o método Polígonos de Thiessen são exemplos de interpoladores determinísticos e são considerados como locais. Já Bettini (2007) classifica um modelo como estocástico quando pelo menos uma das suas variáveis envolvidas tem comportamento aleatório; caso os conceitos de probabilidade não sejam considerados durante a elaboração do modelo, ele é considerado determinístico. Esses modelos são capazes de quantificar incertezas associadas ao estimador e, entre eles, estão os métodos geoestatísticos.

3.8.1 Análise geoestatística de informações hidrológicas

3.8.1.1 Conceitos iniciais de geoestatística

A geoestatística, inicialmente desenvolvida para ambiente geológico e mineiro, é, atualmente, utilizada em uma ampla faixa de conhecimentos, entre eles na hidrologia, seja no auxílio de dimensionamento de projeto de estruturas hidráulicas, seja no estudo de mudanças climáticas ou, ainda, no gerenciamento da utilização de recursos hídricos de uma região.

A geoestatística é uma ferramenta de análise espacial iniciada a partir dos estudos de Daniel G. Krige e aprimorada, posteriormente, por Matheron, que formalizou a Teoria das Variáveis Regionalizadas (TVR). Matheron (1963) define uma variável regionalizada como uma função espacial numérica que

varia de um local para outro como uma continuidade aparente e cuja variação não pode ser representada por uma equação matemática simples.

De acordo com Prudhomme e Reed (1999), o primeiro pressuposto básico para a análise geoestatística é que os dados são uma realização de uma função aleatória expressa por $\{Z(x): x \in D\}$, em que x é uma coordenada espacial fixada em domínio espacial D , normalmente em duas dimensões.

O segundo pressuposto é a hipótese de estacionaridade, expressa em duas partes: a primeira é que a média do processo é assumida como constante e invariante no espaço, e pode ser expressa pela equação 24.

$$E[Z(x+h) - Z(x)] = 0 \quad (24)$$

em que $E[]$ denota a esperança matemática, $x \in D$, $x+h \in D$ e h é a distância euclidiana entre dois pontos, dada uma direção. Na segunda parte é assumida a hipótese de que a variância de $Z(x+h) - Z(x)$ só depende de h e não da localização de x . Essa hipótese pode ser expressa por

$$\text{Var}[Z(x+h) - Z(x)] = E[Z(x+h) - Z(x)]^2 = 2 \cdot \gamma(h) \quad (25)$$

Isolando $\gamma(h)$, pode-se calcular a função semivariância, que é dada por

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{[(Z(x_i) - Z(x_i+h))]^2\} \quad (26)$$

e pode ser estimada por

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^N [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (27)$$

em que $N(h)$ é o número de pares de pontos dos valores medidos $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$, e h é um vetor que representa a distância entre os pontos, portanto, depende de uma direção e uma magnitude (VIEIRA et al., 2011). O semivariograma experimental é um gráfico dos valores de $\hat{\gamma}(h) \times h$ (Gráfico 2). Para construí-lo, primeiro, considera-se a forma da distribuição espacial dos dados amostrais, que podem estar distribuídos de forma regular ou irregular. Para pontos distribuídos regularmente calcula-se o semivariograma por meio da equação (27), utilizando-se os pares de pontos encontrados a uma determinada distância h (lags), ao longo de uma direção. Para pontos irregulares, Landim e Yamamoto (2013) acrescentam parâmetros adicionais, além da direção e da distância. Para cada ponto de dado, define-se uma janela, dentro da qual pode haver ou não pontos amostrados. Essa janela é definida pela direção, pela tolerância angular e pelo tamanho e a tolerância do passo. Na Figura 1 retrata-se um exemplo de distribuição regular e irregular de pontos amostrados.

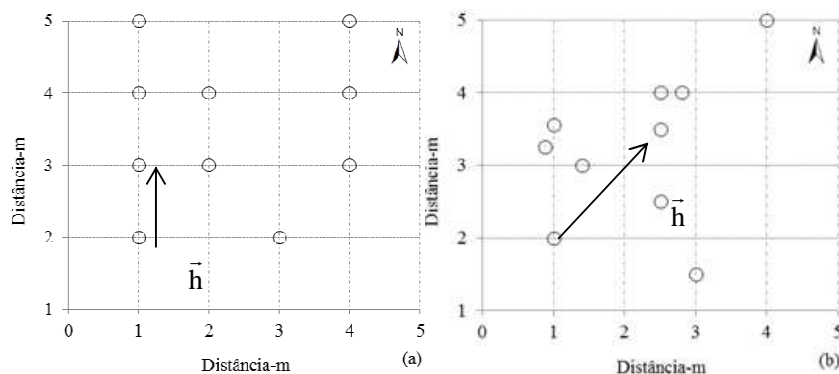


Figura 1 (a) Distribuição regular e (b) distribuição irregular de pontos; \uparrow representa o vetor \vec{h} ; \circ , o ponto amostrado.

Depois de estimados os valores $\hat{\gamma}(h)$, o gráfico do semivariograma experimental pode ser estabelecido, como exemplificado no Gráfico 2.

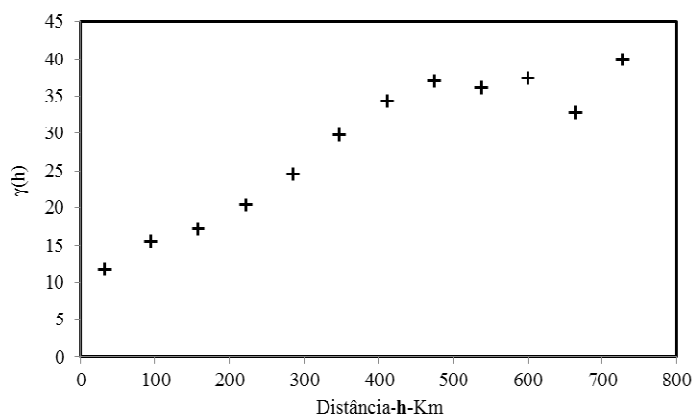


Gráfico 2: Semivariograma experimental típico apresentando continuidade espacial.

É interessante salientar que, para pares de pontos próximos, observam-se valores de $\hat{\gamma}(h)$ pequenos; à medida que h aumenta, $\hat{\gamma}(h)$ também aumenta até certo limite; com um maior aumento do h , $\hat{\gamma}(h)$ tende à estabilidade. O comportamento do valor de $\hat{\gamma}(h)$ até chegar à estabilização é chamado de continuidade espacial, dependência espacial ou autocorrelação.

3.8.1.2 O semivariograma teórico

Existem modelos teóricos de ajuste aplicáveis aos semivariogramas experimentais, como efeito pepita puro, esférico, exponencial, gaussiano e modelo linear, com patamar e sem patamar. Os modelos teóricos com patamar apresentam certos parâmetros próprios, entre eles o alcance, o patamar, a contribuição e o efeito pepita.

O patamar (C - sill) é o valor para o qual a semivariância $\gamma(h)$ tende a um valor constante. Segundo Vieira (2000), é aproximadamente igual à

variância dos dados. O alcance (a) é a distância a partir da qual o semivariograma apresenta pouca ou nenhuma estruturação espacial entre as variáveis. O efeito pepita (C_0) pode ser resultado tanto da variabilidade espacial do fenômeno espacial em estudo como da escala de amostragem. A contribuição (C_1) é a diferença entre o patamar e o efeito pepita. Esses parâmetros para um modelo esférico estão demonstrados no Gráfico 3.

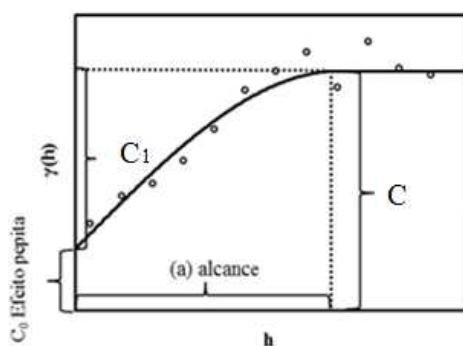


Gráfico 3 Parâmetros do semivariograma (modelo esférico).

Ly, Charles e Degré (2011) apresentaram as seguintes equações para os modelos esférico, gaussiano e exponencial, respectivamente:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[1.5 \left(\frac{h}{a} \right) - 0.5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] & \text{se } h \leq a \\ C_0 + C_1 & \text{se } h > a \end{cases} \quad (28)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(\frac{-3 \cdot h^2}{a^2} \right) \right] \quad (29)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(\frac{-3 \cdot h}{a} \right) \right] \quad (30)$$

em que C_1 = contribuição, a = alcance e h = distância entre os pares de pontos amostrados em uma direção determinada e C_0 é valor de efeito pepita. As formas gráficas dos modelos são apresentadas no Gráfico 3.

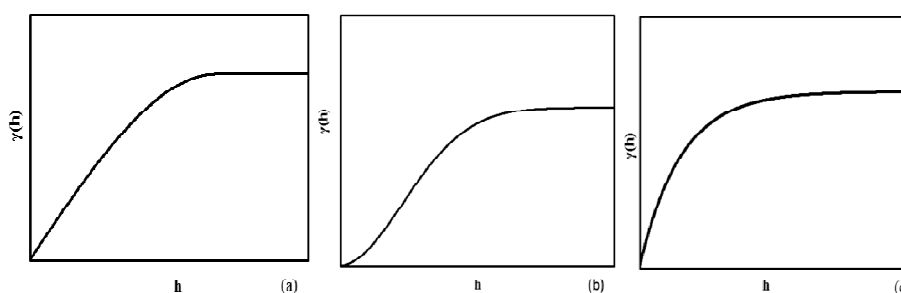


Gráfico 3 (a) Modelo esférico; (b) Modelo gaussiano; (c) Modelo exponencial.

Existem alguns procedimentos para o ajuste dos parâmetros da função do semivariograma. Mello et al. (2005) destacam o métodos dos quadrados mínimos ordinários, o métodos dos quadrados mínimos ponderados, o método da máxima verossimilhança e o método visual, também chamado “a sentimento”. Nesse trabalho, os autores compararam o desempenho dos métodos utilizando dois modelos de função semivariância, para dados de 130 parcelas de 525 m², lançadas em um povoamento de *Eucalyptus grandis*. Como mais eficiente, destacou-se o modelo exponencial ajustado pelo método da máxima verossimilhança. Para uma descrição mais detalhada dos métodos de ajuste dos parâmetros do semivariograma, consultar o trabalho citado e os de Borssoi, Uribe-Opazo e Rojas (2009) e Zimmerman e Zimmermam (1991).

Ao se estabelecer o gráfico do semivariograma, pode-se observar se há variação nos parâmetros ou se eles permanecem constantes à medida que muda-se a direção de h . Caso o gráfico permaneça com os mesmos valores, é dito que o fenômeno é isotrópico e, se ocorre variação, o fenômeno é anisotrópico. No Gráfico 4 observa-se o fenômeno de anisotropia.

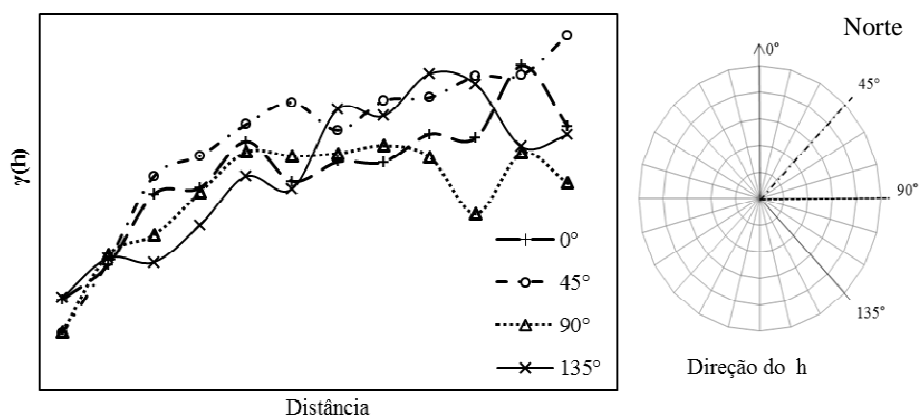


Gráfico 4 Semivariograma experimental verificando a anisotropia combinada.

Guedes et al. (2008) esclarecem os principais tipos de anisotropia estudados na geoestatística: geométrica, zonal e combinada. A anisotropia geométrica é verificada pela existência de um único patamar com alcances diferentes à medida que se varia a direção de h . Já a anisotropia zonal caracteriza-se pela presença de patamares diferentes conforme a mudança de direção de h , porém, sem alteração no valor do alcance. A anisotropia combinada ou mista é caracterizada pela alteração dos valores do patamar e do alcance à medida que o valor de h varia.

Landim e Yamamoto (2013) salientam que, ao se detectarem as anisotropias, devem-se considerá-las na construção do semivariograma teórico, para não atrapalhar o processo de estimação. O objetivo da correção da anisotropia é a obtenção de um variograma isotrópico. Mais detalhes sobre as metodologias para a correção de anisotropias podem ser encontrados nos trabalhos de Bettini (2007), Guedes et al. (2008) e Landim e Yamamoto (2013).

Estabelecido o modelo teórico do semivariograma, pode-se avaliar o grau de dependência espacial (GD). Esse índice pode ser mensurado conforme o trabalho de Cambardella et al. (2004):

$$GD = \left(\frac{C_1}{C_1 + C_0} \right) \cdot 100 \quad (31)$$

em que C_1 é a contribuição e C_0 é o efeito pepita do semivariograma. Segundo Cambardella et al. (1994), se $GD < 25\%$, o grau dependência espacial é considerado fraco; para $GD \geq 25\%$ e menor que 75%, o grau de dependência espacial é moderado e, se $GDE \geq 75\%$, há um forte grau de dependência espacial.

Após ajustado o modelo teórico, pode-se aplicar o método da krigagem, a fim de estimar valores não amostrados. Goovaerts (1997) define a krigagem como uma família de algoritmos de regressão de mínimos quadrados generalizados. Os métodos de krigagem mais conhecidos compreendem a krigagem simples, a universal, a indicadora e a ordinária. A krigagem ordinária será descrita por ser a mais usual; as outras formas estão descritas em Bettini (2007), Cressie (1991) e Landim e Yamamoto (2013).

A krigagem ordinária (KO) utiliza a continuidade espacial entre amostras vizinhas para estimar valores em qualquer posição dentro do campo, sem tendência e com variância mínima. O estimador da krigagem ordinária, segundo Carvalho et al. (2010), pode ser calculado por

$$Z_{ko}^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i) \quad (32)$$

em que $Z_{ko}^*(x_0)$ é o valor da variável a ser estimada em um local x_0 não amostrado, $Z(x_i)$ é o valor da variável na coordenada x_i e λ_i 's são os pesos ótimos, calculados sob a condição do estimador não estar enviesado e da

variância da estimativa ser mínima. De acordo com Landim e Yamamoto (2013), a condição de não viés é satisfeita quando:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (33)$$

O sistema de equações KO apresentado por Landim e Yamamoto (2013) pode ser calculado, na forma matricial, por

$$\begin{bmatrix} 0 & \gamma(x_1-x_2) & \cdots & \gamma(x_1-x_n) & 1 \\ \gamma(x_2-x_1) & 0 & \cdots & \vdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n-x_1) & \gamma(x_n-x_2) & \cdots & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_1-x_0) \\ \gamma(x_2-x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_n-x_0) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (34)$$

Para encontrarem-se os pesos λ , utiliza-se o método de resolução de sistemas de equações lineares, em que:

$$[\lambda] = [A]^{-1} \cdot [C] \quad (35)$$

Mello et al. (2003b) descrevem a matriz A como a matriz inversa de semivariância entre as localidades vizinhas de ponto, determinada pelo modelo de semivariograma com base nas distâncias euclidianas entre as localidades e a matriz C como matriz de semivariância entre as localidades vizinhas e o ponto para o qual a variável será interpolada, também determinado pelo modelo de semivariograma. Ao encontrar a solução da equação 35, utiliza-se a equação 31 para encontrar o valor de $Z_{ko}^*(x_0)$. A partir dos λ encontrados, também é possível calcular a variância associada, pelo o valor estimado e o valor real.

$$\sigma^2 = \text{Var}(Z_0^* - Z_0) = \mu + \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot \gamma(x_i - x_0) \quad (36)$$

Para se obter resultados satisfatórios, ao se utilizar a krigagem ordinária, é recomendável fazer uma prévia análise exploratória dos dados, para verificar uma possível tendência espacial nos dados e a presença de pontos atípicos.

Kerry e Oliver (2007) relatam, como prática padrão para a análise exploratória de dados na geoestatística, a análise do valor da assimetria do conjunto de dados. Caso ele esteja entre -1 e 1, pode-se trabalhar com os dados brutos, mas, se o valor estiver fora deste limite, uma investigação do histograma deve ser realizada. Um resumo desse procedimento pode ser observado na Figura 2.

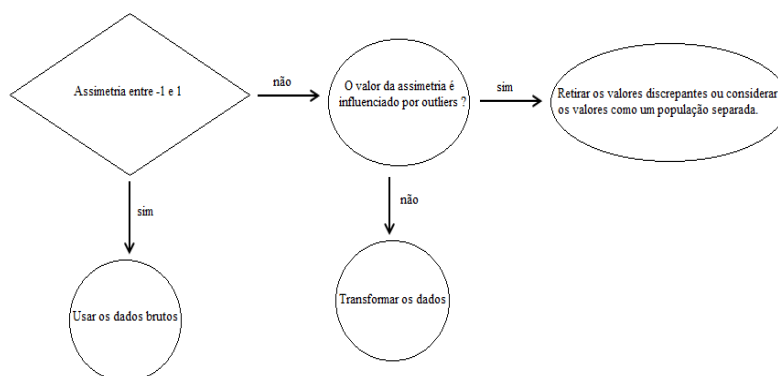


Figura 2 Diagrama de análise do valor da assimetria dos dados.

Cressie (1993) ressalta que a normalidade dos dados não é necessária, porém, considera que dados muito assimétricos podem comprometer os resultados.

Após a análise exploratória e a interpolação espacial dos dados, existem técnicas para avaliar a qualidade dos resultados gerados pelo método aplicado. Entre outras, utilizam-se a autovalidação (AV) e a validação preditiva (VP).

Segundo Carvalho, Assad e Pinto (2012), a autovalidação consiste na retirada de uma amostra individual e realiza-se a predição desse dado utilizando-se o modelo previamente ajustado. Procede-se dessa maneira até que todos os dados tenham uma predição. Assim, os valores previstos podem ser comparados com os valores observados, a fim de avaliar quão bem a interpolação está trabalhando, de acordo com a sua autoconsistência. A validação preditiva consiste na separação de um conjunto de dados da amostra que não fará parte do processo de interpolação. Após os dados serem modelados pelo semivariograma teórico escolhido e serem krigados, estimam-se os valores dos pontos da amostra previamente separada. Assim, comparam-se os valores observados da amostra pré-selecionada com os valores estimados pelo modelo. Para a autovalidação e a validação preditiva, utilizam-se, normalmente, o erro médio reduzido (EMR) e o desvio padrão do erro (DPE). Para maiores detalhes verificar os trabalhos de Alvarenga et al. (2011), Carvalho, Assad e Pinto (2012) e Ly, Charles e Degré (2011).

Para o cálculo do EMR e o DPE, Junqueira Júnior et al. (2008) propuseram

$$\text{EMR} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \frac{(z(x_i) - z^*(x_i))}{\sigma(x_i)} \quad (37)$$

$$\text{DPE} = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \left\{ \sum_{i=1}^N \frac{(z(x_i) - z^*(x_i))}{\sigma(x_i)} \right\}^2} \quad (38)$$

em que N é o número de dados da validação; $z(x_i)$ é o valor observado no ponto i ; $z^*(x_i)$ é o valor estimado para o ponto i e $\sigma(x_i)$ é o desvio padrão da krigagem. Considerando-se um desempenho ideal, EMR deve ser 0 e o desvio padrão do erro (DPE) deve ser 1 .

Vários são os trabalhos encontrados na literatura que descrevem a utilização de ferramentas geoestatísticas aplicadas à precipitação, entre os quais destacam-se alguns. Mello et al. (2003a) compararam a krigagem com o inverso do quadrado da distância para estimar parâmetros da equação de chuva intensa de 140 estações do estado de São Paulo. Destas, 126 foram utilizadas para a interpolação e o restante para a validação. Os resultados demonstraram que ambos os métodos foram satisfatórios, porém, a krigagem apresentou menores erros médios para 11 estações. Os autores chegaram à conclusão de que a krigagem pode ser considerada o método mais adequado.

Vanniitsen e Naveau (2007) avaliaram a dependência espacial de precipitações máximas por duas redes pluviométricas da Bélgica. As dependências entre pares foram estimadas por um variograma de ordem 1, também chamado madograma. Os autores identificaram que o grau de dependência varia muito de acordo com três fatores: a distância entre duas estações pluviométricas, a estação do ano (verão ou inverno) e a duração da precipitação (horária, diária, mensal, etc.). O aumento da duração da precipitação (a partir de uma hora a 20 dias) resultou em uma maior dependência espacial.

Machado et al. (2010) avaliaram a distribuição das precipitações pluviais máximas diárias anuais, para diferentes períodos de retorno para o estado do Rio de Janeiro, por meio de técnicas geoestatísticas. As séries de dados foram provenientes de 119 postos pluviométricos que apresentavam, em média, 36 anos de observações. Para cada estação foi identificada a chuva média máxima diária anual e, em seguida, foram estimados os eventos associados aos períodos de retorno de 2, 5, 10, 25, 50 e 100 anos, por meio da distribuição Gumbel. Com esses conjuntos de dados, foram obtidos os modelos experimentais de semivariogramas. Os resultados revelaram que as chuvas associadas aos seus respectivos períodos de retorno apresentaram dependência

espacial e os modelos exponencial e esférico foram adequadamente ajustados aos semivariogramas experimentais.

Almeida et al. (2011) utilizaram técnicas de geoestatística para ajustar um modelo de série temporal de precipitação. O estudo foi realizado na bacia do rio Itapemirim, em uma série de precipitação mensal entre os anos de 1940 a 2006. O modelo geoestatístico foi comparado com um modelo de séries temporais de Box e Jenkins e aquele apresentou melhores resultados na estimação da precipitação mensal.

Carvalho, Assad e Pinto (2012) avaliaram a distribuição espacial da precipitação anual média do estado de São Paulo, utilizando a cokrigagem e o inverso do quadrado da distância. Para a cokrigagem foi utilizada a altitude como variável auxiliar. Os resultados demonstram que a cokrigagem foi 82 vezes mais precisa que o método do quadrado da distância.

Ly, Charles e Degré (2011) tiveram como objetivo comparar diferentes algoritmos de interpolação espacial para precipitação diária em grades regulares de 1 km². Foram utilizados dados de 70 estações, na região montanhosa na Bélgica, com 30 anos de observações. Os autores comparam alguns métodos de krigagem (ordinária, universal, cokrigagem) entre si e com o método do inverso do quadrado da distância ponderado e o dos polígonos de Thiessen. Para modelagem do semivariograma foram testados os seguintes modelos: gaussiano, exponencial, esférico, pentaesférico e quadrático. Os resultados mostraram que a krigagem utilizando o semivariograma gaussiano apresentou melhores resultados que os métodos determinísticos.

Mello e Viola (2013) estudaram, a partir de dados de 177 estações meteorológicas, o mapeamento de chuvas intensas para o estado de Minas Gerais. A técnica de cokrigagem foi utilizada para a interpolação espacial, tendo a altitude como variável auxiliar na krigagem. Como resultados, os autores

identificaram áreas com maiores vulnerabilidades à ocorrência de chuvas intensas e descreveram possíveis influências para a formação desses fenômenos.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Caracterização da região de estudo

A região sudeste do Brasil é formada pelos estados do Espírito Santo, Minas Gerais, Rio de Janeiro e São Paulo (Figura 3), e ocupa uma área de 924.266 km², equivalente a 10,86% do território nacional. Nela se concentram 80.364.010 habitantes, o que corresponde a 42,13% da população brasileira, com densidade demográfica de 76,25 habitantes/km² (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE, 2013). Limita-se, ao norte e a nordeste, pelo estado da Bahia; a oeste e a noroeste pelos estados de Mato Grosso do Sul e Goiás; a leste e a sudeste pelo Oceano Atlântico e ao sul e a sudoeste, pelo estado do Paraná. Possui uma região de grande concentração urbana, orografia complexa e está contida em quatro grandes bacias hidrográficas: bacia rio São Francisco, bacia do rio Paraná, bacia do Atlântico Trecho Leste e, em menor porção, a bacia do Atlântico Trecho Sudeste.

Segundo Minuzzi et al. (2007), a região sudeste tem uma climatologia diversificada, devido a vários fatores, como a orografia, a posição geográfica e os sistemas atmosféricos de pequena, média e grande escala que atuam, direta ou indiretamente, no regime pluvial. Dentre esses sistemas atmosféricos destacam-se a zona de convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e os sistemas frontais como atuantes diretos, o anticiclone subtropical do Atlântico Sul (ASA) e o vórtice ciclônico de ar superior, como indiretos. Melo Júnior et al. (2006) e Reboita et al. (2010) descrevem alguns fatores que influenciam a quantidade precipitada nessa região, dentre os quais, citam-se: complexos convectivos de

mesoescala (CCM), fatores orográficos, ZCAS, pequenas células convectivas, ASA e os sistemas frontais.

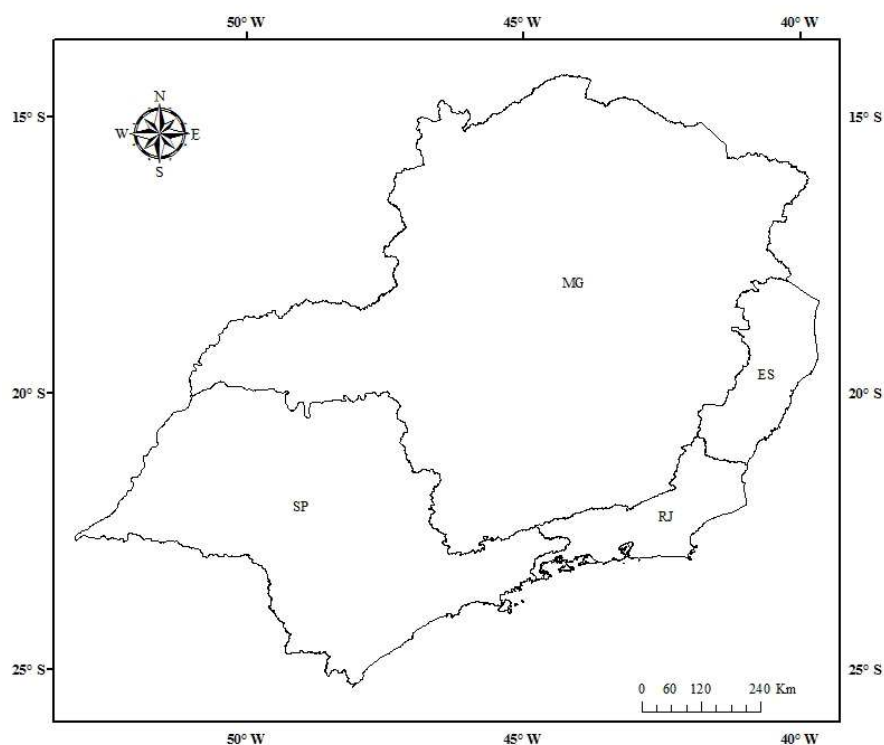


Figura 3 Mapa da região sudeste do Brasil

Considerando a importância da agricultura, a vocação hidroenergética e a ocorrência de episódios de casos de enchentes na região, torna-se cada vez mais relevante o conhecimento da distribuição espacial e da frequência de precipitação máxima diária anual. Para tanto, é necessário que a região tenha uma boa cobertura de postos de observações pluviométricas, uma vez que a precipitação tem forte variabilidade espacial.

Definida a região em que se quer estudar o comportamento temporal e espacial das precipitações máximas diárias anuais e selecionadas as estações

pluviométricas de estudo, uma análise preliminar nos dados de cada estação foi feita, a fim de caracterizar melhor o fenômeno em estudo, o que está descrito no próximo item.

4.2 Análise preliminar dos dados e estimação dos parâmetros da distribuição GEV

Os dados utilizados no presente trabalho foram obtidos junto ao Sistema Nacional de Informação de Recursos Hídricos (SINRH), disponibilizados pela Agência Nacional de Águas. Após a obtenção das referidas séries, foi selecionado o maior valor de precipitação diária de cada ano e, assim, foi construída uma nova série histórica de precipitações máximas diárias anuais.

Para a análise de série temporal de precipitações, a World Meteorological Organization - WMO (1994) recomenda séries temporais com, pelo menos, 30 anos de registros. Entretanto, devido à escassez de séries dessa magnitude, especialmente em países em desenvolvimento, em vários trabalhos utilizam-se séries menores, podendo-se citar Back (2011), Quadros, Queiroz e Vila-Boas (2011) e Silva e Clarke (2004).

O primeiro critério para a seleção das estações foi o tempo de observação, que foi igual ou superior a 15 anos de observações ininterruptas, para evitar o preenchimento de falhas. Esse procedimento foi evitado porque as metodologias existentes utilizam dados das estações vizinhas sem considerar a dependência espacial existente entre estações. Em seguida, foi verificada a estacionaridade pelo teste de Spearman. O detalhamento dos tipos de tendências temporais e as possíveis causas das mudanças requerem estudos mais detalhados e séries com tempo de observações maiores. Para se atingir o objetivo principal deste trabalho, foi necessário utilizar apenas as séries estacionárias para a aplicação dos procedimentos posteriores.

Na sequência, foi averiguada a qualidade da aderência da distribuição GEV pelo teste Filliben. Posteriormente, os parâmetros da distribuição GEV

foram estimados pelo MML, seguindo as recomendações dos trabalhos de Katz, Parlange e Naveau (2002) e Martins e Stedinger (2000). Após a obtenção dos parâmetros da distribuição, procedeu-se à análise exploratória dos dados e ao posterior modelamento do semivariograma.

4.3 Análise exploratória, construção dos semivariogramas e interpolação espacial

Com a finalidade de construir os semivariogramas foi realizada a análise exploratória avaliando-se os histogramas de frequência, as ocorrências de tendências, os gráficos “boxplot” e os semivariogramas experimentais.

A análise exploratória iniciou-se com o exame dos histogramas dos valores de cada parâmetro da distribuição GEV, conjuntamente com o valor da assimetria dos dados. Posteriormente, foi verificada a existência de candidatos a valores discrepantes, usando o boxplot para localizar os pontos que distavam muito da massa de dados. Finalmente, verificou-se a possível ocorrência de tendência no espaço.

Após a análise exploratória de dados, foi verificada a estrutura espacial dos parâmetros da DPGEV por meio dos modelos de semivariograma exponencial, esférico e gaussiano. O ajuste dos parâmetros dos modelos (patamar, alcance e efeito pepita) foi obtido pelo método dos mínimos quadrados ponderados. Como critério de escolha do melhor modelo, foram considerados o grau de dependência espacial (GD) e os resultados das análises da autovalidação e validação preditiva. Para esta última, foi separado um conjunto com 100 estações. Com os semivariogramas prontos, foi feita a krigagem ordinária e os procedimentos de autovalidação e validação preditiva, utilizando-se as equações (37) e (38) para aferir a qualidade da interpolação.

Escolhido o melhor modelo de semivariograma, foi verificada a possível ocorrência de anisotropia nas direções 0° , 45° , 90° , 135° e,

posteriormente, foram gerados mapas temáticos dos parâmetros da distribuição de probabilidade GEV. Assim, foi possível a estimação dos quantis de chuvas intensas associados a quaisquer tempos de retorno para toda a região sudeste.

Com a finalidade de identificar áreas com maiores vulnerabilidades de ocorrência de chuvas intensas, a partir dos parâmetros obtidos na interpolação, foram estimados os quantis associados ao tempo de retorno de cinco, cinquenta e cem anos.

O software utilizado para as modelagens geostatísticas e a geração dos mapas temáticos foi o ArcGIS 10[®] e, para geração dos gráficos, o Microsoft Excel 2010[®]. Para a estimação dos parâmetros da distribuição GEV, foi utilizado o software SEAF (Protótipo de um sistema especialista para análise de frequência local de eventos hidrológicos máximos anuais), elaborado por Cândido (2003). Para a confecção dos mapas, adotou-se a Projeção Cônica Albers Equivalente. Segundo Campos et al. (2008), essa projeção é a mais indicada para trabalhos de análise espacial, pois não há sobreposição de zonas, resultando uma menor distorção nas áreas.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na tabela 1 apresenta-se o número de estações pluviométricas ativas por estado. Esta informação foi obtida a partir do Inventário das Estações Pluviométricas (AGÊNCIA NACIONAL DAS ÁGUAS - ANA, 2012), disponibilizado pela Agência Nacional de Águas. A tabela 2 apresenta-se a distribuição geográfica dessas estações pluviométricas.

Tabela 1 Rede de estações pluviométricas por estado

Estado	Número de estações pluviométricas	Área (km²) *	Densidade (km² por estação)
Minas Gerais	526	586.522	1115
São Paulo	1193	248.222	208

Rio de Janeiro	119	43.780	367
Espírito Santo	83	46.095	555
Total	1921	-	-

*Fonte: IBGE (2013)

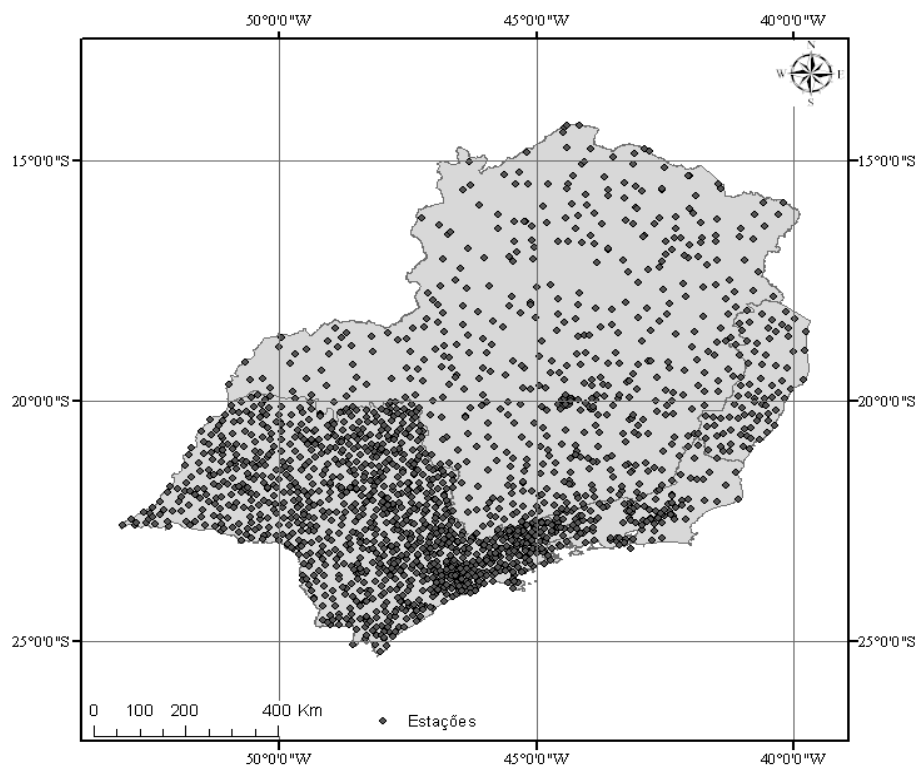


Figura 4 Distribuição geográfica das estações pluviométricas utilizada neste estudo.

Pode-se verificar, por meio da observação da Tabela 1, que o estado de São Paulo tem o maior número de estações pluviométricas, com o total de 1.193 estações. O Espírito Santo tem o menor número de estações, no total de 83, enquanto Minas Gerais e Rio de Janeiro têm 526 e 119 estações, respectivamente. Em termos de densidade pluviométrica ($\text{km}^2/\text{estação}$), o estado de São Paulo tem a menor densidade de estações ($208 \text{ km}^2/\text{estação}$) e o estado de Minas Gerais, a maior densidade de estações ($1.115 \text{ km}^2/\text{estação}$).

A WMO (1994) recomenda um critério de densidade mínima de estações pluviométricas, baseado em unidades fisiográficas, conforme a Tabela 2.

Tabela 2 Densidades recomendadas pela OMM

Unidade fisiográfica	Densidades mínimas por estação (km² por estação)
Zonas costeiras	900
Zonas montanhosas	250
Zonas de planícies	575
Serras	575

Fonte: Adaptada da OMM

O estado de São Paulo tem unidades fisiográficas diversificadas ao longo do seu território, porém, a densidade de estações pluviométricas do estado atende ao critério mais restritivo, portanto, pode-se considerar que o estado atende à recomendação OMM. Os estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo atendem aos critérios de região serrana, planície e zonas costeiras. O estado de Minas Gerais não atende às recomendações, pois sua densidade de estações pluviométricas é 1.115 km² por estação, superior a todas as unidades fisiográficas da Tabela 2.

5.1 Registros do tempo de observação

No Gráfico 5 apresenta-se o número de estações pluviométricas por anos de observações para cada estado e, na Tabela 2, são apresentadas a média e a moda de anos observados por estado. Caso fosse adotada a recomendação da Organização Mundial de Meteorologia, de se utilizar apenas séries temporais com pelo menos 30 anos de registros, 40% das estações precisariam ser desconsideradas nesta fase do trabalho. Com a diminuição desse critério para 15

anos de observações ininterruptas, foram descartadas apenas 243 estações, permanecendo, para a próxima etapa, 1.678 estações.

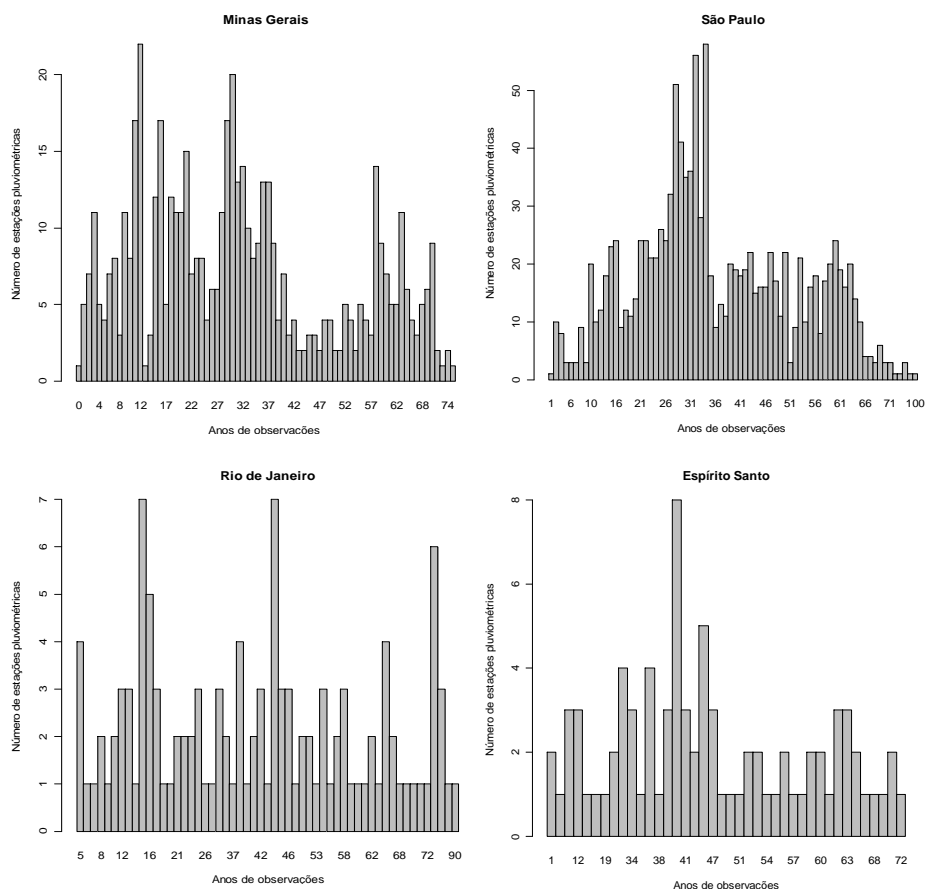


Gráfico 5 Frequência dos registros dos anos de observações das precipitações máximas diárias anuais da região sudeste.

Tabela 3 Número médio de anos observações

Estação	Número médio de observações (anos)	Moda
Minas Gerais	32	25
São Paulo	39	27

Rio de Janeiro	35	25
Espírito Santo	40	27

5.2 Análises da estacionaridade e aderência

Por meio do teste de Spearman, considerando 5% de significância, foi possível observar as estações que não apresentaram estacionaridade. O resultado está apresentado na Figura e na Tabela 4. Na Figura 7 apresenta-se a análise de aderência em relação à distribuição GEV.

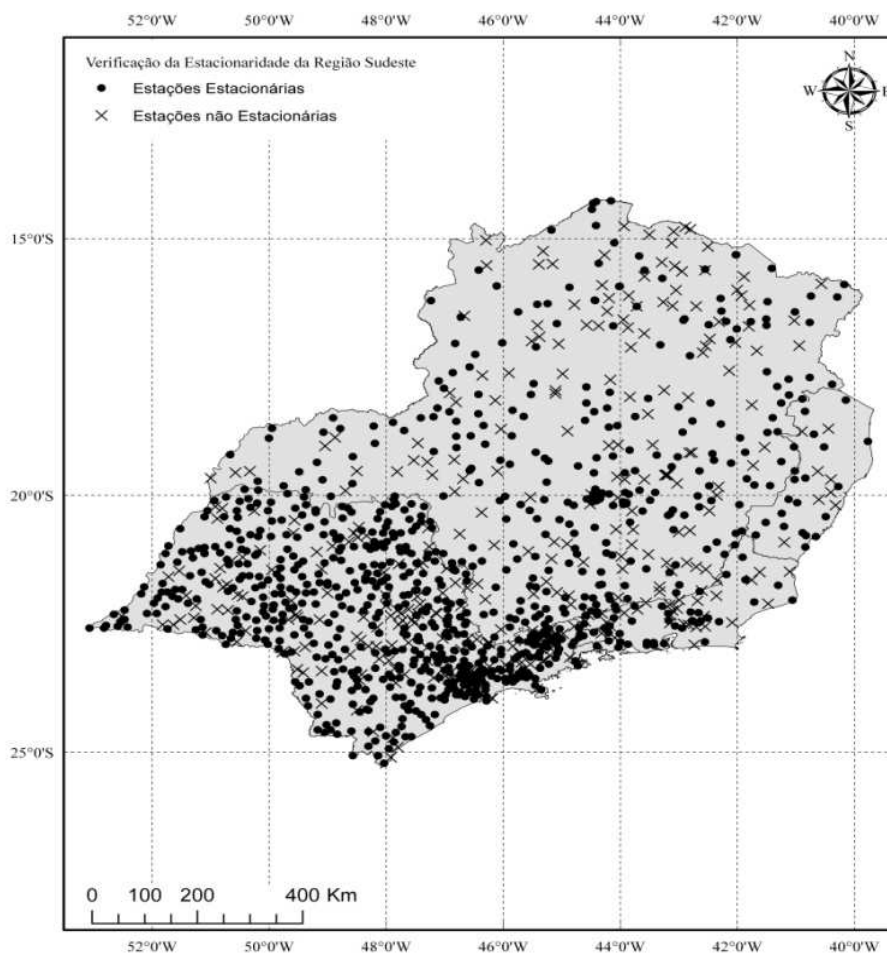


Figura 6 Verificação da estacionaridade das estações pluviométricas.

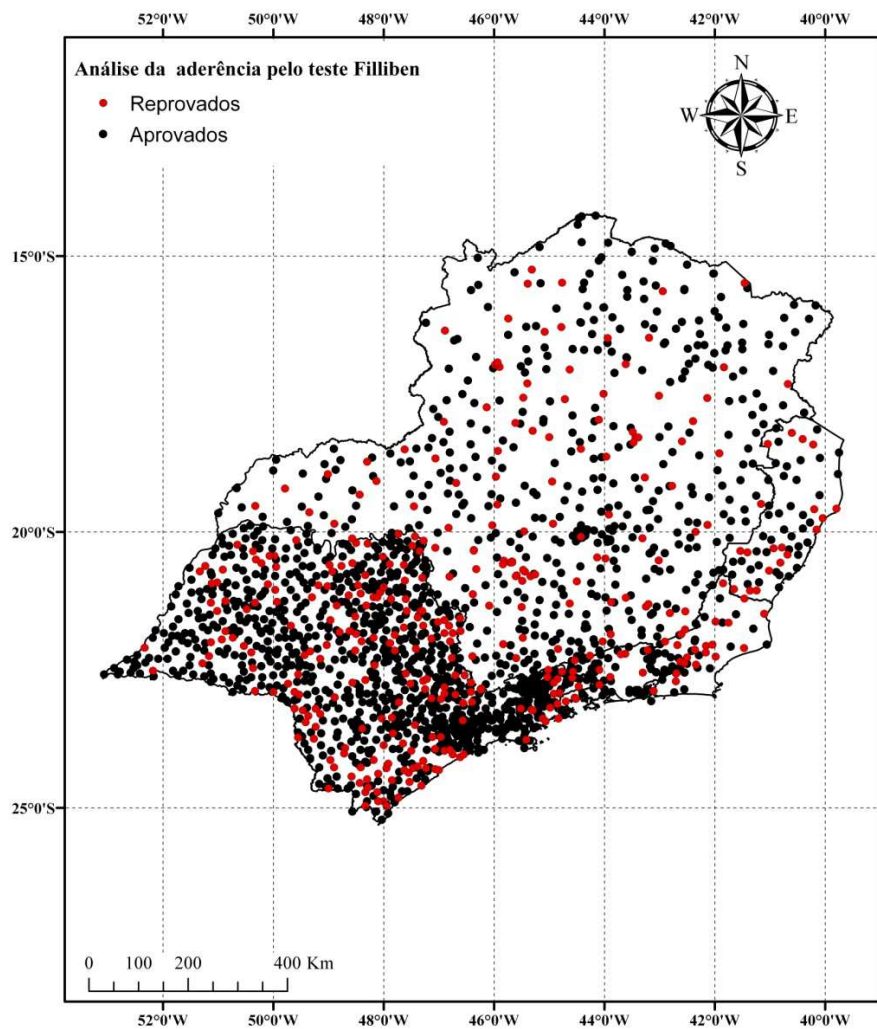


Figura 7 Verificação da aderência em relação à distribuição de probabilidade GEV.

Tabela 4 Resultado da avaliação da estacionaridade das estações pelo teste de Spearman

Estação	Estações não estacionárias
Minas Gerais	160
São Paulo	142
Rio de Janeiro	28
Espírito Santo	32
Total	362

As estações consideradas não estacionárias foram desconsideradas para as análises posteriores. Na sequência, foi realizada a análise de aderência. Pelo teste Filliben, observou-se que os dados de 365 estações não podem ser representados pela distribuição de probabilidade GEV, sendo elas também desconsideradas. Na Figura 7 estão resumidos os procedimentos realizados em todas as etapas anteriores.

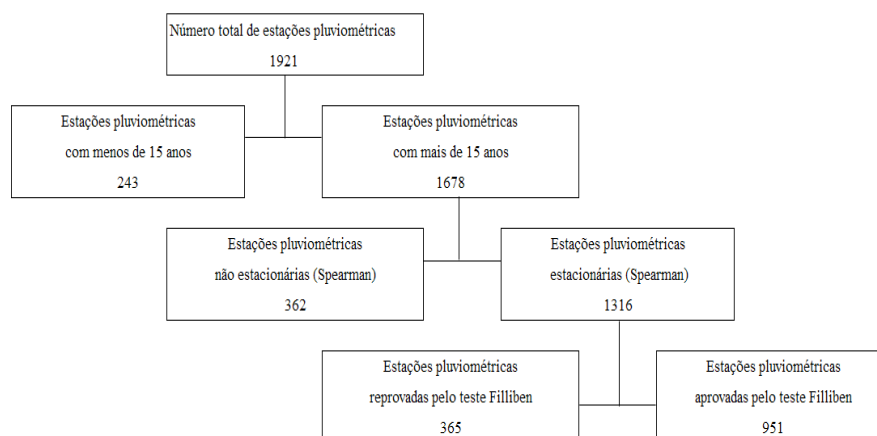


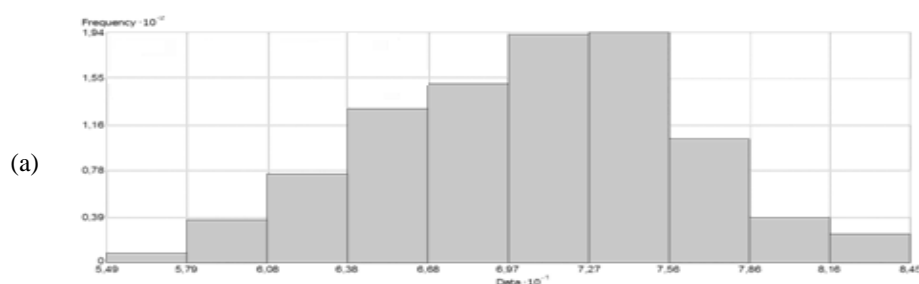
Figura 7 Síntese geral para análise preliminar de dados.

5.3 Estimação dos parâmetros das estações

Foi utilizado o programa SEAF, proposto por Cândido (2003), para a estimação dos parâmetros da distribuição GEV. Utilizando-se o método dos momentos L (MML), o programa estimou os parâmetros de escala, posição e de forma, para as 951 estações distribuídas pela região sudeste. O resultado da estimação apresentou valores do parâmetro alfa variando de 9,76 a 27,89; para o parâmetro beta, de 58,54 até 81,13 e, para o parâmetro kappa, a variação foi 0,114 a 0,263.

5.4 Análise exploratória

Os histogramas dos parâmetros da DPGEV (Gráfico 6) apresentam, visualmente, uma normalidade. Verifica-se essa situação por meio do valor da assimetria, estimado para os parâmetros alfa, beta e kappa, que foram, respectivamente, de 0,52, -0,13 e 0,38, o que, segundo Kerry e Oliver (2002), implica na não necessidade de transformação nos dados. Pela análise do histograma do parâmetro de forma (Gráfico 6 c) percebe-se uma faixa de valores longe da massa de dados, indicando a possível existência de *outliers*, a qual foi confirmada a partir dos boxplots apresentados no Gráfico 7.



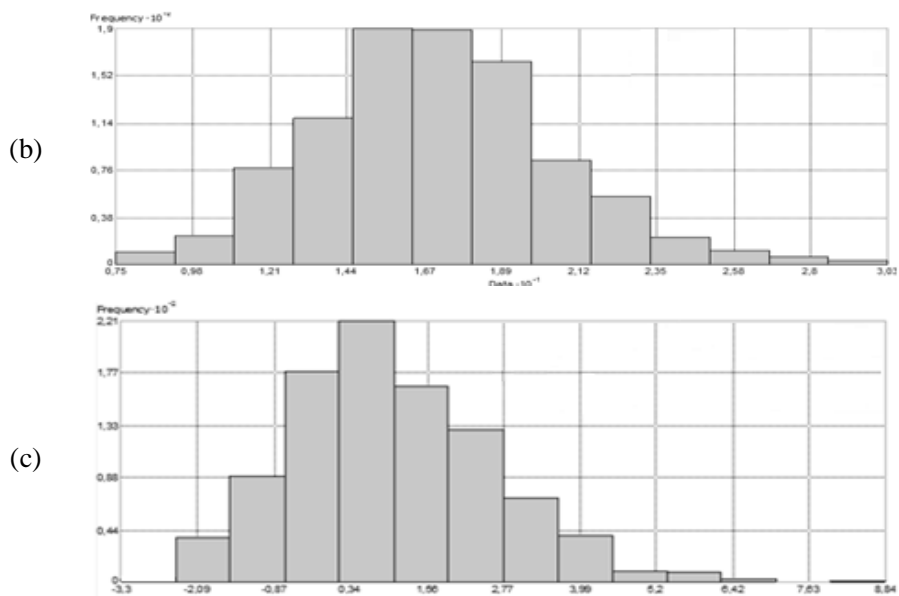
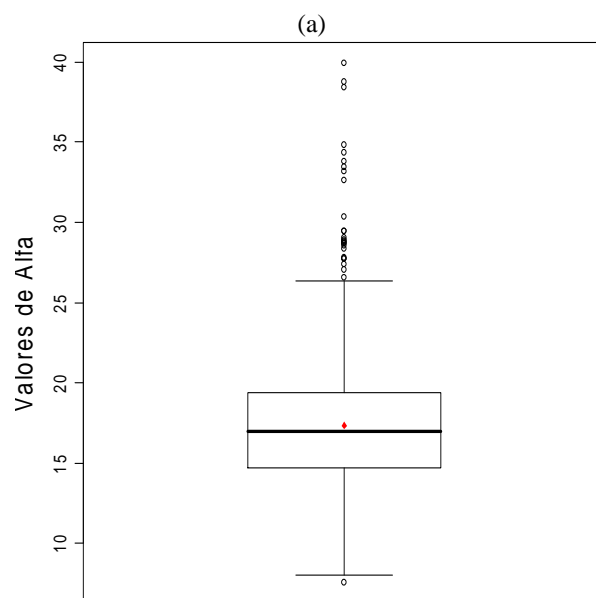


Gráfico 6 (a) Histograma do parâmetro de posição (β); (b) histograma do parâmetro de escala (α); (c) histograma do parâmetro de forma (κ) da distribuição GEV.



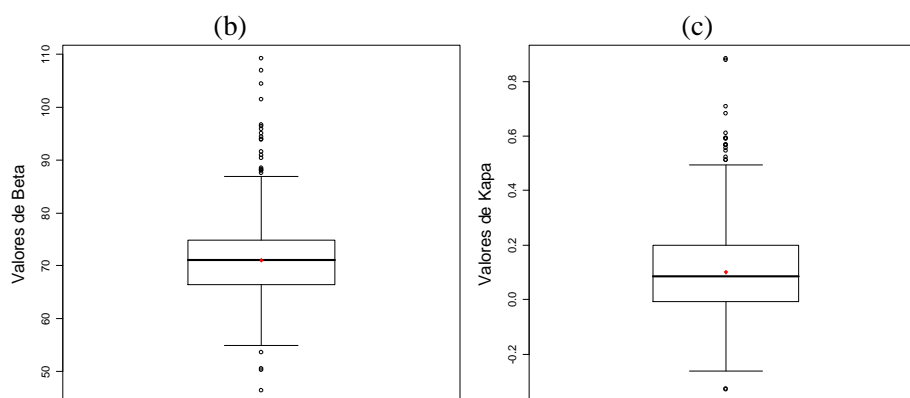


Gráfico 7 Boxplot dos parâmetros alfa (a), beta (b) e kapa (c) da distribuição GEV, com os respectivos *outliers*.

Como as análises dos diagramas de caixa permitiram detectar possíveis candidatos a *outliers*, verificou-se que os mesmos alteravam de maneira prejudicial os cálculos posteriores. Optou-se pela retirada permanente dos mesmos, restando, para a próxima etapa, 901 estações.

5.5 Análise de tendência espacial

Pela análise dos Gráficos 8, 9 e 10 é possível constatar que não há ocorrência de tendência espacial, ou seja, os parâmetros se distribuem aleatoriamente no espaço.

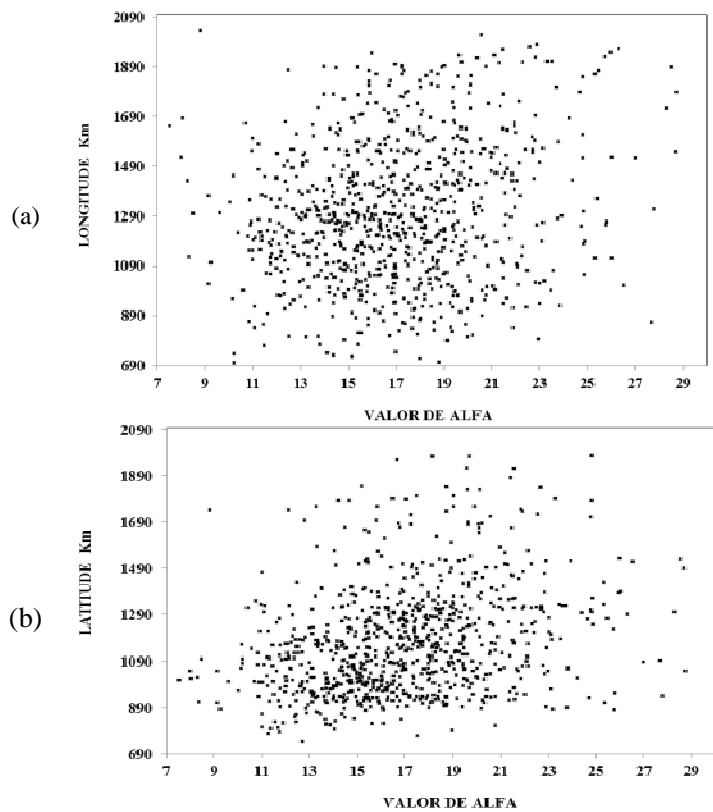
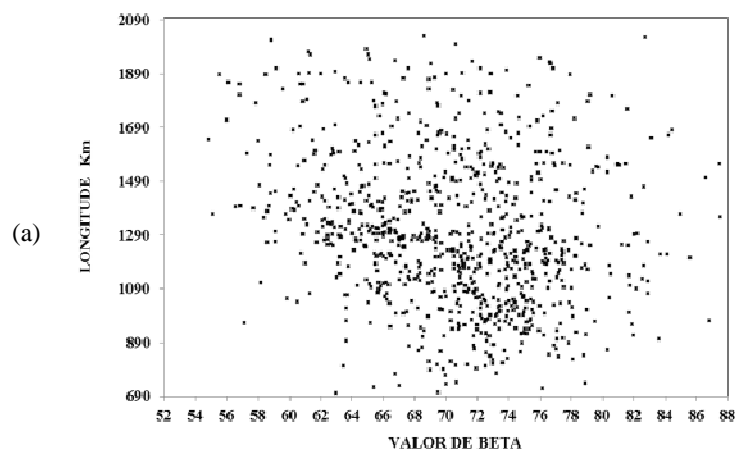


Gráfico 1 Gráfico de análise de tendência dos dados do parâmetro de escala (α) da GEV projeção na Cônica Albers Equivalente na direção sul-norte (a) e oeste-leste (b)



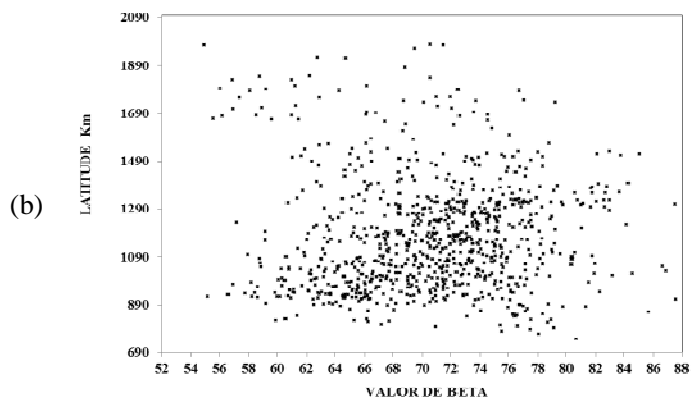


Gráfico 2 Gráfico de tendência do parâmetro de posição (β) da GEV na projeção Cônica Albers Equivalente na direção longitudinal (a) e latitudinal (b)

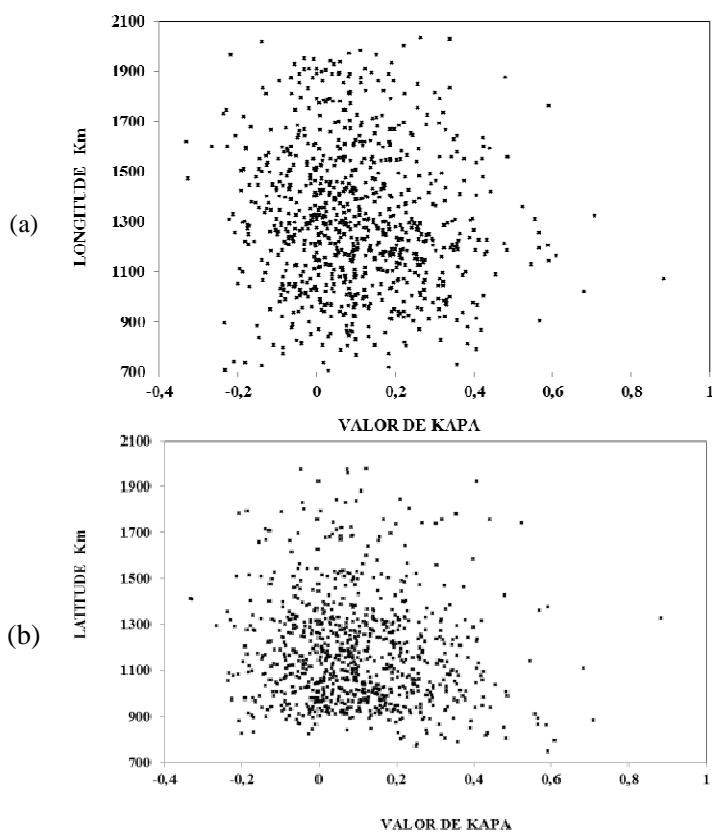
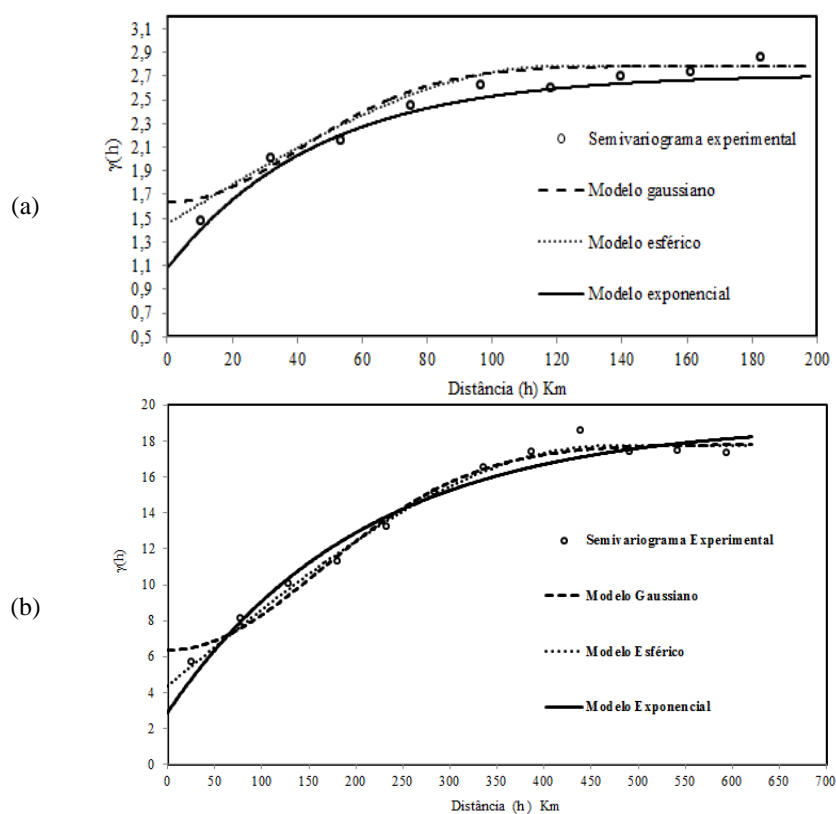


Gráfico 10 Gráfico de tendência do parâmetro de forma (κ) da GEV na projeção Cônica Albers Equivalente na direção longitudinal (a) e latitudinal (b).

5.6 Modelagem da continuidade espacial dos dados

Após a análise exploratória e a verificação de não ocorrência de tendência nos dados, procedeu-se à modelagem da continuidade espacial dos mesmos, sucedida da interpolação pelo método da krigagem ordinária. No Gráfico 11 estão apresentados os semivariogramas experimentais e os teóricos para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, para os três parâmetros da DPGEV. Após avaliação do melhor modelo, foi verificada a possível presença de anisotropia.



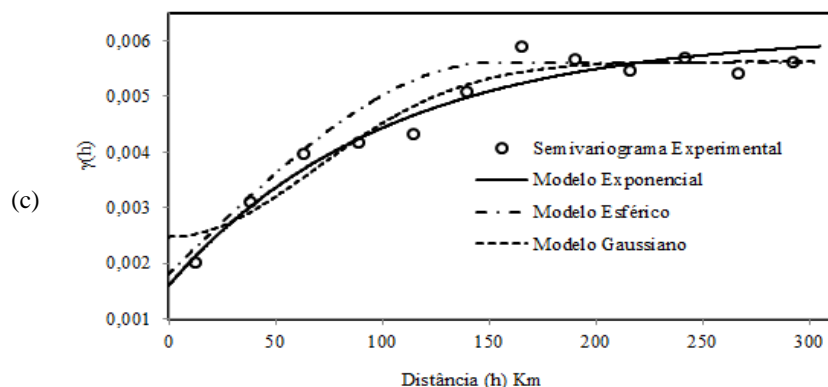


Gráfico 11 Semivariogramas experimental e teórico dos parâmetros alfa – α (a), beta – β (b) e kapa – κ (c) da DPGEV. Modelos exponencial, gaussiano e esférico.

Observou-se que todos os modelos apresentaram um bom ajuste visual. Apresentam-se, na Tabela , os valores do efeito pepita, da contribuição e do alcance para cada modelo ajustado, assim como o grau de dependência espacial (GD). Os três parâmetros da DPGEV apresentaram uma dependência espacial significativa, ou seja, no mínimo, um grau de dependência espacial moderado.

Tabela 4 Avaliação dos parâmetros dos modelos do semivariograma para os parâmetros de escala, posição e forma da GEV.

Modelo	C_0 (Ef. Pepita)	Contribuição	Alcance (a) km	GD (%)
Parâmetro de escala (α)				
Esférico	1,453	1,330	156	68 (moderado)
Gaussiano	1,76	1,15	129	67 (moderado)
Exponencial	1,23	1,65	182	70 (moderado)
Parâmetro de posição (β)				
Esférico	4,40	13,34	466	80,1(forte)
Gaussiano	6,36	11,45	399	73,3(moderado)
Exponencial	2,90	16,13	620	86,8(forte)
Parâmetro de forma (κ)				
Esférico	0,001811	0,003794	194	75 (forte)
Gaussiano	0,002473	0,003146	169	69,4 (moderado)
Exponencial	0,001601	0,004520	214	80 (forte)

O modelo exponencial apresentou o maior GD para os três parâmetros estudados. Além de apresentar um maior grau de dependência espacial, o modelo apresentou maior alcance e menor efeito pepita para os três parâmetros. A partir desses resultados conjectura-se a possibilidade da escolha do modelo exponencial.

O parâmetro β , segundo Katz (2010), está relacionado com o centro da distribuição (análogo à média). Este parâmetro apresentou um maior alcance e um mapa mais homogêneo. O parâmetro α está relacionado com o desvio em relação ao centro da distribuição, apresentou o menor alcance. O parâmetro κ por definir qual dos tipos da DPGEV é mais apropriado, será comentado a seguir.

Para a próxima etapa foram realizadas a autovalidação (AV) e a validação preditiva (VP) dos dados para a avaliação da interpolação espacial. Tanto para AV quanto para VP foram utilizados o EMR e o DPE como aferidores. Segue, na tabela 5 o resultado das validações.

Os resultados demonstram que o modelo exponencial proporcionou valores de erro médio reduzido próximo de zero e o desvio padrão do erro próximo de 1. Os modelos esférico e gaussiano também apresentaram valores pequenos, porém, optou-se pelo modelo exponencial, pois ele apresentou uma melhor estruturação espacial.

Percebe-se uma diferença razoável entre os valores do EMR e o DPE da autovalidação e da validação preditiva. O EMR e o DPE da validação preditiva, no geral, distanciam-se mais do valor ideal (EMR=0, DPE=1). Esse comportamento foi semelhante ao encontrado no trabalho de Alvarenga et al. (2011), pois a autovalidação ocorre no contexto da base de dados sobre a qual o modelo foi ajustado, enquanto a preditiva se dá no contexto de dados desconhecidos do processo de modelagem do semivariograma.

Tabela 5 Resultado da autovalidação (AV) e validação preditiva (VP).

Modelo	VP		AV	
	EMR	DPE	EMR	DPE
Parâmetro alfa da DPGEV				
Esférico	0,0147	0,93	-0,00307	0,93
Gaussiano	0,0179	0,91	-0,00319	0,91
Exponencial	0,0138	0,96	-0,00212	0,93
Parâmetro beta da DPGEV				
Esférico	-0,17	1,12	-0,00107	0,93
Gaussiano	0,52	1,82	0,00152	0,93
Exponencial	-0,12	1,07	-0,00161	0,96
Parâmetro Kapa da DPGEV				
Esférico	-0,03	1,06	-0,0090	0,87
Gaussiano	0,06	1,25	-0,0093	0,81
Exponencial	0,05	0,97	-0,0089	0,91

Após a escolha do modelo exponencial, foi observada a variação do semivariograma em função da direção (anisotropia). Foram avaliados os semivariogramas com o ajuste exponencial nas direções convencionais 0°, 45°, 90° e 135°.

Pela análise dos dados da Tabela 6, verifica-se a predominância de anisotropia geométrica (patamar constante e alcance diferentes), em relação à anisotropia zonal (patamares diferentes e valores de alcance constantes) nos três parâmetros observados. Quando existem as duas formas de anisotropia, o fenômeno é chamado de anisotropia combinada. Porém, para este trabalho, considerou-se apenas a anisotropia geométrica, pois se observou uma pequena variação no patamar para diferentes direções. A anisotropia geométrica foi corrigida conforme metodologia descrita nos trabalhos de Bettini (2007) e Landim e Yamamoto (2013).

Tabela 6 Avaliação da anisotropia para o modelo exponencial

Direção	Efeito Pepita	Patamar	GDE %	Alcance (Km)
Parâmetro alfa				
0°	1,23	2,88	70	151
45°	1,19	2,88	71	152
90°	1,07	2,88	73	257
135°	1,23	2,88	70	257
Parâmetro beta				
0°	2,9	18,03	86	620
45°	2,59	18,03	87	620
90°	2,87	18,04	86	620
135°	2,59	18,03	87	449
Parâmetro Kapa				
0°	0,001000	0,0058	85	214
45°	0,001295	0,0059	82	218
90°	0,000942	0,0058	86	185
135°	0,001278	0,0059	82	277

Corrigida a anisotropia, foram gerados os mapas temáticos referentes à espacialização dos parâmetros da distribuição de probabilidade GEV.

5.7 Mapeamentos dos parâmetros da distribuição GEV no sudeste do Brasil

Nas Figura , 7 e 8 apresentam-se, respectivamente, os mapas do parâmetro α , β , κ da distribuição GEV na região sudeste do Brasil .

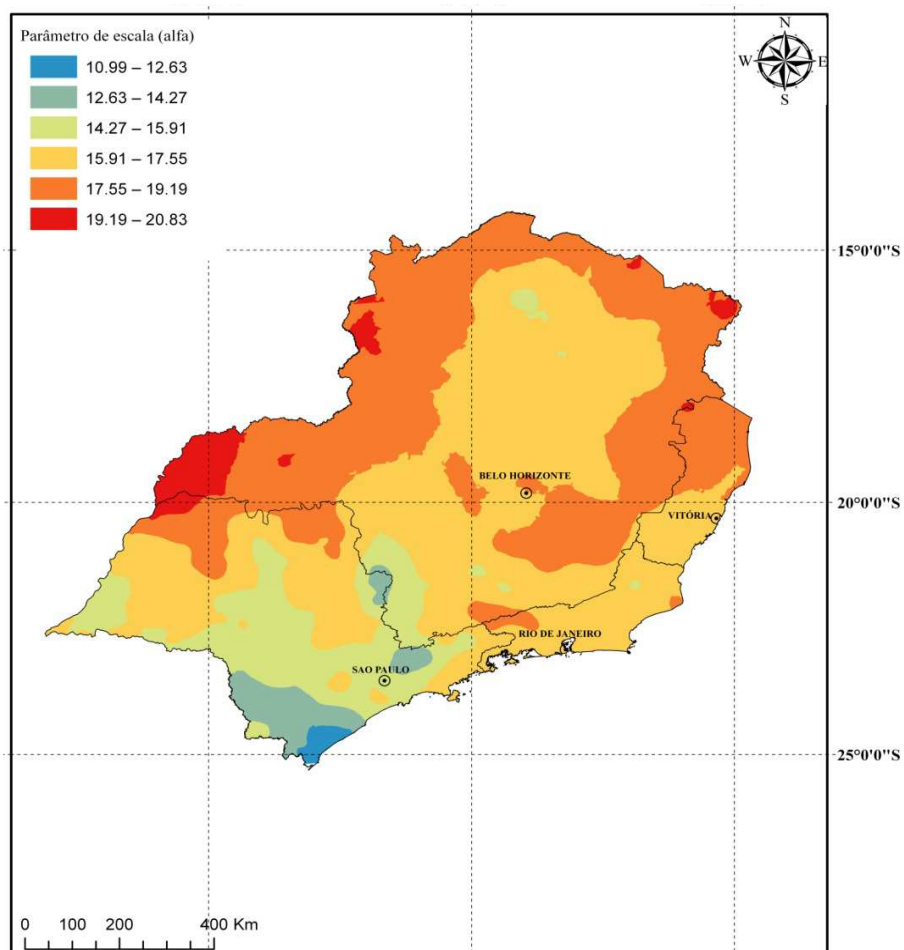


Figura 6 Interpolação espacial por krigagem ordinária do parâmetro de escala (α)

Na Figura 6 observa-se a espacialização do parâmetro alfa da DPGEV para a região sudeste do Brasil. Nota-se que a região do Triângulo Mineiro e uma pequena faixa a noroeste do estado de São Paulo têm os maiores valores deste parâmetro na sequência; com valores um pouco inferiores, encontra-se uma região que abrange todo o noroeste, o norte e o nordeste de Minas Gerais e o norte do Espírito Santo. A região central de Minas Gerais e grande parte do

norte do estado Rio de Janeiro apresentaram, em sua maior parte, valores intermediários de alfa, enquanto a região sul do estado de São Paulo apresentou os menores valores.

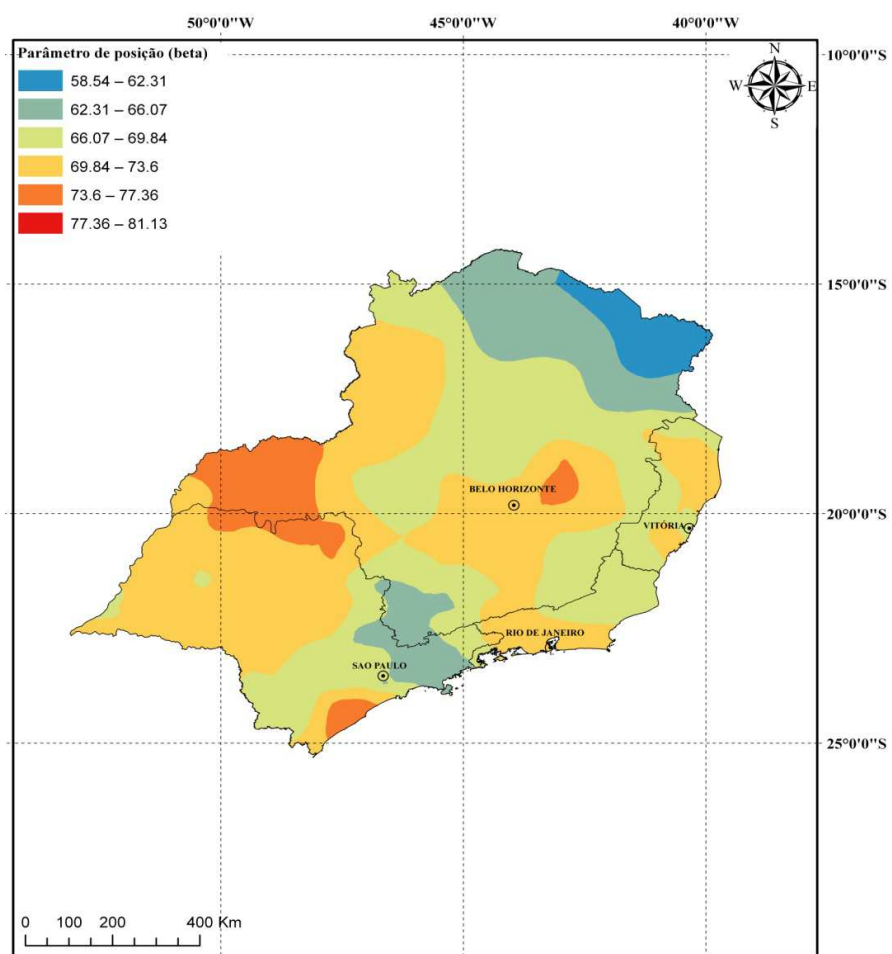


Figura 7 Interposição espacial por krigagem ordinária do parâmetro de posição beta (β).

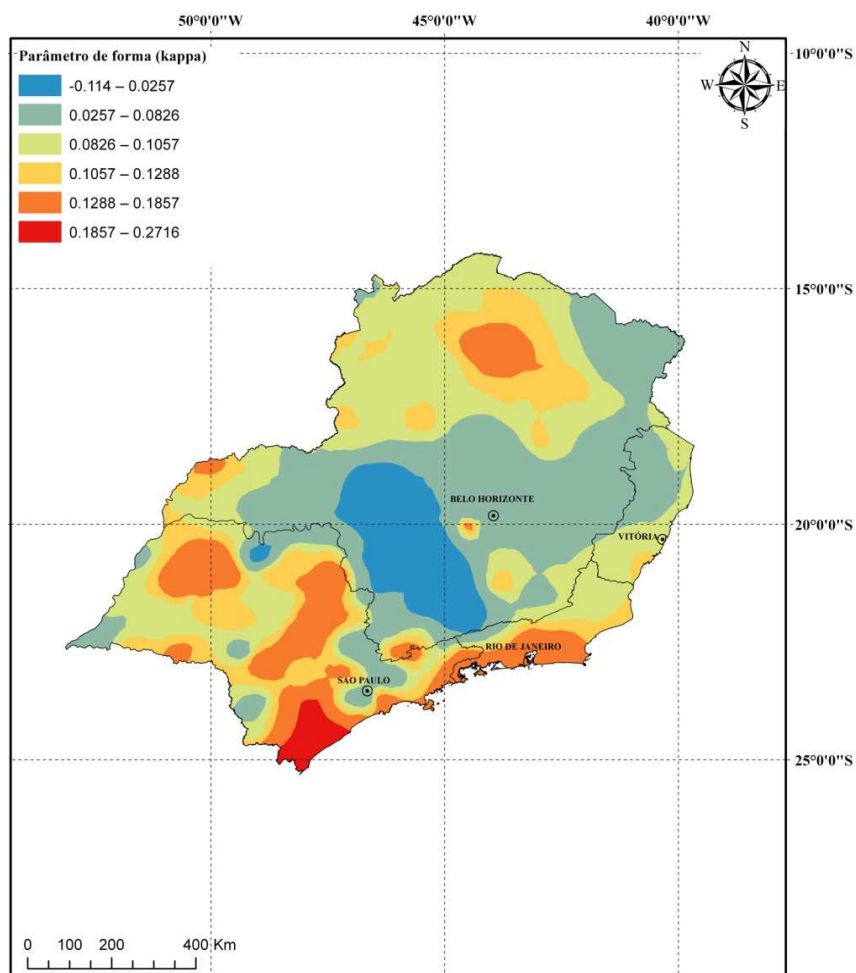


Figura 8 Interpolação espacial por krigagem ordinária do parâmetro de forma kappa (κ).

A distribuição espacial do parâmetro beta pode ser observada na Figura 7. Os menores valores de beta estão localizados na região do nordeste de Minas Gerais e em uma porção dos limites do sul de Minas Gerais com o estado de São Paulo. Os valores intermediários abrangem uma ampla faixa da região

estudada, enquanto os maiores valores estão localizados em três regiões bem distintas: Triângulo Mineiro, sul do estado de São Paulo e uma pequena porção ao leste do estado de Minas Gerais. Estes resultados podem ser explicados pela heterogeneidade da massa de dados, seja em relação à quantidade de anos de observação ou em relação à variabilidade dos dados.

Ao se observar o mapa da Figura 8, nota-se que a maioria dos valores do parâmetro de forma (κ) encontrados é positiva, resultando na distribuição GEV do tipo II (Fréchet). Seguindo a interpretação dos parâmetros de GEV proposta por Katz (2010), o parâmetro de forma relaciona-se com a assimetria dos dados observados e, analisando-se o mapa, percebe-se uma maior variação espacial desse parâmetro em relação aos outros.

Além disso, este resultado condiz com o resultado encontrado por Papalexiou e Koutsoyiannis (2013), que verificaram qual dos três tipos da distribuição GEV se ajustou melhor aos dados de precipitação máxima diária anual de 15.137 estações pluviométricas ao redor do mundo. Como resultado, os autores encontraram que a distribuição do tipo II (Fréchet) se ajustou melhor aos dados observados.

Verificando-se os valores da Tabela 7, constata-se que apenas 2,78% da área do mapa apresentam o parâmetro de forma negativo, ou seja, tem uma distribuição do tipo III (Weibull). A classe que corresponde a 25,89% da área do mapa tem valores próximos a zero, supondo uma aproximação para distribuição do tipo I (Gumbel) para essas regiões.

Tabela 7- Classes do parâmetro de forma com suas respectivas áreas

Classe do parâmetro de forma (κ)	Área do mapa (%)
-0,114 a 0	2,78
0 a 0,0826	25,89
0,0826 a 0,1057	31,08
0,1057 a 0,1288	23,76
0,1288 a 0,1857	13,09
0,1857 a 0,2654	3,40

Utilizando-se os valores dos parâmetros estimados pelos mapas e aplicando-se a técnica de álgebra de mapas, foram elaborados mapas dos quantis associados a tempos de retorno de 5, 50 e 100 anos. Este procedimento foi realizado com a finalidade de identificar áreas com maiores ocorrências de precipitações máximas diárias. Os mapas são apresentados nas Figura 9,10 e 11.

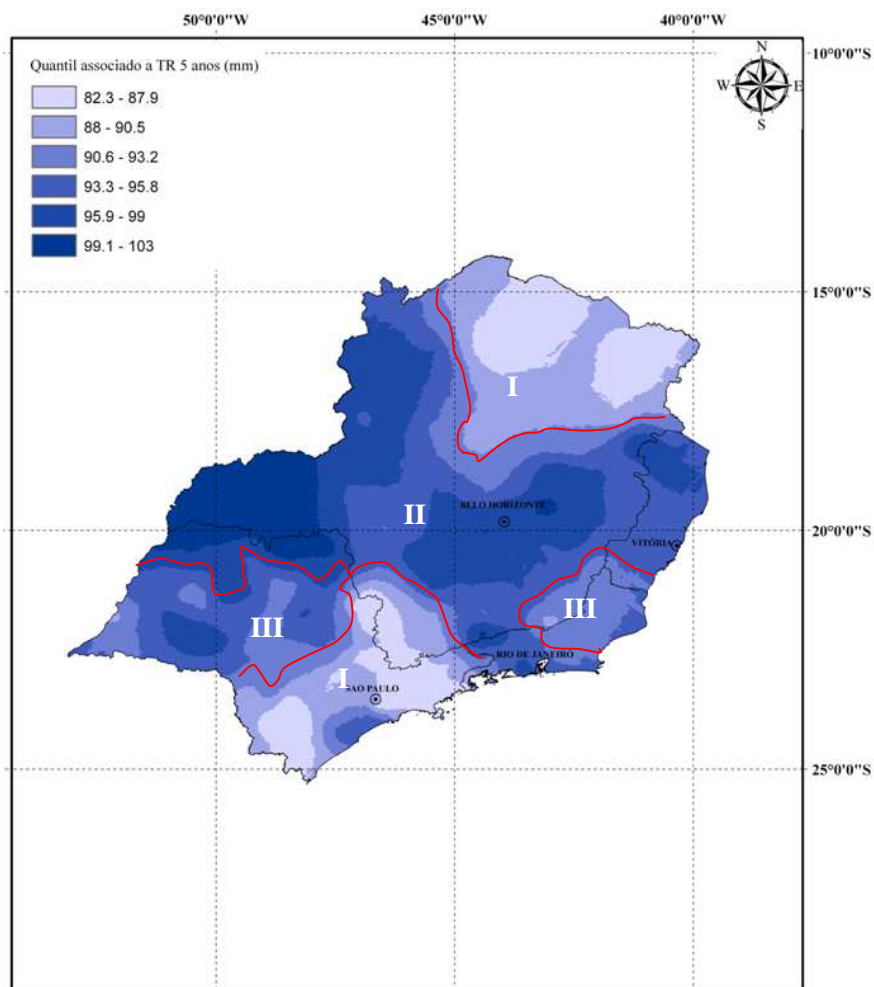


Figura 9 Quantis associados a tempo de retorno de 5 anos.

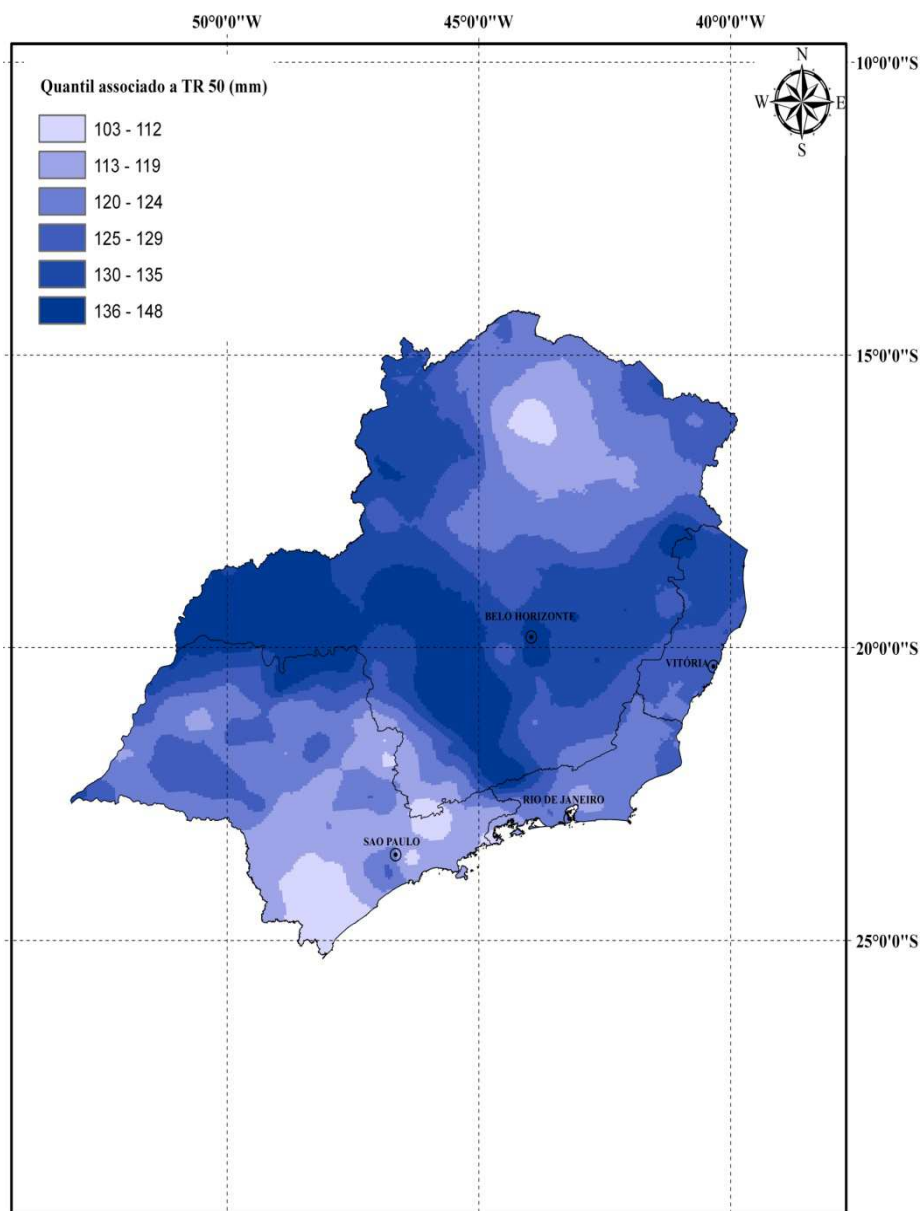


Figura 10 Quantis associados a tempo de retorno de 50 anos

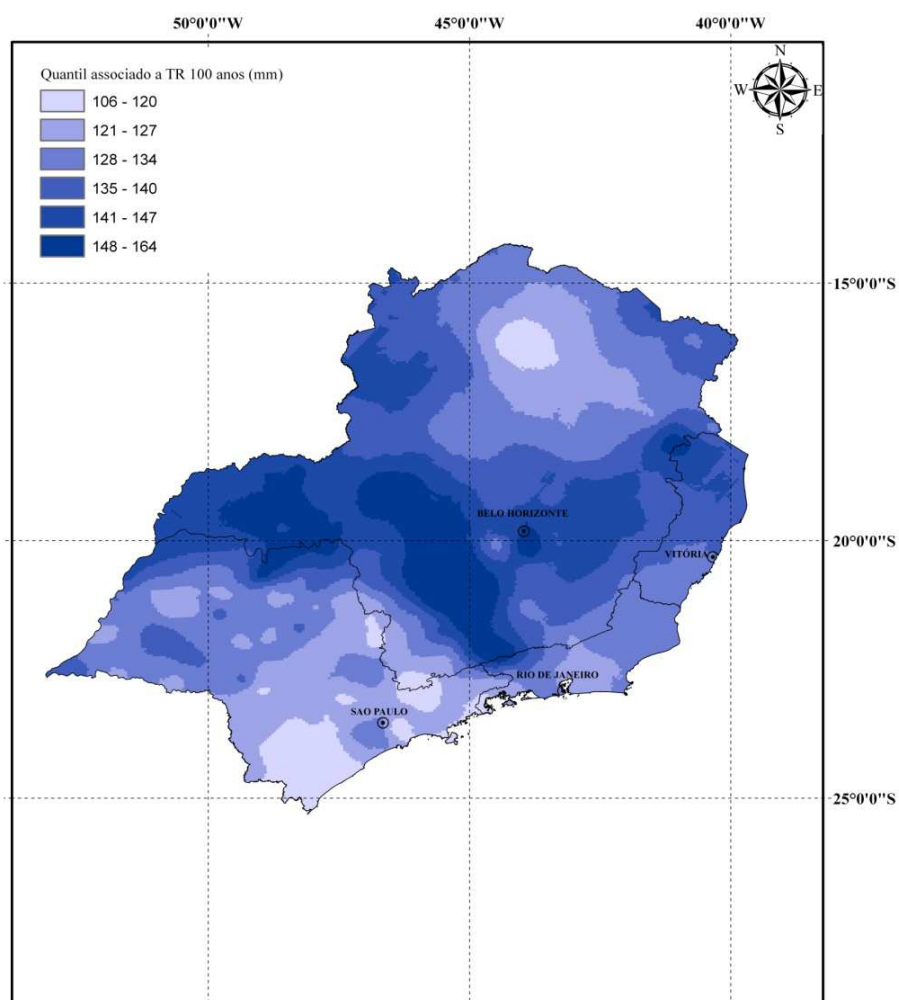


Figura 11 Quantis associados a tempo de retorno de 100 anos.

Ao se observar os mapas dos quantis associados a distintos tempos de retorno, percebem-se comportamentos aproximadamente homogêneos para os três mapas. Caracterizam-se cinco regiões conforme a delimitação exibida na Figura 9. A região I, área que abrange o norte de MG, tem regime pluvial semiárido, portanto, com pouco vapor de água na atmosfera, eventos

convectivos e sistemas frontais em menor escala. A região II tem os maiores quantis de precipitações máximas. Esses altos valores podem ser resultantes de diversos fatores, atuantes tanto em micro quanto em macroescala. Para a escala local, pode-se citar a influência orográfica que, segundo Mello e Viola (2013), consiste de um mecanismo de ascensão de massas de ar úmidas e quentes sobre barreiras naturais, que se resfriam e condensam à medida que ganham altitude, além de temperatura mais amenas que favorecem o processo de formação de nuvens. Os principais elementos orográficos que contribuem para esses efeitos são serra da Canastra e do Espinhaço, situados a oeste e a leste de Minas Gerais, respectivamente, a serra do Mar e da Mantiqueira, os quais estão associados à maritimidade, podendo provocar chuvas com grandes intensidades na região litorânea. Outro fator influente são os complexos convectivos de mesoescala (CCM), como descrito no trabalho de Reboita et al. (2010), que consistem de linhas de instabilidade com vapor de água gerado na região amazônica e que se espalha por quase todo o continente sul-americano, no verão.

Como fator de larga escala tem-se a zona de convergência do Atlântico Sul (ZCAS), fenômeno típico de verão na América do Sul. Sua principal característica é a persistência de uma faixa de nebulosidade orientada no sentido noroeste-sudeste e exerce um papel preponderante no regime de chuvas na região onde atua, acarretando altos índices pluviométricos (CARVALHO; CHARLES; LIEBMANN, 2002). Essa faixa de valores altos apresentada nos mapas se aproxima dos resultados do trabalho realizado por Carvalho, Charles e Liebmann (2002), que estudaram eventos de chuvas extremas relacionados com ZCAS. É importante realçar os poucos associados às ZCAS e sua relação com outros fenômenos climáticos globais, tais como El Niño e La Niña. Segundo Kodama (1990), a ZCAS atua, principalmente, entre as latitudes de 10° e 20°, portanto, afetando grande parte da região sudeste do Brasil.

Para a região III, na qual se encontram o Rio de Janeiro e a região do oeste de São Paulo, os valores de precipitações esperadas se apresentam inferiores aos da região II. Segundo Teixeira (2010), sistemas frontais são bem atuantes nessa região com formação de chuvas de longas durações e menores intensidades, e formações de chuvas convectivas podem estar presentes.

6 CONCLUSÕES

Foi investigado o comportamento do ajuste da DPGEV aos dados de precipitação máxima diária anual das estações pluviométricas da região sudeste do Brasil, o que permite concluir que:

1. os dados das estações analisadas permitiram a utilização da distribuição GEV, observando boa adequação e estacionaridade;
2. os parâmetros da distribuição foram interpolados espacialmente de maneira satisfatória pela krigagem ordinária;
3. o melhor modelo de semivariograma ajustado aos três parâmetros foi o exponencial;
4. o parâmetro β apresentou a maior continuidade espacial e um mapa mais homogêneo, e o parâmetro κ apresentou a maior variabilidade espacial
5. A espacialização dos quantis associados a diferentes tempos de retorno ao longo da região sudeste sugere regiões de ocorrência de maiores

eventos de chuvas extremas. Para essas áreas, os gerenciadores dos recursos hídricos devem considerar a ocorrência de tais eventos na execução seus projetos;

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Inventário das estações fluviométricas e pluviométricas**. Disponível em: <<http://www.ana.gov.br>>. Acesso em: 10 abr. 2012.

ALMEIDA, A. Q. de et al. Geoestatística no estudo de modelagem temporal da precipitação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 15, n. 4, p. 443-448, 2011.

ALVARENGA, C. C. et al. Continuidade espacial da condutividade hidráulica saturada do solo na bacia hidrográfica do Alto Rio Grande, MG. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 35, n. 5, p. 1745-1757, out. 2011.

ALVES, A. V. P. et al. Análise dos métodos de estimativa para os parâmetros das distribuições de Gumbel e GEV em eventos de precipitações máximas na

cidade de Cuiabá-MT. **REEC**, Goiânia, v. 6, n. 1, p. 32-43, 2013. Disponível

em: <<http://revistas.ufg.br/index.php/reec/article/view/21635>>. Acesso em: 10 abr. 2013.

BACK, J. A. Time distribution of heavy rainfall events in Urussanga, Santa Catarina State, Brazil. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, v. 33, n. 4, p. 583-588, 2011.

BAENA, L. G. N. et al. Regionalização de vazões com base em modelo digital de elevação para a bacia do Rio Paraíba do Sul. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 24, n. 3, p. 612-624, 2004. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/eagri/v24n3/a13v24n3.pdf>>. Acesso em: 10 jun. 2013.

BETTINI, C. Conceitos de geoestatística. In: MEIRELLES, M. S. P.; CAMARA, G.; ALMEIDA, C. M. (Org.). **Geomática modelos e aplicações ambientais**. Brasília: EMBRAPA Informação Tecnológica, 2007. p. 192-234.

BLAIN, G. C.; CAMARGO, M. B. P. de. Probabilistic structure of an annual extreme rainfall series of a coastal area of the State of São Paulo, Brazil. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 32, n. 3, p. 552-559, jun. 2012.

BORSSOI, J. A.; URIBE-OPAZO, M. A.; ROJAS, M. G. Diagnostic techniques applied in geostatistics for agricultural data analysis (1). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 33, n. 6, p. 1561-1570, dez. 2009.

CALOIERO, T. et al. Precipitation change in Southern Italy linked to global scale oscillation indexes. **Natural Hazards and Earth System Science**, Perugia, v. 11, n. 6, p. 1683-1694, 2011.

CAMBARDELLA, C. A. et al. Field scale variability of soil properties in Central Iowa soils. **Soil Science Society American Journal**, Madison, v. 47, n. 5, p. 1501-1511, Sept. 1994.

CAMPOS, S. R. S. et al. Banco de dados. In: SCOLFORO, J. R.; CARVALHO, L. M. T.; OLIVEIRA, A. D. (Ed.). **Zoneamento ecológico-econômico do Estado de Minas Gerais**. Lavras: UFLA, 2008. p. 43-72.

CÂNDIDO, M. O. **SEAF**: um protótipo de um sistema especialista para análise de frequência local de eventos hidrológicos máximos anuais. 2003. 198 p. Dissertação (Mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2003.

CARVALHO, J. R. P. de; ASSAD, E. D.; PINTO, H. S. Interpoladores geoestatísticos na análise da distribuição espacial da precipitação anual e de sua relação com altitude. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 47, n. 9, p. 1235-1242, set. 2012.

CARVALHO, L. G. et al. Multivariate geostatistical application for climate characterization of Minas Gerais State, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, Wien, v. 102, n. 3, p. 417-428, Mar. 2010.

CARVALHO, L. M. V.; CHARLES, J.; LIEBMANN, B. Extreme precipitation events in southeastern south america and large-scale convective patterns in the south atlantic convergence zone. **Journal of Climate**, Boston, v. 15, n. 17, p. 2377-2394, Sept. 2002.

CERESETTI, D. et al. Evaluation of classical spatial-analysis schemes of extreme rainfall. **Natural Hazards and Earth System Science**, Perugia, v. 12, n. 11, p. 3229-3240, Nov. 2012.

CRESSIE, A. G. **Statistics for spatial data**. New York: Wiley, 1993. 900 p.

- DIAS, A. F. et al. Changes in extreme daily rainfall for São Paulo, Brazil. **Climatic Change**, Dordrecht, v. 116, n. 3/4, p. 705-722, 2012.
- FISCHER, T. et al. Probability distribution of precipitation extremes for weather index-based insurance in the Zhujiang River Basin, South China. **Journal of Hydrometeorology**, Washington, v. 13, n. 3, p. 1023-1037, 2011.
- GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University, 1997. 496 p.
- GUEDES, L. P. C. et al. Anisotropia no estudo da variabilidade espacial de algumas variáveis químicas do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, n. 6, nov./dez. 2008. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rbcs/v32n6/v32n6a01.pdf>>. Acesso em: 10 jun. 2013.
- HOSKING, J. R. M.; WALLIS, J. R. **Book review**: regional frequency analysis: an approach based on L-moments. Cambridge: Cambridge University, 1997. 224 p.
- HOSKING, J. R. M.; WALLIS, J. R.; WOOD, E. F. Estimation of the generalized extreme-value distribution by the method of probability-weighted moments. **Technometrics**, Washington, v. 27, n. 3, p. 251-261, 1985.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Informações dos estados brasileiros**. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>. Acesso em: 10 jun. 2013.
- JENKINSON, A. F. The frequency distribution of the annual maximum (or minimum) of meteorological elements. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, Malden, v. 81, n. 348, p. 158-171, Apr. 1955.
- JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A. et al. Continuidade espacial de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de cabeceira. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 32, n. 3, p. 914-922, maio/jun. 2008.
- JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A. et al. Precipitação provável para a região de Madre de Deus, Alto Rio Grande: modelos de probabilidades e valores característicos. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 31, n. 3, p. 842-850, maio/jun. 2007.

KATZ, R. W. Statistics of extremes in climate change. **Climatic Change**, Dordrecht, v. 100, n. 1, p. 71-76, May 2010.

KATZ, W. R.; PARLANGE, M. B.; NAVEAU, P. Statistics of extremes in hydrology. **Advances in Water Resources**, Southampton, v. 25, n. 8/12, p. 1287-1304, Aug./Dec. 2002.

KERRY, R.; OLIVER, M. A. Determining the effect of asymmetric data on the variogram: I., underlying asymmetry. **Computers & Geosciences**, London, v. 33, n. 10, p. 1212-1232, Oct. 2007.

KERRY, R.; OLIVER, M. A. Determining the effect of asymmetric data on the variogram: II., outliers. **Computers & Geosciences**, Stanford, v. 33, n. 10, p. 1223-1260, Oct. 2002.

KODAMA, Y. M. Large-scale common features of subtropical precipitation zones (the Baiu frontal zone, the SPCZ, and the SACZ): part I, characteristics of subtropical frontal zones. **Journal of Meteorological Society of Japan**, Tokyo, v. 70, n. 4, p. 813-835, Aug. 1992.

LANDIM, P. M. B.; YAMAMOTO, J. K. **Geostatística conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. 245 p.

LY, S.; CHARLES, C.; DEGRÉ, A. Geostatistical interpolation of daily rainfall at catchment scale: the use of several variogram models in the Ourthe and Ambleve catchments, Belgium. **Hydrology and Earth System Sciences**, Göttingen, v. 15, n. 7, p. 2259-2274, July 2011.

MACHADO, R. L. et al. Spatial variability of maximum annual daily rain under different return periods at the Rio de Janeiro state, Brazil. **Bragantia**, Campinas, v. 69, n. 1, p. 77-84, 2010. Suplemento.

MARTINS, C. A.; ULIANA, E. M.; REIS, E. F. Estimativa da vazão e da precipitação máxima utilizando modelos probabilísticos na bacia hidrográfica

do rio Benevente. **Enciclopédia Biosfera**, Goiânia, v. 7, n. 13, p. 1130-1142,

nov. 2011.

- MARTINS, E. S.; STEDINGER, J. R. Generalized maximum-likelihood generalized extreme-value quantile estimators for hydrologic data. **Water Resources Research**, Washington, v. 36, n. 3, p. 737-744, 2000.
- MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Lancaster, v. 58, p. 1246-1266, 1963.
- MELLO, C. R. et al. Continuidade espacial de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 32, n. 2, p. 532-539, mar./abr. 2008.
- MELLO, C. R. et al. Krigagem e inverso do quadrado da distância para interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 27, n. 5, p. 925-933, out. 2003a.
- MELLO, C. R. et al. Modelos matemáticos para previsão da chuva de projeto para regiões do Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 7, n. 1, p. 121-128, 2003b.
- MELLO, C. R.; VIOLA, M. Mapeamento de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 37, n. 1, p. 37-44, fev. 2013.
- MELLO, J. M. de et al. Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariograma visando à estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 69, p. 25-37, dez. 2005.
- MELO JÚNIOR, J. C. F. de et al. Distribuição espacial da frequência de chuvas na região hidrográfica do Atlântico, Leste de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 10, n. 2, p. 417-425, jun. 2006.
- MINUZZI, R. B. et al. Climatologia do comportamento do período chuvoso da região sudeste do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 22, n. 3, p. 338-344, 2007.
- NADARAJAH, S.; CHOI, D. Maximum daily rainfall in South Korea. **Journal of Earth System Science**, Tokyo, v. 116, n. 4, p. 311-320, 2007.
- NAGHETTINI, M.; PINTO, E. J. A. **Hidrologia estatística**. Belo Horizonte: CPRM, 2007. 553 p.

PAPALEXIOU, S. M.; KOUTSOYIANNIS, D. Battle of extreme value distributions: a global survey on extreme daily rainfall. **Water Resource Research**, Washington, v. 49, n. 1, p. 187-201, Jan. 2013.

PPRUDHOMME, C.; REED, D. W. Mapping extreme rainfall in a mountainous region using geostatistical techniques: a case study in Scotland. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 19, n. 12, p. 1337-1356, Oct. 1999.

QUADROS, L. E. de; QUEIROZ, M. M. F. de; VILAS-BOAS, M. A. Distribuição de frequência e temporal de chuvas intensas. **Acta Scientia Agronomy**, Maringá, v. 33, n. 3, 2011. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/asagr/v33n3/v33n3a03.pdf>>. Acesso em: 10 jun. 2012.

REBOITA, M. S. et al. Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 25, 2010. Disponível em: <<http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci>>. Acesso em: 11 jun. 2013.

SANSIGOLO, C.; KAYANO, M. Trends of seasonal maximum and minimum temperatures and precipitation in Southern Brazil for the 1913-2006 period. **Theoretical and Applied Climatology**, Wien, v. 101, n. 1/2, p. 209-216, July 2010.

SARAIVA, I. B. **Regionalização de parâmetros de modelo de simulação hidrológica para emprego em bacias hidrográficas sem monitoramento fluviométrico**. 2010. 139 p. Dissertação (Mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.

SILVA, B. C.; CLARKE, R. T. Análise estatística de chuvas intensas na Bacia do Rio São Francisco. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 19, n. 3, p. 265-272, 2004.

SILVA, D. D. et al. Chuvas intensas no Estado da Bahia. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 6, n. 2, p. 362-367, 2002. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rbeaa/v6n2/v6n2a30.pdf>>. Acesso em: 12 jun. 2011.

TEIXEIRA, M. S. **Caracterização física e dinâmica de episódios de chuvas intensas na região sul e sudeste**. 2010. 219 p. Tese (Doutorado em

Meteorologia) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010.

VALVERDE, A. E. L. et al. Momentos-L: teoria e aplicação em hidrologia. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 28, n. 6, p. 927-933, nov./dez. 2004.

VANNITSEM, S.; NAVEAU, P. Spatial dependences among precipitation maxima over Belgium. **Nonlinear Processes in Geophysics**, Loughborough, v. 14, n. 5, p. 621-630, Sept. 2007.

VENDRUSCOLO, J. **Regionalização dos parâmetros de um modelo chuva-vazão para estimativa de vazões em bacias sem monitoramento sistemático**. 2006. 93 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2006.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA. **Tópicos em ciências do solo**. Viçosa, MG: SBCS, 2000. p. 1-54.

VIEIRA, S. R. et al. Variabilidade espacial de atributos físicos e químicos relacionados com o estado de agregação de dois latossolos cultivados no sistema de semeadura direta. **Bragantia**, Campinas, v. 70, n. 1, p. 185-195, 2011.

VILLARINI, G. et al. On the frequency of heavy rainfall for the Midwest of the United States. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 400, n. 1/2, p. 103-120, Mar. 2011.

WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION. **Guide to hydrological practices, data acquisition and processing, analysis, forecasting and other applications**. 5th ed. Geneva, 1994. 259 p.

YUE, H.; PILON, P.; CAVADIAS, G. Power of the Mann–Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 259, n. 1/4, p. 254-271, Mar. 2002.

ZIMMERMAM, D. L.; ZIMMERMAM, M. B. A comparison of spatial semivariogram estimators and corresponding ordinary kriging predictors. **Technometrics**, Washington, v. 33, n. 1, p. 77-91, 1991.