

ESTIMADORES DE SEMIVARIÂNCIA: ANÁLISE DE DESEMPENHO NO MAPEAMENTO DA PRECIPITAÇÃO ANUAL PARA O ESTADO DE MINAS GERAIS

*Semivariance Estimators: Analysis of Performance in the Mapping of Annual Precipitation*Marcelo Linon Batista^{1*}; Gilberto Coelho²; Marcilia Bruna dos Reis Teixeira³; Marcelo Silva de Oliveira⁴¹Doutorando em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas; Universidade Federal de Lavras; marcelolinon@yahoo.com.br

*Autor para correspondência

²Professor Doutor em Engenharia Agrícola; Universidade Federal de Lavras; coelho@deg.ufla.br³Doutoranda em Estatística e Experimentação Agropecuária; Universidade Federal de Lavras; marciliabruna@yahoo.com.br⁴Professor Doutor em Engenharia de Produção; Universidade Federal de Lavras; marcelo.oliveira@des.ufla.br

Artigo enviado em 10/07/2017, aceito em 23/01/2018 e publicado em 10/04/2018.

Resumo – O processo de interpolação espacial é de grande importância para inferência das variáveis hidrológicas em locais onde a informação não está disponível. Entre os diversos métodos de interpolação espacial existentes, destaca-se a família da krigagem, um processo de interpolação espacial geoestatístico, não tendencioso de variância mínima, no qual comumente é utilizado o semivariograma experimental clássico de Matheron. Apesar de ser o mais utilizado, este estimador é sensível a valores discrepantes (*outliers*) presentes no conjunto de dados, devido à diferença quadrática em sua formulação. Como isso pode comprometer o resultado final da interpolação, outros estimadores experimentais foram propostos, com o intuito de aprimorar o desempenho da estimação espacial. Considerando estas asserções, desenvolveu-se o presente trabalho com o objetivo de avaliar o desempenho de diferentes estimadores de semivariância experimental na krigagem ordinária para a interpolação espacial da precipitação total anual média do estado de Minas Gerais, considerando o período de 1990-2015. Foram utilizados o estimador clássico de Matheron-(MTH), Cressie Harkins (CH), das Medianas de Cressie (MED) e o New-1. Como resultado, foi verificado por meio do teste Wilcoxon pareado que a krigagem obtida pelos estimadores avaliados é estatisticamente diferente ao nível de significância de 1%, sendo que esta diferença também pôde ser notada visualmente nos mapas. O estimador de semivariância experimental New-1 foi o que apresentou melhor desempenho.

Palavras-chave: Interpolação espacial, semivariogramas empíricos, chuva anual.

Abstract – The process of spatial interpolation is of great importance for inference of hydrological variables in places where information is not available. Among the various methods of spatial interpolation, the kriging family stands out, this is a geostatistical, non-biased spatial interpolation process of minimum variance, in which the classic experimental semivariogram of Matheron is commonly used. Although this estimator is the most used, there are already other estimators of experimental semivariance more efficient than Matheron, since, due to the quadratic difference in its formulation, it is sensitive to atypical points in the data set, thus compromising the result of the interpolation. Considering these assertions, the present work was developed with the objective of evaluating the spatial interpolation performance of the mean annual total precipitation of the state of Minas Gerais, considering the period 1990-2015, using ordinary kriging from different semivariance estimators experimental. The classical estimator of Matheron- (MTH), Cressie Harkins (CH), Cressie Medians (MED) and New-1 was used. As a result, it was verified, through the paired Wilcoxon test, that the kriging obtained by the evaluated estimators are statistically different at the significance level of 1%, and these differences could also be noticed visually on the maps. The experimental semivariance estimator New-1 presented the best performance.

Keywords – Spatial interpolation, empirical semivariograms, annual rainfall.

INTRODUÇÃO

O estudo espacial da precipitação é fundamental para o gerenciamento dos recursos hídricos de uma

determinada bacia hidrográfica. A precipitação possui uma distribuição espacial e temporal diversificada, resultante da interação de diversos fatores tais como: fenômenos atmosféricos atuantes em diferentes escalas,

fatores topográficos, regionais, antrópicos e tipos de biomas.

O mapeamento da distribuição pluviométrica espacial de uma bacia hidrográfica pode ser elaborado a partir da rede de monitoramento pluviométrico disponível. A partir das informações existentes realiza-se o processo de interpolação espacial. Entre as metodologias utilizadas para este fim, destacam-se os métodos da família da krigagem.

A krigagem é um processo de interpolação espacial geoestatístico, não tendencioso e de variância mínima, obtido a partir de semivariogramas empíricos e teóricos, capazes de detectar a estrutura da variabilidade espacial da variável de interesse (TOBIN et al., 2011; TEXEIRA e SCALON, 2013; BORGES et al., 2016; GUPTA et al 2017).

Entre os métodos de krigagem, destacam-se a krigagem simples, ordinária, com deriva externa, com regressão, universal, bayesiana e a cokrigagem (GOOVAERTS 2000; OLIVEIRA et al, 2015; BORGES et al 2016; GUPTA et al 2017).

Em hidrologia o processo de interpolação espacial utilizando os métodos de krigagem são muito difundidos há vários anos: Goovaerts (2000) comparou o desempenho da interpolação espacial da precipitação anual e mensal de Portugal utilizando 3 algoritmos geoestatísticos multivariados (krigagem com deriva externa, cokrigagem e krigagem simples com variação local da média) e 3 métodos de interpolação espacial univariado (krigagem ordinária, inverso do quadrado da distância e os Polígonos de Thiessen). O autor concluiu que a krigagem simples com variação da média local foi a técnica que apresentou melhor desempenho na validação cruzada, enquanto os polígonos de Thiessen e o inverso do quadrado da distância apresentaram os maiores erros quadráticos.

Carvalho et al. (2009) comparam métodos de ajustes dos parâmetros do semivariograma teórico para interpolação espacial da precipitação pluvial média anual do Estado de São Paulo. Os autores verificaram que o método de mínimos quadrados ponderados permitiu a estimação dos parâmetros do modelo com mais precisão.

Oliveira et al. (2015), com o objetivo de espacializar a erosividade das chuvas no Brasil, compararam o método da krigagem universal, krigagem ordinária, krigagem simples e inverso da potência da distância. Os autores constaram que o método do inverso da potência da distância apresentou os melhores resultados.

Borges et al. (2016) utilizaram 8 métodos de interpolação espacial incorporando no processo informações geográficas (latitude, longitude, altitude) para mapear dados de precipitação da região do

Distrito Federal. Os autores verificaram que a krigagem com regressão forneceu os menores erros.

Gupta et al. (2017) utilizaram técnicas de krigagem bayesianas para descrever as características espaciais e a variabilidade temporal da precipitação anual nas regiões áridas e semiáridas do noroeste da Índia. Os autores verificaram que a krigagem bayesiana foi superior à krigagem ordinária.

Apesar de existirem várias técnicas de krigagem aplicadas em hidrologia, conforme visto nos trabalhos citados, são poucas as pesquisas que consideram o processo anterior à krigagem – a estimação da nuvem de pontos a partir da semivariância experimental – uma vez que a maioria dos trabalhos utiliza o estimador clássico proposto por Matheron (1962). Entretanto, os trabalhos posteriores de Cressie (1993), Genton (1998), Lark (2000), Mingoti e Rosa (2008), Zimmermann et al. (2009), Tobin et al (2011), Teixeira e Scalón (2014) e Voss et al (2016) ponderam que o estimador de Matheron pode ser sensível a *outliers*, prejudicando o resultado da krigagem.

Uma alternativa é a utilização de estimadores experimentais mais robustos, tais como: o estimador de Cressie e Hawkins (1980), o estimador das Medianas de Cressie (1993), o estimador New-1 propostos por Li e Lake (1994) e o estimador de Genton (1998). A seguir apresentam-se os trabalhos que se destacam entre os poucos em hidrologia que consideram outros estimadores de semivariância experimental.

Zimmermann et al. (2009) utilizaram o semivariograma proposto por Genton (1998) para interpolar espacialmente a interceptação de chuva em uma Floresta Tropical no Panamá, tendo obtido resultado satisfatório.

Tobin et al. (2011), utilizando os estimadores de semivariância proposto Cressie e Hawkins (1980) e por Li e Lake (1994) realizaram melhorias no desempenho da interpolação espacial de informações de temperatura e precipitação para a região do Alpes Suíços. Como resultado os autores concluíram que a espacialização utilizando o estimador de Li e Lake (1994) melhoram a acurácia na interpolação.

Voss et al (2016) determinaram a partir de dados simulados o tamanho apropriado do número de pontos amostrados e a extensão da área de estudo necessários para detectar a estrutura espacial da interceptação da precipitação através da análise semivariográfica utilizando os estimadores de semivariância de Cressie e Hawkins (1980) e de Matheron (1962). Os autores afirmam que o tamanho da área influencia substancialmente a estimação do semivariograma e a presença de pontos atípicos afetam

o resultado da estimação feita pelo estimador de Matheron.

Considerando estas asserções, desenvolveu-se o presente trabalho com o objetivo de avaliar o desempenho de diferentes estimadores de semivariância experimental na krigagem ordinária para a interpolação espacial da precipitação total anual média do estado de Minas Gerais, considerando o período de 1990-2015. Foram utilizados o estimador clássico de Matheron-(MTH), Cressie Harkins (CH), das Medianas de Cressie (MED) e o New-1.

MATERIAL E MÉTODOS

Caracterização da área

O Estado de Minas Gerais está situado na região sudeste do Brasil, possuindo uma área de 586.519,727 km² constituída de 12 mesorregiões políticas (IBGE, 2010). Segundo Sá Junior et al (2009), o estado possui 3 tipologias climatológicas mais predominantes conforme a classificação Köppen: Aw clima megatérmico com chuvas predominantes no verão e o inverno seco, correspondendo a 67,24% da área do estado. A tipologia climatológica Cwa é caracterizada como clima mesotérmico úmido - invernos quentes e verões úmidos com temperatura do mês mais quente superior a 22°C, abrangendo 21,43% da área do estado. O tipo Cwb corresponde a 11,22% da área, e também é caracterizado por invernos secos e chuva no verão, porém a temperatura média do mês mais quente é inferior a 22°C. Estão presentes no estado pequenas porções do clima BSw, de característica de semiárido, na região do extremo norte de Minas (VIOLA et al. 2010).

A topografia é constituída por vários agrupamentos de serras, entre as quais destacam-se a Serra do Espinhaço, Serra da Canastra, Serra da Mantiqueira, Serra do Cipó, Serra da Saudade e Serra do Cabral. A localização geográfica das serras podem ser verificadas na Figura 1, obtida através do Modelo Digital de Elevação utilizando um mosaico de imagens do sensor ASTER GDEM do satélite Terra com resolução de 30m, conforme descrito por Santos et al (2016).

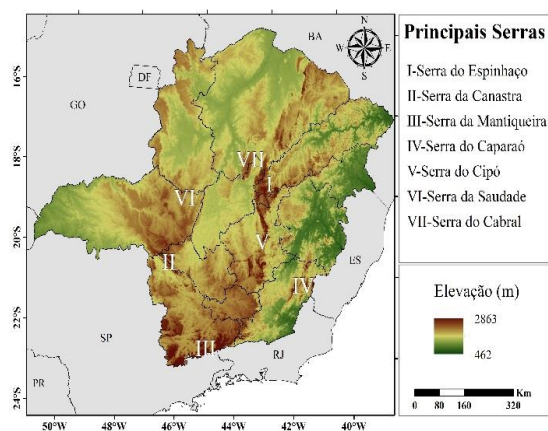


Figura 1. Modelo Digital de Elevação: Mosaico de imagens do sensor ASTER GDEM com principais serras para o estado de Minas Gerais.

A precipitação concentra-se preponderantemente nos meses de outubro a março e apresenta distribuição espacial bastante irregular, ocorrendo regiões com valores pluviométricos abaixo de 900 mm ao nordeste, e acima de 1200 mm ao sudeste. São diversos fatores que explicam a irregularidade da precipitação anual para a região, tais como: continentalidade, os sistemas atmosféricos frontais e convectivos, topografia e a presença da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) na porção sudoeste e sudeste do estado (MELLO; SILVA 2009, VIOLA et al., 2010, REBOITA et al., 2015).

As informações utilizadas foram disponibilizadas pelo Sistema de Informações Hidrológicas (HidroWEB) da Agência Nacional de Águas (ANA). Foram utilizadas 247 estações pluviométricas, situadas no estado de Minas Gerais e adjacências com finalidade de evitar efeito de borda. Considerou-se a precipitação total anual média de cada estação, no período de 1990 a 2015. O procedimento adotado para o preenchimento de falhas foi o inverso do quadrado da distância ponderada (IQD) com base nas estações vizinhas mais próximas, conforme os trabalhos de Di Luzio et al. (2008) e Viola et al (2010)

A Figura 2 apresenta a distribuição geográfica da rede pluviométrica utilizada, as 12 mesorregiões políticas para o estado segundo a classificação do IBGE (2010) e os estados que fazem limite com o estado de Minas Gerais.

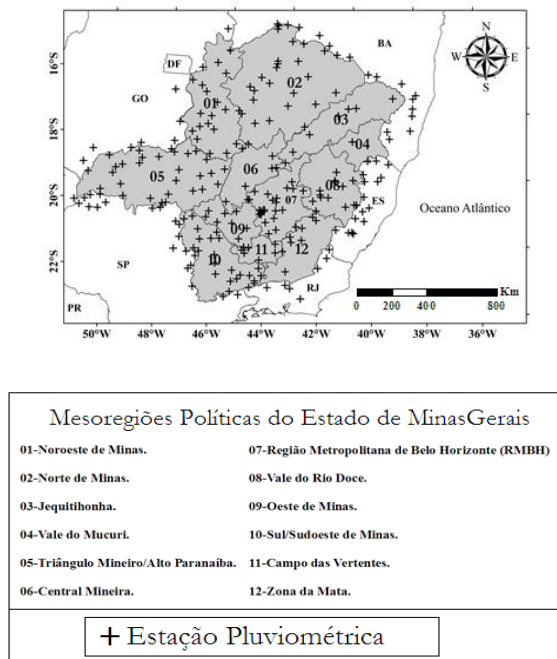


Figura 2. Localização das estações pluviométricas e das mesoregiões políticas do estado de Minas Gerais. (IBGE, 2010).

Interpolação espacial

A interpolação espacial de uma determinada variável hidrológica inicia-se a partir das séries históricas das variáveis de interesse, que para a hidrologia podem ser de precipitação, vazão, sedimentológicas, qualidade de água e climatológicas. Estas informações são obtidas por meio de estações de monitoramento georreferenciadas, que são irregularmente distribuídas no espaço em uma determinada região, formando assim uma rede de monitoramento. Entretanto, por mais densa que seja a rede de monitoramento, ainda é recorrente a necessidade de auferir informações hidrológicas em locais onde inexitem estações. Para atender essa necessidade, a interpolação espacial é uma alternativa técnica, possibilitando a estimativa de variáveis de interesse a partir de variáveis existentes nas adjacências do local. Entre os processos de interpolação espacial destaca-se a geoestatística.

O processo da análise geoestatística é constituído de várias etapas. A princípio é realizada uma Análise Exploratória de Dados (AED) com intuito de estudar o comportamento da variável, identificar possíveis pontos atípicos (outliers) e tendência espacial (possíveis influências entre a variável de estudo e variáveis geográficas como longitude e latitude).

Concluída a AED, estima-se o semivariograma experimental ou empírico, que fornece a primeira detecção da estrutura da variabilidade espacial dos dados (GOOVAERTS, 2000; TEIXEIRA; SCALON, 2014; BORGES et al., 2016), que pode ser verificada graficamente pela nuvem de pontos. A próxima etapa é a escolha do semivariograma teórico seguida dos ajustes de seus parâmetros (efeito pepita, alcance e contribuição). Segundo Carvalho et al (2009) os métodos para ajuste dos parâmetros podem ser agrupados em dois métodos: o método da máxima verossimilhança e o método dos mínimos quadrados ordinários.

Existem vários modelos de semivariograma teóricos tais como o modelo exponencial, gaussiano e o esférico. Após esta etapa realiza-se o processo de krigagem, validação cruzada e a elaboração dos mapas.

Normalmente o software de Geoestatística utilizado realiza essas etapas de maneira padrão, mas dependendo do software, o usuário pode ter maior liberdade de controle dessas etapas. No pacote GeoR (JUNIOR; DIGGLE, 2001) do software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2015), por exemplo, o usuário tem controle de todas as etapas realizadas.

Neste trabalho, para a detecção da estrutura espacial dos dados através do semivariograma experimental foram utilizados os seguintes estimadores: de Matheron (MTH), Cressie Hawkings (CH), Medianas (MED) e o New-1. Para cada estimador de semivariância experimental foram ajustados os modelos teóricos exponencial, esférico e gaussiano. A partir do modelo teórico com melhor desempenho de cada estimador de semivariância experimental foi gerado o mapa de precipitação total anual média.

Estimadores de semivariância empírica

Estimador clássico de Matheron

Este estimador é obtido a partir do quadrado das diferenças de pontos distanciados pelo vetor h. A formulação do estimador de Matheron (1962) é apresentada a seguir:

$$2 \cdot \hat{\gamma}(h)_{MTH} = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(X_i+h) - z(X_i)]^2 \quad (1)$$

sendo $\hat{\gamma}(h)_{MTH}$ a estimativa da semivariância, N(h) o número de pares de pontos, dos valores medidos, separados por uma distância h, e z(x_i) e z(x_{i+h}) valores amostrados nos pontos x_i e x_{i+h}, respectivamente.

Apesar do estimador de Matheron ser o mais largamente utilizado, ele não é robusto a valores discrepantes da massa de dados (LI; LAKE, 1994; TOBIN et al., 2011; VOSS et al 2016 Lark (2000) afirma que pelo fato do estimador ser baseado em diferença quadrática ele é muito sensível a dados discrepantes. Um único ponto discrepante pode distorcer a estimativa do semivariograma, uma vez que ocorrem várias comparações pareadas ao longo de muitos ou todos os valores de h.

Estimador de Cressie e Hawkins

Cressie e Hawkins (1980) desenvolveram um estimador mais robusto que o estimador de Matheron. Sua formulação é descrita pela equação 2:

Cressie e Hawkins (1980) desenvolveram um estimador mais robusto que o estimador de Matheron. Sua formulação é descrita pela equação 2:

$$2. \hat{\gamma}(h)_{CH} = \frac{\left\{ \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \left[z(X_i+h) - z(X_i) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}{0,457 + \frac{0,494}{N(h)} + \frac{0,045}{N^2(h)}} \quad (2)$$

sendo $\hat{\gamma}(h)_{CH}$ a semivariância estimada pelo estimador de Cressie e Hawkins. Este estimador tem como princípio remover o quadrado da fórmula de Matheron, atenuando o efeito dos valores discrepantes (LARK, 2000; GENTON, 2008).

Estimador das Medianas de Cressie

Cressie (1993) propôs outro estimador, em que a média no estimador robusto de Cressie e Hawkins é substituída pela mediana.

$$2. \hat{\gamma}(h)_{MED} = \frac{\text{med} \left[\left| z(X_i+h) - z(X_i) \right|^{\frac{1}{2}} \right]}{0,457} \quad (3)$$

sendo med a mediana de $\left[\left| z(X_i+h) - z(X_i) \right|^{\frac{1}{2}} \right]$.

Estimador de New-1

Tentando melhorar a precisão das estimativas das semivariâncias, Li e Lake (1994) propuseram o estimador New-1. Este estimador usa todos os dados em cada estimativa, e não apenas os separados por uma

determinada distância h, assim há um maior aproveitamento das informações coletadas. A fórmula do estimador New-1 é apresentada a seguir:

$$2. \hat{\gamma}(h)_{NEW-1} = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{1}{2m} \sum_{j \in D_{i,h}} (z(x_i) - z(x_j))^2 \right\} \quad (4)$$

sendo $Z(x_i)$ e $Z(x_j)$ os valores da variável Z nos respectivos pontos i e j; $D_{i,h}$ o índice de um conjunto de valores de dados em uma janela móvel $\Delta_{i,h}$ (de tamanho h centrada no ponto bloco i), excluindo o ponto x_i ; e m o número de dados em $D_{i,h}$ (TEXEIRA; SCALON, 2013).

Estimadores de semivariância teórica, krigagem ordinária e validação cruzada.

Uma vez estimada a semivariância empírica, faz-se necessária a modelagem teórica do semivariograma. Para o ajuste dos parâmetros do modelo teórico (efeito pepita, alcance e contribuição) foi utilizado o método dos mínimos quadrados ordinários.

A escolha do modelo teórico mais adequado foi realizada por meio da técnica da validação cruzada, considerando o erro médio quadrático (EMQ) e a inclinação da reta (INCL) obtida pelo ajuste entre os dados da precipitação observada e a precipitação estimada. Ainda foi calculado o grau de dependência espacial (GDE) proposto por Cambardella et al. (1994). Este índice é calculado pela equação (5).

$$GDE = \frac{\text{Efeito Pepita}}{\text{Efeito Pepita} + \text{Contribuição}} \times 100 \quad (5)$$

O grau de dependência espacial (GDE) é considerado alto quando o valor de é inferior a 25%; moderado quando o valor está entre 25 e 75% e forte quando está acima de 75%.

Posteriormente foram construídos os mapas por meio da krigagem ordinária da precipitação total anual média, a partir dos modelos que apresentaram os melhores resultados na validação cruzada para cada estimador de semivariância experimental.

Para respaldar as conclusões sobre as diferenças observadas entre os mapas de precipitação obtidos ao utilizar diferentes estimadores, foram aplicados dois testes estatísticos. Primeiramente foi utilizado o teste de Anderson-Darling para verificação de normalidade para os dados de precipitação de cada mapa gerado. Posteriormente foi realizado o teste não paramétrico de Wilcoxon pareado, que verifica se existe diferença estatística entre as médias dos dois conjuntos de dados

- a hipótese nula H_0 considera que a diferença entre os valores das médias é zero e H_1 considera a diferença entre os valores das médias difere de zero (FATIN-CRUZ et al. 2015).

Para realização do teste, foi utilizada a técnica de álgebra de mapa. Foram considerados os valores dos pixels dos mapas resultantes e os mapas foram comparados dois a dois para verificar a possível diferença estatística entre as médias dos seus valores. Foram formados os seguintes pares de mapas: MTH com o CH, MTH com MED, MTH com New-1, CH com o MED, CH com o New-1 e o MED com New-1. O teste, portanto, verifica se há diferença estatística significativa entre os mapas gerados por diferentes estimadores de semivariância experimentais.

O estudo da variável foi realizado utilizando o software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2015), e para a análise geoestatística foi usado o pacote geoR (JUNIOR; DIGGLE, 2001). Os mapas foram finalizados com o programa ArcMap[®] (Environmental Systems Research Institute, 20

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na análise exploratória dos dados para o período de 1990 a 2015 foram extraídas algumas estatísticas: foi verificado que a média da precipitação total anual para o conjunto de dados utilizado neste estudo foi de 1269 mm e a mediana 1310 mm, o desvio padrão, 266 mm; os valores máximo e mínimo precipitado são de 2465 mm e 693 mm respectivamente.

Ao analisar o histograma da figura 3(a) constata-se que a distribuição de dados da precipitação total anual média é assimétrica à esquerda; considerando os valores do 1° e 3° quartil, verifica-se que 25% das estações apresentam valores da precipitação total anual média abaixo de 1123 mm e 25% das estações apresentam valores acima de 1465 mm.

A distribuição espacial das estações com os respectivos valores da precipitação anual total média pode ser visualizada através do mapa da figura 4. Este apresenta os valores pontuais da precipitação total anual média para cada estação em estudo. Verifica-se que o sudeste/sudoeste (mesorregiões 05, 06, 07, 09, 10, 11 e 12) apresentam os maiores valores (pontos de tamanho maiores), enquanto o norte/nordeste (mesorregiões 02 e 03) apresentam os menores valores de precipitação (pontos de tamanho menores).

A partir da análise do box plot da figura 3(b) foi possível identificar a existência de alguns valores discrepantes (2465 mm, 2158 mm, 2063 mm), sendo que, para realizar a análise geoestatística, verificou-se a necessidade de retirar o valor de 2435 mm.

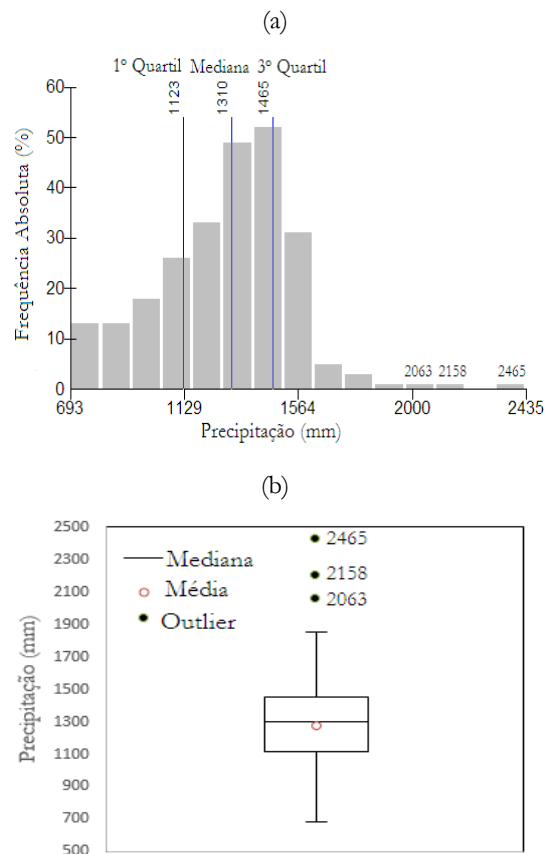


Figura 3. Histograma 3 (a) e Box Plot 3(b) da precipitação total média para o estado de Minas Gerais.

Também foi detectada a existência de tendência nos dados conforme apresentado na figura 5(a) e 5(b). Nos gráficos da figura 5 percebe-se que a precipitação total anual média apresenta tendência espacial do tipo quadrática para longitude e latitude. Uma vez detectada a tendência espacial, estas devem ser modeladas e a análise posterior feita com os resíduos (TEIXEIRA e SCALON 2014 e VOSS et al 2016 e GUPTA et al 2017).

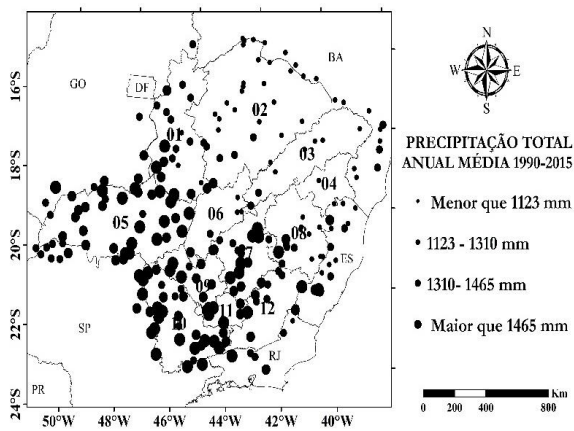


Figura 4. Distribuição espacial dos valores da precipitação total anual média das estações pluviométricas de Minas Gerais.

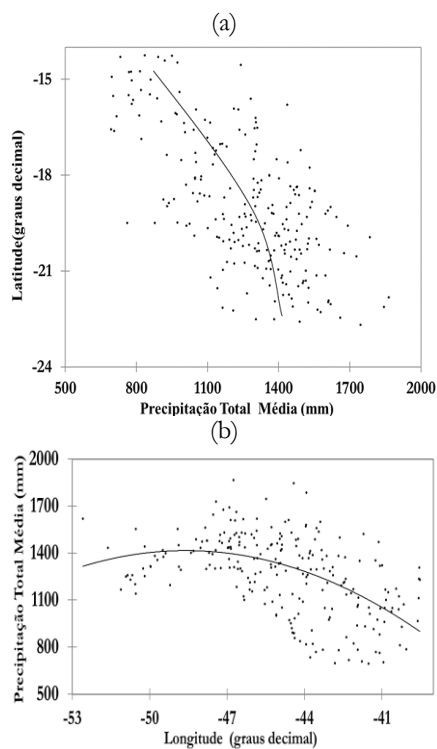


Figura 5. Detecção da tendência espacial da precipitação total anual média.

Na Tabela 2, apresentam-se os valores do alcance (A), do efeito pepita (EP), da contribuição (CTB) e o erro médio quadrático (EMQ), inclinação da reta ajustada (INCL) e o grau de dependência espacial (GDE) proposto por Cambardella et al. (1994).

Para diferentes estimadores de semivariância experimental os valores do alcance permaneceram na mesma ordem de grandeza, considerando o mesmo modelo de semivariograma teórico.

Verifica-se que entre os semivariogramas teóricos, o modelo gaussiano apresentou o menor erro médio quadrático (EMQ) e a inclinação mais próxima de 1. Portanto o modelo gaussiano foi utilizado para as próximas etapas.

Considerando os valores do efeito pepita e a contribuição, e a partir da equação 5, foram calculados os valores do GDE. O estimador de Matheron apresentou um grau de dependência 64%, o de Cressie Harwking 59%, o das Medianas 63% e o New-1 de 60%; logo considerando os valores do GDE, todos apresentaram o grau de dependência moderado segundo a classificação de Cambardella et al. (1994).

Considerando o valor do alcance para semivariograma teórico gaussiano, verifica-se que o estimador de semivariância experimental de Matheron apresentou um valor de 242 Km, o estimador de Cressie Hawking um valor de 245 Km, o estimador das Medianas 248 km e o estimador New-1 250 Km.

Tabela 2. Desempenho dos semivariogramas teóricos com base em diferentes estimadores.

Estimador de semivariância experimental de Matheron						
Modelo teórico	ALC (Km)	EP	CTB	INCL	EMQ	GDE
Exp	200	135,6	123,5	1,08	2×10^{-4}	52
Gau	242	158,1	89,1	1,09	$1,1 \times 10^{-4}$	64
Esf	507	152,6	98,8	1,29	$2,3 \times 10^{-4}$	61
Estimador de semivariância experimental Cressie Harwking						
Modelo teórico	ALC (Km)	EP	CTB	INCL	EMQ	GDE
Exp	201	118,8	138,7	1,06	$2,9 \times 10^{-3}$	46
Gau	245	147,9	103,2	1,14	$1,6 \times 10^{-3}$	59
Esf	528	140,4	115,5	1,25	$2,7 \times 10^{-3}$	55
Estimador de semivariância experimental das Medianas						
Modelo teórico	ALC (Km)	EP	CTB	INCL	EMQ	GDE
Exp	291	142,7	139,3	1,17	$2,1 \times 10^{-3}$	50
Gau	248	167,2	94,8	1,16	$1,5 \times 10^{-3}$	63
Esf	559	157,8	115,5	1,33	$2,2 \times 10^{-3}$	58
Estimador de semivariância experimental New-1						
Modelo teórico	ALC (Km)	EP	CTB	INCL	EMQ	GDE
Exp	234	134,4	127,4	1,12	$1,5 \times 10^{-3}$	51
Gau	250	155,4	99,8	1,11	-3×10^{-4}	60
Esf	553	139,9	115,9	1,15	$2,7 \times 10^{-3}$	55

Verificou-se que entre os semivariogramas experimentais o modelo New-1 apresentou o menor erro médio quadrático (EQM=0,0003) e valor da

inclinação 1,11. O estimador MTH apresentou um erro médio quadrático menor que o estimador das Medianas e de Cressie-Harwking.

Os semivariogramas obtidos a partir dos diferentes estimadores avaliados apresentaram dispersão de pares de pontos distintos entre si (Figura 6). Esse resultado é esperado, uma vez que cada estimador possui formulação característica. Graficamente os semivariogramas resultaram em uma estrutura típica, ou seja, uma região de dependência espacial e outra de campo aleatório (LANDIM; YAMAMOTO, 2013). Entre os estimadores avaliados o estimador New-1 apresentou visualmente um comportamento superior, com maior suavidade, em relação aos outros estimadores, principalmente na região de dependência espacial.

Na sequência, apresentam-se os mapas para cada estimador (Figura 7). Em uma primeira análise visual é possível identificar que todos os mapas apresentaram basicamente 3 regiões bem definidas características do estado, similares aos trabalhos de Viola et al. (2010), Reboita (2015). A primeira região é caracterizada por baixos índices de precipitação total anual média de 600 a 1000 mm a segunda região apresenta índices de 1001 a 1400 mm e a terceira região com valores superiores a 1401mm.

Outro fator importante é a constatação da influência exercida pela altitude nos índices pluviométricos. A presença de serras no estado propicia a ascensão de massas de ar quentes e úmidas, que se resfriam e condensam à medida que ganham altitude, favorecendo a formação de chuvas para essas regiões (MELLO; VIOLA, 2013). De fato, ao analisar o gráfico da figura 7 verifica-se que a altitude exerce influência na precipitação total anual média, com tendência positiva, com $R^2=0,49$.

Considerando o modelo digital de elevação para o estado (apresentado na Figura 1) e comparando com o mapa da Figura 8(c), verifica-se para essas áreas valores consideráveis de precipitação total anual média, o que pode ser influência do relevo principalmente nas Serras da Canastra, Espinhaço, Mantiqueira e Caparaó, sugerindo-se para essas áreas a presença de chuvas orográficas.

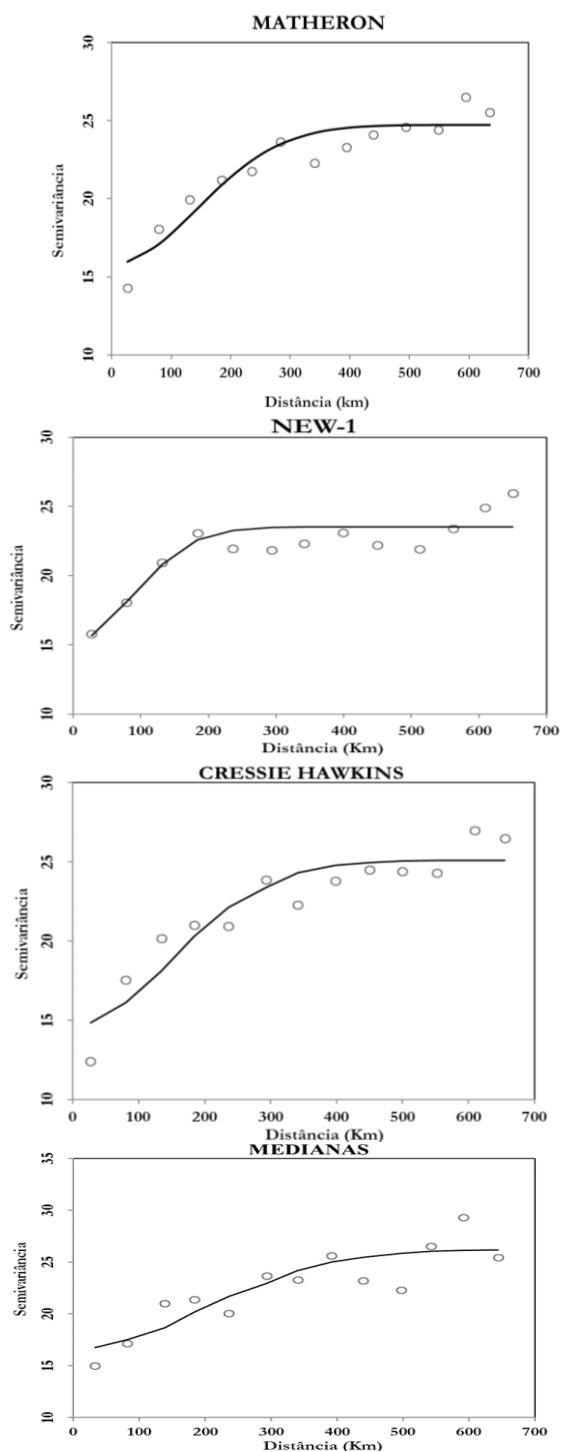


Figura 6. Semivariogramas dos estimadores analisados.

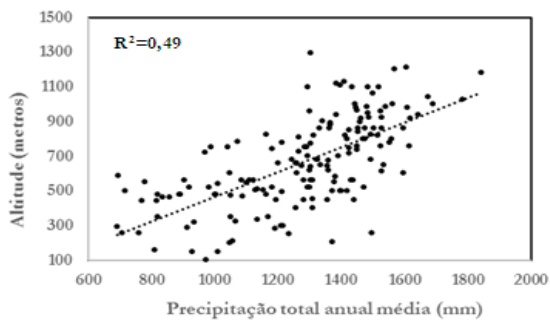


Figura 7. Relação entre a altitude (m) e precipitação total anual média (mm).

É possível verificar que os mapas da figura 8 apresentam diferenças visuais significativas, o que indica que a utilização de diferentes estimadores de semivariância pode alterar o resultado da visualização dos mapas interpolados. Analisando os mapas isoladamente verifica-se que o mapa gerado a partir do estimador de semivariância New-1 (Figura 8a) é o mais suavizado, isto é, o delineamento da precipitação é mais gradual em relação aos outros estimadores, principalmente em torno dos elementos de relevo (serras) citados anteriormente.

Na aplicação do teste de Anderson-Darling, a 5% de significância, foi verificada a ausência de normalidade nos dados. Portanto, foi utilizado o teste de Wilcoxon pareado, conforme apresentado na Tabela 3. Os resultados demonstram que a diferença entre valores médios dos estimadores de semivariância experimental quando comparados entre si são estatisticamente diferentes de zero (valor-p < 0,01), considerando 1% de significância. Portanto, os mapas da precipitação total média obtida pela krigagem ordinária por diferentes estimadores de semivariância experimental apresentam diferença estatística significativa.

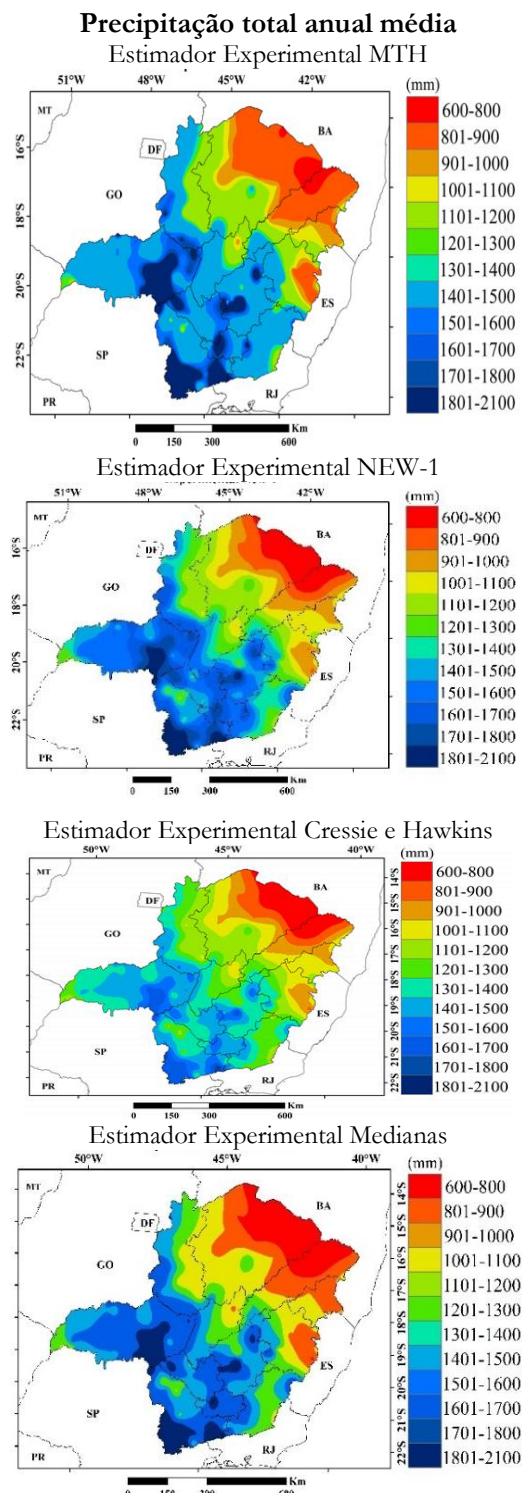


Figura 8. Mapas de krigagem ordinária utilizando: estimador de Semivariância Matheron (MTH), estimador de Semivariância de New-1, estimador de Semivariância de Cressie e Hawkins (CH), estimador de Semivariância das Medianas (MED)

Tabela 3. Valor-P do teste de Wilcoxon pareado com base em diferentes estimadores a 1% de significância.

Estimador	Cressie Hawkins (CH)	Medianas (MED)	New-1
Matheron (MTH)	1,2.10 ⁻¹⁶	3. 10 ⁻¹⁶	1,8. 10 ⁻¹⁶
Cressie Hawkins(CH)	-	2,4. 10 ⁻¹⁶	2,2. 10 ⁻¹⁶
Medianas (MED)	2. 10 ⁻¹⁶	-	2,5. 10 ⁻¹⁶
New-1	1,8. 10 ⁻¹⁶	2,5. 10 ⁻¹⁶	-

CONCLUSÃO

A utilização de diferentes estimadores de semivariância experimental resultou em mapas com diferenças visuais significativas. Além das diferenças visuais os mapas apresentam diferenças estatísticas significativas pelo teste Wilcoxon pareado.

A utilização de outros estimadores experimentais além do estimador clássico de Matheron pode melhorar a qualidade da interpolação; no caso da precipitação total anual média, o estimador New-1 apresentou melhor resultado na validação cruzada.

REFERÊNCIAS

- ASTER *Global Digital Elevation Model (ASTER GDEM)*. Disponível em: <<http://www.gdem.aster.ersdac.or.jp>>. Acesso em: 23 jun 2014.
- BORGES, P.A.; FRANKE, J.; ANUCIAÇÃO, Y.M.T.; WEISS, H.; BERNHOFER, H. *Comparison of spatial interpolation methods for the estimation of precipitation distribution in Distrito Federal, Brazil*. Theoretical and applied climatology, New York, v. 123, n. 1-2, p. 335-348, jan. 2016.
- BRASIL. Agência Nacional de Águas. HidroWeb: Sistema de informações hidrológicas. Disponível em: <<http://hidroweb.ana.gov.br/HidroWeb>>. Acesso em: 27 abr. 2013.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAM, T.B.; NOVAK, J.M; PARKIN, T.B.; KARLEN.D. I.; TURCO, R.F.; KONOPKA, A. E. *Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils*. Soil Science Society of America Journal, Madison, v. 58, n. 5, p. 1501-1511, sep-oct 1994.
- CARVALHO, J. R. P. de; VIEIRA, S. R.; GREGO, C. R. *Comparação de métodos para ajuste de modelos de semivariograma da precipitação pluvial anual*. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v. 13, n. 4, p. 443-448, jul-ago 2009.
- CRESSIE, N. A. C. *Statistics for spatial data*. New York: J. Wiley, 1993. 900 p.
- CRESSIE, N.; HAWKINS, D. M. *Robust estimation of the variogram*. I. Journal of the International Association for Mathematical Geology, New York, v. 12, n. 2, p. 115-125, apr. 1980.
- DI LUZIO, M.; DALY, J.G.; EISCHEID, C.; ARNOLD J. K. *Constructing retrospective gridded daily precipitation and temperature datasets for the conterminous united states*. Am. Meteorol. Soc., v.47, p.475-497. Apr. 2008.
- ESRI 2012. ArcGIS Desktop: Release 10.1 Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute.
- FATIN-CRUZ, I.; PEDROLLO, O.; GIRARD, P.; ZEILHOFER, P.; HAMILTON, S.K. *Effects of a diversion hydropower facility on the hydrological regime of the Correntes River, a tributary to the Pantanal floodplain, Brazil*. Amsterdam. Journal of Hydrology v.531, n. 3, p. 810-820. dec 2015.
- GENTON, M. G. *Highly robust variogram estimation*. Mathematical Geology, New York, v. 30, n. 2, p. 213-221, fev. 1998.
- GOOVAERTS, P. *Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall*. Journal of hydrology, Amsterdam, v. 228, n. 1, p. 113-129, feb. 2000.
- GUPTA, A.; KAMBLE, T.; MACHIWALD *Comparison of ordinary and Bayesian kriging techniques in depicting rainfall variability in arid and semi-arid regions of north-west India*. Environ Earth Sci. Germany, v.76, n.15 p.512-528, Aug 2017. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12665-017-6814-3>. Acessado em 20 nov. 2017.
- IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Disponível em: < <http://www.ibge.gov.br/estadosat/perfil.php?lang=&sigla=mg>> Acesso em: 13 mar. 2016.

- SÁ JÚNIOR, A de.; CARVALHO, L.G.de.; da SILVA, F.F.; ALVES, M. de C. *Application of the Köppen classification for climatic zoning in the state of Minas Gerais, Brazil. Theoretical and Applied Climatology*, v. 108, n. 1-2, p. 1-7, 2012.
- JUNIOR, P. J. R.; DIGGLE, P. J. *geoR: a package for geostatistical analysis. R News*, v. 1, n. 2, p. 15-18, 2001.
- YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. *Geostatística conceitos e aplicações*. Editora: Oficina de textos, 2013.
- LARK, R. M. *A comparison of some robust estimators of the variogram for use in soil survey. European Journal of Soil Science*, Oxford, v. 51, n. 1, p. 137-157, mar. 2000.
- LI, D.; LAKE, L. W. *A moving window semivariance estimator. Water Resources Research*, Washington, v. 30, n. 5, p. 1479-1489, May 1994.
- MATHERON, G. *Principles of geostatistics. Economic geology*, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1962.
- MELLO, C.R.; SILVA, A.M. *Modelagem estatística da precipitação mensal e anual e no período seco para o estado de Minas Gerais. R. Bras. Eng. Agríc. Amb.*, 13:68-74, 2009.
- MELLO, C.R.; VIOLA, M. R. *Mapeamento de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. Rev. Bras. Ciênc. Solo* [online]. vol.37, n.1, pp.37-44. 2013. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/rbcs/v37n1/v37n1a04.pdf> Acesso: 4 jan. 2017.
- MINGOTI, S. A.; ROSA, G. *A note on robust and non-robust variogram estimators. Rem: Revista Escola de Minas*, v. 61, n. 1, p. 87-95, 2008.
- OLIVEIRA, J.P.; CECÍLIO, R.A.; PRUSKI, F.F.; ZANETTI, S.S. *Espacialização da erosividade das chuvas no Brasil a partir de séries sintéticas de precipitação. Revista Brasileira de Ciências Agrárias*, Recife, v.10, n.4, p.558-563, 2015.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. *R: a language and environment for statistical computing*. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2012. Disponível em: <http://www.R-project.org>. Acesso em: 19 jun. 2013.
- REBOITA, M. S.; RODRIGUES, M.; SILVA, L.F.; ALVES, M.A.; *Aspectos Climáticos do Estado de Minas Gerais. Revista Brasileira de Climatologia*, Curitiba, v. 17, p.206-226. Dez. 2015.
- SANTOS, A. de P.; MEDEIROS, N. das G.; SANTOS, G.R.; RODRIGUES, D.D. *Avaliação da Acurácia Posicional Planimétrica Em Modelos Digitais de Superfície com o uso de Feições Lineares. Bol. Ciênc. Geod.*, Curitiba, v. 22, n. 1, p. 157-174, mar. 2016.
- SILVA, E. D. da. *Estudo da Precipitação no Estado de Minas Gerais-MG. Revista Brasileira de Climatologia*, v. 13, jun. 2014. Disponível em: <http://revistas.ufpr.br/revistaabclima/article/view/33345>. Acesso em: 13 set. 2016.
- TEIXEIRA, M.; SCALON, J. *Utilização de diferentes estimadores de semivariância com modelo teórico exponencial. Revista da Estatística da Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto*, v. 3, n. 3, p. 774-778. 2014.
- TOBIN, C.; NICOTINA, L.; PARLANGE, M.B.; BERNE, A.; RINALDO, A. *Improved interpolation of meteorological forcing for hydrologic applications in a Swiss Alpine region. Journal of Hydrology*, v. 401, n. 1, p. 77-89, apr.2011.
- VIOLA, M. R.; MELLO, C.R. de.; PINTO, D.B.F.; MELLO, J.M.de M. *Métodos de interpolação espacial para o mapeamento da precipitação pluvial. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande*. v. 14, n. 9, p. 970-978, set. 2010.
- VOSS, S.; ZIMMERMANN, B.; ZIMMERMANN, A. *Detecting spatial structures in throughfall data: The effect of extent, sample size, sampling design, and variogram estimation method. Journal of Hydrology*, Amsterdam, v.540, p.527-537, Sept 2016.
- ZIMMERMANN, A.; ZIMMERMANN, B.; ELSENBEEER, H. *Rainfall redistribution in a tropical forest: spatial and temporal patterns. Water Resources Research*, Washington. v. 45, n. 11, p.1-18. nov. 2009.