Revista Brasileira de Climatologia
Brazilian Journal of Climatology
OPEN ACCESS

INTERPOLADORES HÍBRIDO E NÃO HÍBRIDO APLICADOS NA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS CHUVAS NA REGIÃO MONTANHOSA COSTEIRA FLUMINENSE

Hybrid and non-hybrid interpolators applied in the spatial distribution of rains in the coastal mountain region of Rio de Janeiro state

Interpoladores híbridos y no híbridos aplicados a la distribución espacial de las precipitaciones en la región montañosa costera de Rio de Janeiro

Orlindo Gomes de Farias
Programa de Pós-graduação em Engenharia de Biossistemas, Universidade Federal Fluminense, UFF
ofarias@id.uff.br

Cristiane Nunes Francisco
Programa de Pós-graduação em Engenharia de Biossistemas, Universidade Federal Fluminense, UFF
cristianenf@id.uff.br

José Francisco de Oliveira Júnior
Programa de Pós-graduação em Engenharia de Biossistemas, Universidade Federal Fluminense, UFF
jose.junior@icat.ufal.br

Mauricio Soares da Silva
Instituto de Geociências (IGEO), Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ
soares@lamma.ufrj.br

Luiz Claudio Gomes Pimentel
Programa de Pós-graduação em Meteorologia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ
luizpimentel@igeo.ufrj.br

Resumo: Apesar dos avanços no monitoramento espaço-temporal das chuvas, suas informações em regiões de topografia complexa são escassas. A interpolação espacial baseada em dados orbitais pode suprir tal escassez. Portanto, o estudo avaliou o desempenho de interpoladores híbrido e não híbrido

na estimativa da chuva na Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande (RHBIG), situada na Serra do Mar, nos estados de RJ e SP. Dados de chuvas de estações de superfície e de estações virtuais, derivadas do produto CHIRPS, entre os anos 2004 e 2013, foram utilizados para geração de modelos pelos interpoladores Krigagem Ordinária (KO) e Krigagem Regressão (KR), tendo como variável explicativa o Modelo Digital de Elevação (MDE). Os resultados mostraram correlação (r = 0,68) entre os dados observados e do CHIRPS, com a taxa de chuva subestimada no litoral, média da diferença (di) de -10%, e superestimada no planalto (di = 9%), o que origina distribuição espacial suavizada. Em relação aos modelos de chuva, os KR, linear e logarítmico, tenderam a extrapolar os valores mínimos e máximos, e aumentar a taxa de chuva do litoral para o planalto, com média de -28% das estações do litoral. Enquanto, nos modelos da KO, o volume tende a diminuir do litoral para o planalto (di = -1,4), o que é corroborado por estudos já realizados na RHBIG com dados observados. Por fim, os modelos de ambos interpoladores, com as estações virtuais corrigidas pelos dados observados, mostram aumento da amplitude pluviométrica, o que diminui a suavização do modelo CHIRPS. Desta forma, os modelos da KO derivados de uma rede densa e regular de estações virtuais, corrigidas por dados observados, podem ser uma alternativa para utilização dos dados CHIRPS em locais de topografia complexa sem uma rede densa de estações de superfície, o que origina em modelos de maior resolução espacial e amplitude pluviométrica.
Palavras-chave: Modelos de Distribuição de Chuva. Interpolação. Krigagem

Abstract: Despite advances in space-time monitoring of rainfalls, this information in regions of complex topography is scarce. Space interpol based on orbital data might surprise such a solution. Therefore, the study evaluated the performance of hybrid and non-hybrid interpolators in estimating rainfalls in Ilha Grande Bay Hydrographic region (RHBIG), located in Serra do Mar (the Sea Mountain, in Portuguese), in the states of Rio de Janeiro and São Paulo. Rainfall data from surface variable seasons and virtual seasons, derived from the CHIRPS product, the years 2004 and 2013, were used for Ordinary Kriging (KO) and Regression Kriging (KR) interpolator models, having as explanatory the Digital Elevation Model (DEM). The results showed a correlation (r = 0.68) between the observed and CHIRPS data, with the underestimated rainfall rate on the coast, average difference (di) of -10%, and overestimated on the plateau (di = 9%), which gives rise to a smoothed spatial distribution. Regarding the rainfall models, the KR, linear and logarithmic, tended to extrapolate the minimum and maximum values, increasing the rainfall rate from the coast to the plateau, with an average of -28% of the coastal stations. While, in the KO models, the volume tends to decrease from the coast to the plateau (di = -1.4), which is corroborated by studies already carried out at RHBIG with observed data. Finally, the models of both interpolators, with the virtual stations corrected for the observed data, show an increase in the rainfall amplitude, which reduces the smoothing of the CHIRPS model. In this way, the KO models derived from a dense and regular network of virtual stations, corrected for observed data, can be an alternative for using CHIRPS data in complex topography locations without a dense network of surface stations, which results in models with higher spatial resolution and rainfall amplitude.
Keywords: Models of Rain Distribution. Interpolation. Kriging

Resumen: A pesar de los avances en la monitorización espacio-temporal de las precipitaciones, sus informaciones en regiones de topografía compleja son insuficientes. La interpolación espacial basada en datos orbitales puede superar esa escasez. Por lo tanto, el estudio evaluó el rendimiento de los interpoladores híbridos y no híbridos en la estimación de las precipitaciones en la Región Hidrográfica de la Bahía de Ilha Grande (RHBIG), ubicada en la Serra do Mar, en los estados de RJ y SP. Los datos de precipitación de las estaciones de superficie y de las estaciones virtuales, derivadas del producto CHIRPS, entre los años 2004 y 2013, fueron utilizados para la generación del modelo mediante los interpoladores Krigeaje Ordinario (KO) y Krigeaje Regresión (KR), teniendo como variable explicativa el Modelo Digital de Elevación (MDE). Los resultados mostraron una correlación (r = 0,68) entre los datos observados y los del CHIRPS, en los que el índice de precipitaciones está subestimado en la costa, con una diferencia media (di) de -10%, y sobrestimado en la meseta (di = 9%), lo que origina una

distribución espacial suavizada. En cuanto a los modelos pluviométricos, los KR, lineales y logarítmicos, tendieron a extrapolar los valores mínimos y máximos, el aumento del índice pluviométrico de la costa a la meseta, con una media de -28% de las estaciones costeras. Mientras que, en los modelos KO, el volumen tiende a disminuir desde la costa hasta la meseta (di = -1,4), lo que se corrobora con estudios ya realizados en el RHBIG con datos observados. Por último, los modelos de ambos interpoladores, con las estaciones virtuales corregidas por los datos observados, muestran un aumento de la amplitud de las precipitaciones, lo que disminuye la suavidad del modelo CHIRPS. Así, los modelos KO derivados de una red densa y regular de estaciones virtuales, corregidos por los datos observados, pueden ser una alternativa para el uso de los datos CHIRPS en lugares de topografía compleja sin una red densa de estaciones de superficie, lo que origina modelos de mayor resolución espacial y amplitud de precipitación pluvial.

Palabras clave: Modelos de distribución de las precipitaciones. Interpolación. Krigeaje.

Submetido em: 05/04/2022
Aceito para publicação em: 12/09/2022
Publicado em: 24/09/2022

1. INTRODUÇÃO

A chuva é o elemento climático de maior variabilidade espaço-temporal nas regiões tropicais (LYRA et al., 2017). Para a modelagem numérica e entendimento da variabilidade, são imprescindíveis séries temporais pluviométricas completas, constituídas por dados consistidos e originados de leituras diárias e contínuas (HALLAK, PEREIRA-FILHO, 2011; MAIR, FARES, 2011, PIAZZA et al., 2011). Nos locais desprovidos ou que tenham distribuição espacial irregular de estações, ou com falhas nas séries temporais, ou ainda estejam situados em áreas de difícil acesso, as técnicas estatísticas auxiliam nas estimativas do volume de chuvas e na geração de modelos, dentre as quais, estão os métodos de interpolação (LY et al., 2013; PEREIRA et al., 2013).

Burrough et al. (2015) definem interpolação como uma técnica para a estimativa de valores de uma variável primária em área interior ao conjunto de amostras conhecidas. A partir do ajuste de uma função a pontos não amostrados com base em valores observados, é possível gerar uma superfície espacialmente contínua e em alta resolução, que representa a magnitude do evento estudado (LANDIM, 2000; YAMAMOTO, LANDIM, 2013). No mapeamento das chuvas, são inferidos valores a partir de dados pontuais coletados, tradicionalmente, pelas estações de superfície (LI, HEAP, 2011).

Diferentes métodos de interpolação foram desenvolvidos para atender às necessidades de tipos específicos de dados e aplicados em diversas áreas do conhecimento, entre elas, geociências (LI, HEAP, 2011; 2014). Li e Heap (2011; 2014) descreveram 38 métodos de interpolação espacial classificados em três categorias: 1) não-geoestatísticos – que correspondem a métodos determinísticos por não associarem erros às estimativas; 2) geoestatísticos – que correspondem aos métodos estocásticos pois incorporam o conceito de aleatoriedade e fornecem erros associados às estimativas; e 3) combinados – que correspondem a integração entre os métodos de interpolação espacial e outros métodos estatísticos, também denominados como híbridos, podendo empregar, por exemplo, métodos geoestatísticos com preditores auxiliares (HENGL, 2009).

Para compensar a escassez de informações, o uso de dados geoespaciais é uma alternativa, pois incorporam produtos provenientes do sensoriamento remoto (SR) com dados das estações de superfície (PEREIRA et al., 2013). Os dados de SR são obtidos por sensores

ativos ou passivos acoplados em satélites artificiais que percorrem a órbita terrestre e detectam núcleos de chuva em diferentes regiões terrestres (PETTY, 1995).

Na recente literatura, nota-se um crescente uso desse produto em estudos científicos, seja para a comparação com outras bases de dados e validação, considerando dados da rede de observação local, seja para o entendimento do regime de chuva em diversas localidades do globo (TOTÉ et al., 2015; DEMBÉLÉ, ZWART, 2016; KATSANOS et al., 2016; DINKU et al., 2018; DUAN et al., 2016; ZAMBRANO et al., 2017; PAREDES-TREJO et al., 2017; NOGUEIRA et al., 2018).

Os níveis de chuvas extraídos de diferentes metodologias podem trazer inconsistências, visto que, para a geração das grades, são incorporados dados de estações in situ. Em áreas remotas, cuja rede de postos pluviométricos é menos densa, a confiabilidade dos registros históricos costuma ser contestada (GOOVAERTS, 2000; TOSTES et al., 2017). Porém, o cenário apresentado demonstra a potencialidade do uso dos produtos geoespaciais e, não menos importante, a necessidade de alavancar estudos científicos que possibilitem seu aprimoramento, principalmente para regiões com terreno complexo (TOTÉ et al., 2015; DEMBÉLÉ, ZWART, 2016).

A base de dados CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station) é um exemplo de um produto geoespacial, desenvolvida pelo Centro de Observação e Ciência de Recursos da Terra da USGS (EROS/USGS). Constitui um conjunto de dados pluviométricos, com disponibilidade a partir do ano 1981, estimados com base em estações de superfície e observações de satélite, provenientes das seguintes bases: CHPClim (Climate Hazards Center's Precipitation Climatology), satélites geoestacionários NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), satélite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission), modelo atmosférico NOAA - Climate Forecast System versão 2 (CFSv2), e estações de superfície dos serviços meteorológicos nacionais e regionais (FUNK et al., 2014; BAYISSA et al., 2017; DINKU et al., 2018).

No entanto, de acordo com López-Bermeo et al. (2022), diferentes estudos mostram que a precisão e a confiabilidade das estimativas de chuva feitas pelo CHIRPS dependem das condições climáticas e geográficas. Estes mesmos autores realizaram um estudo em área com alta variabilidade climática e complexidade topográfica na Antióquia, Colômbia, obtiveram

níveis de acurácia diferentes, nas nove sub-regiões estudadas, e concluíram que os fatores locais, que condicionam a distribuição espaço-temporal de chuvas, afetam a sua acurácia.

Em regiões montanhosas, a pluviosidade é afetada pela interação dos sistemas meteorológicos de multiescala com a topografia complexa, o que, por sua vez, gera alta variabilidade horizontal do regime de chuva (MAIR, FARES, 2011; SAGHAFIAN, BONDARABADI, 2008; WHITEMAN, 2000). Além da altitude, a inclinação e a orientação da montanha promovem perturbações na dinâmica da atmosfera regional e local (GULTEPE, 2015; MILANESI, 2007; WHITEMAN, 2000). Na zona tropical, nota-se maior instabilidade, pois as montanhas são capazes de obstruir o escoamento das massas de ar tropicais úmidas (BARRY, CHORLEY, 2004). Aliada a essas características, nota-se uma distribuição espacial assimétrica da rede pluviométrica com baixa densidade da malha, o que compromete o mapeamento e leva a resultados inapropriados e imprecisos (MAIR, FARES, 2011).

Para a modelagem da influência orográfica sobre a chuva, uma possibilidade é o uso de interpoladores híbridos que associam dados observados de estações meteorológicas com variáveis secundárias. Saghafian e Bondarabadi (2008) e Soares et al. (2016) ressaltam que a associação dos dados de elevação com dados pluviométricos, espacialmente distribuídos ou extraídos de sensores orbitais, é uma alternativa para a representação dos padrões espaciais da chuva e melhora nas estimativas. Os Modelos Digitais de Elevação (MDE) são a principal fonte de dados topográficos, e consistem em arquivos estruturados em linhas e colunas georreferenciadas em que cada pixel contém um valor altimétrico (FELGUEIRAS, 2019). Quando integrado a um interpolador, esse produto é capaz de fornecer dados para modelar a influência do efeito orográfico sobre a chuva (CRESPI et al., 2018).

Estudos com interpoladores híbridos nas regiões com topografia complexa para o entendimento do efeito orográfico sobre a chuva motivaram algumas investigações. Mair e Fares (2011), por exemplo, avaliaram a variabilidade espacial da chuva para o período de 2005 a 2008 nas montanhas da Ilha de Oahu, no estado do Havaí (EUA), ao usar métodos espaciais híbridos e não híbridos em 21 estações. Piazza et al. (2011), por sua vez, usaram algoritmos híbridos e não híbridos para a interpolação espacial dos dados pluviométricos na Sicília (Itália), com a incorporação da variável altitude nas análises para a estimativa da média mensal e anual da chuva.

Cada interpolador é eficaz quando, aplicado a determinado evento, consegue representar as características do fenômeno na área estudada (LI, 2013). Assim, é importante verificar se o método de interpolação está adequado a variável de interesse por meio da comparação entre os dados estimados e observados, seguido da análise da distribuição espacial do evento na superfície interpolada (ANDRIOTTI, 2009). Para Webster et al. (2007) e Li (2013), a gama de métodos de interpolação disponíveis deve-se à necessidade de estudos em diferentes campos do conhecimento (recursos hídricos, estudos do solo, engenharias, entre outros), assim, todos os métodos existentes têm suas premissas, requisição de dados e recursos próprios. Há inúmeras classificações de interpoladores na literatura, criadas com base na densidade amostral, superfície amostrada e espacialidade dos dados.

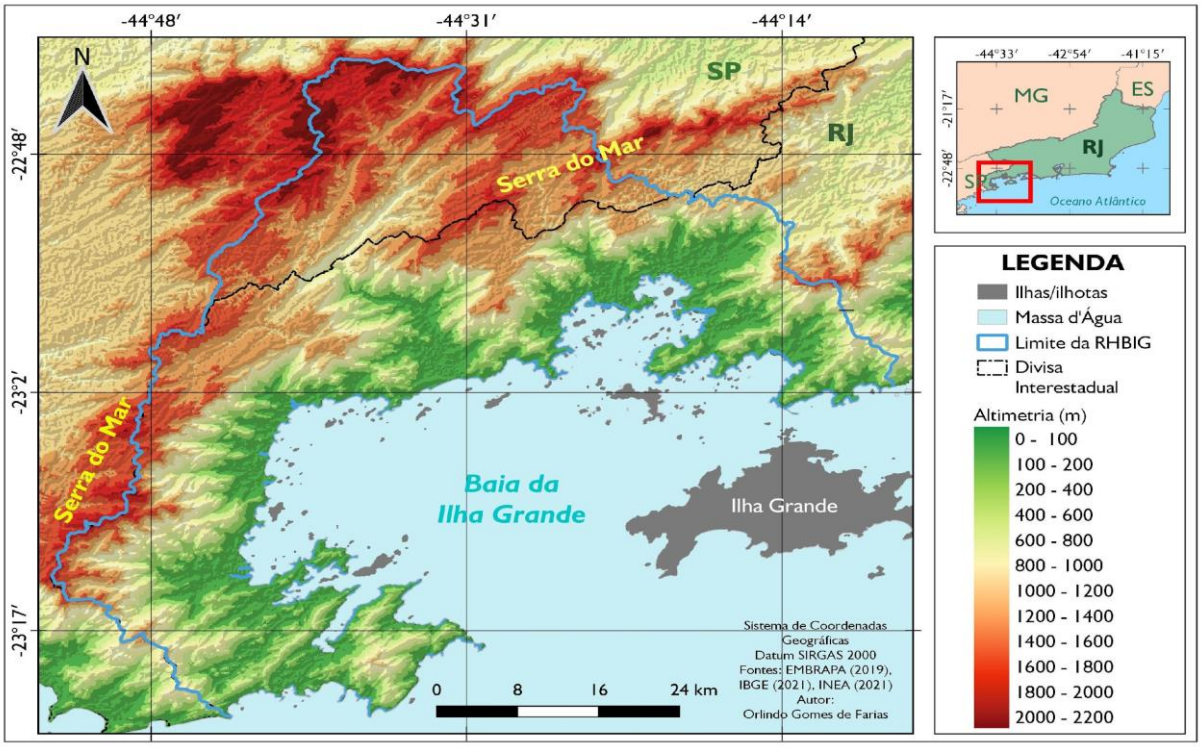
Desta forma, o presente estudo tem como objetivo analisar o desempenho dos métodos de interpolação híbrido e não híbrido na distribuição espacial da chuva em região montanhosa litorânea de relevo complexo, com a utilização do MDE como variável explicativa, e dados pluviométricos CHIRPS e de estações de superfície, para geração dos modelos interpolados de distribuição de chuvas.

2. METODOLOGIA

2.1 Área de Estudo

A área de estudo abrange a Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande (RHBIG), com área de 2,2 mil km², situada no litoral sul fluminense e, ao norte, no Planalto da Bocaina, no estado de São Paulo. Em uma faixa de 30 km entre litoral, com pequenas planícies costeiras, e encostas de alta declividade, a amplitude altimétrica alcança mais de 2.000 m (Figura 1). É atravessada pela Serra do Mar, um dos principais compartimentos geomorfológicos da faixa tropical Atlântica brasileira, caracterizada por relevo montanhoso a escarpado, o que a coloca como um importante controlador do regime de chuvas na região Sudeste brasileira (NIMER, 1989). A orientação e a amplitude do relevo, coberto pela Mata Atlântica, a posição latitudinal no litoral da borda ocidental do Atlântico Sul, somadas à atuação dos sistemas atmosféricos provocam chuvas abundantes na RHBIG (NUNES et al., 2009), com índice pluviométrico anual que ultrapassa 2.500 mm, porém com distribuição espacial irregular (FARIAS et al., 2017).

Figura 1 - Mapa de localização da Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande, RJ/SP.



Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2 Materiais e Métodos

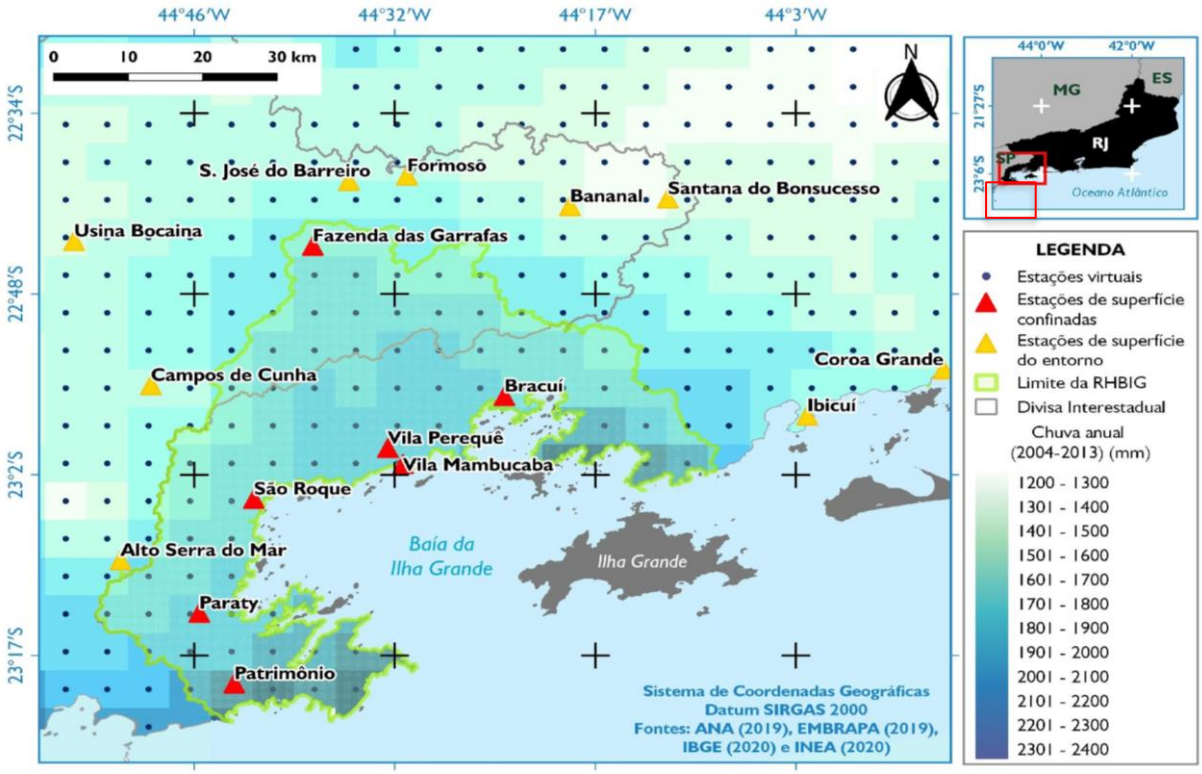
Para a geração do modelo de distribuição espacial de chuva pelo método não híbrido, foi utilizado o interpolador Krigagem Ordinária (KO). Este método consiste em um modelo geoestatístico univariado baseado na auto-correlação espacial das variáveis regionalizadas expressa por semivariogramas, que representam a variância amostral com base na distância entre elas. Por serem empíricos, um modelo teórico, que melhor se ajusta aos semivariogramas, é selecionado para a estimativa dos valores dos pontos desconhecidos (SOUZA et al., 2011; YAMAMOTO, LANDIM, 2013, HENGL, 2009). Por sua vez, para confecção do modelo pelo método híbrido, usou-se a Krigagem-Regressão (KR), que consiste em um interpolador multivariado que utiliza tanto a correlação com uma variável auxiliar quanto a autocorrelação espacial. Inicialmente, a regressão modela a variável secundária explicativa, em seguida, usa a krigagem para estimar os resíduos do modelo de regressão (HENGL et al., 2007; REUWSAAT, 2011).

Devido ao reduzido número de estações de superfície na área de estudo, e de sua distribuição espacial esparsa, foi utilizada a base de dados CHIRPS (Figura 2). Disponibilizada em formato de grade com resolução espacial de 5 km, foi convertida em arquivo vetorial de

pontos para a geração estações virtuais, tendo como atributos a média do total anual das chuvas para o período de 2004 a 2013, corrigida por regressão linear simples com base em 16 estações de superfície, disponíveis no Sistema de Informações Hidrológicas da Agência Nacional de Águas (ANA) e Departamento de Águas e Energia Elétrica do Estado de São Paulo (DAEE-SP).

Metade das estações de superfície utilizadas localizam-se na planície costeira e áreas circunvizinhas, com distâncias de até 5 km do litoral e altitudes que atingem 100 m, enquanto a outra metade situa-se entre 15 e 50 km da costa, em altitudes que variam entre 500 a 1.650 m, concentradas no Planalto da Bocaina (Tabela 1). Nota-se, assim, um vazio de informações pluviométricas nas encostas íngremes da Serra do Mar cobertas por Floresta Ombrófila Densa.

Figura 2 - Mapa das estações de superfície e virtuais do produto CHIRPS, Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande (RHBIG) e entorno, RJ/SP.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 1- Estações pluviométricas de superfície situadas na Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande e entorno, RJ/SP.

Código	Nome	Altitude (m)	Distância do litoral (km)
02344016	Vila Mambucaba	1	0,2
02344019	Vila Perequê	3	2,6
02344008	São Roque	10	1,2
02243250	Coroa Grande	10	0,3
02244149	Bracuí	12	1,8
02344007	Paraty	18	5,3
02244148	Ibicuí	62	0,3
02344006	Patrimônio	95	3,2
02244133	Bananal	478	26,7
02244152	Formoso	511	35,4
02244153	Santana do Bonsucesso	513	31,7
02244100	São José do Barreiro	551	37,4
02244124	Usina Bocaina	563	45,3
02244048	Campos de Cunha	950	22,4
02244009	Alto Serra do Mar	1.273	16,2
02244135	Fazenda das Garrafas	1.645	32,8

Fonte: ANA (2019).

Como variável explicativa do método de interpolação híbrido, foi utilizado o MDE do Projeto TOPODATA, elaborado a partir da krigagem dos dados SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) (VALERIANO, 2008). Com resolução espacial de 30 m, foi realizada a reamostragem do modelo para 1 km, pois, além da suavização da topografia nos modelos gerados pelo interpolador KR, este valor é maior do que a resolução dos dados geoespaciais CHIRPS.

Foram utilizados interpoladores KR e KO com ajustes das funções linear e logarítmica, pois foram as que apresentaram resultados coerentes na distribuição espacial, entre as funções testadas e disponíveis no QGIS, como a polinomial e a exponencial. Para a interpolação, foram utilizadas quatro a oito estações vizinhas, situadas até 10 km de distância, no entorno de cada ponto interpolado. No total foram gerados oito modelos de distribuição espacial de chuvas com estações CHIRPS corrigidas e não corrigidas.

Para a avaliação dos modelos de distribuição espacial de chuvas da RHBIG, calculou-se a diferença (di) entre os valores estimados e as oito estações pluviométricas de superfície situadas na área de estudo, o que permitiu identificar os valores superestimados e

subestimados. Também foi calculada a REQM (Raiz do Erro Quadrático Médio) que corresponde a raiz quadrada do somatório das diferenças individuais ao quadrado dividido pelo número de observações. Ao extrair a raiz quadrada, a REQM apresenta valores do erro nas mesmas dimensões da variável analisada, sendo comumente usada para expressar a acurácia dos modelos numéricos (HALLAK; PEREIRA-FILHO, 2011). Também foi calculado o coeficiente de correlação de Pearson (r) para conhecer a aderência dos índices anuais de chuva entre os dados virtuais e observados.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Análise estatística das bases de dados pluviométricos

A análise dos dados das estações de superfície mostrou que a distribuição das chuvas entre o litoral e planalto é desigual na RHBIG, ou seja, a diferença entre as médias do total anual das estações situadas, respectivamente, nestes dois compartimentos geomorfológicos, é de 47% no período de 2004 a 2013 (Tabela 2). Enquanto as primeiras apresentam média de 2.231 mm, com máxima atingindo 2.617 mm, as demais apresentam média de 1.514 mm, com mínima de 1.144 mm. Os resultados revelam a heterogeneidade da distribuição espacial das chuvas na RHBIG e corroboram resultados anteriores de Soares et al. (2005) e Farias et al. (2017). Estes trabalhos demonstram que a chuva se concentra no litoral e diminui à medida que avança para o interior, atingindo menores valores no planalto, com exceção da estação Paraty, situada no litoral, mas cercada por barreira topográfica, o que reduz o volume de chuva nesta seção do litoral.

O menor volume pluviométrico no planalto decorre da disposição da Serra do Mar que intercepta parcela da umidade no interior da RHBIG, fornecida pelos mecanismos atmosféricos transientes ou locais aliados aos condicionantes geográficos (NIMER, 1989). Enquanto os maiores acumulados anuais de chuva nas estações do litoral estão associados aos Sistemas Frontais (SF), as circulações de brisas marítima/terrestre e as linhas de instabilidade (LI), outros sistemas meteorológicos, como a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) intensificam a chuva não apenas no litoral, mas também no Planalto da Bocaina.

Tabela 2 - Medidas de erro e correlação do volume da chuva anual entre as estações virtuais (CHIRPS) e de superfície para o período de 2004 a 2013.

	Estação	Total anual (mm)		Diferença (di) (Virtual -Superfície)		Coeficiente correlação
		Superfície	Virtual	(mm)	(%)	(*r*)
Litoral	Bracuí	2.256	1.935	-322	-14	0,85
	Coroa Grande	2.102	1.692	-410	-20	0,72
	Ibicuí	1.975	1.735	-240	-12	0,81
	Paraty	1.488	1.987	499	34	0,50
	Patrimônio	2.538	2.221	-317	-12	0,53
	São Roque	2.617	1.908	-709	-27	0,81
	Vila Mambucaba	2.432	2.049	-383	-16	0,89
	Vila Perequê	2.437	2.249	-388	-16	0,91
	Média	2.231	1.972	-284	-10	0,73
	Desvio padrão	371	202	345	19	0,16
Planalto	Alto S. do Mar	1.591	1.793	202	13	0,43
	Bananal	1.401	1.469	68	5	0,75
	C. de Cunha	1.394	1.636	242	17	0,78
	Faz. das Garrafas	1.898	1.802	-96	-5	0,65
	Formoso	1.291	1.604	313	24	0,68
	Santana Bonsucesso	1.144	1.466	322	28	0,43
	S. José do Barreiro	1.646	1.724	78	5	0,33
	Usina Bocaina	1.744	1.499	-245	-14	0,80
	Média	1.514	1.624	111	9	0,61
	Desvio padrão	250	139	201	14	0,18
Total	Média	1.872	1.798	-87	-0,6	0,67
	Desvio padrão	480	246	341	19	0,18
	REQM (mm)				Total	1.342
					Litoral	1.161
					Planalto	566

Fonte: Elaborada pelo autor.

As medidas das estações virtuais mostram tendência similar, ou seja, maior média de chuva nas estações do litoral (1.972 mm) do que as do planalto (1.624 mm), no entanto com diferença de apenas 21% entre, respectivamente, os dois compartimentos, pois seis estações virtuais do planalto apresentam valor superior aos dados observados. Verifica-se, assim, que os dados CHIRPS estão superestimados no planalto, com diferença média de 9% e REQM de 566 mm, e subestimados no litoral, com diferença média de -10% e REQM de 1.161 mm

A distribuição dos erros demonstra, assim, que o CHIRPS tendeu a suavização dos dados na área de estudo, tendência já detectada em outros trabalhos relatados em López-Bermeo et al. (2022), que apontam que a acurácia da CHIRPS está condicionada às características geográficas e climatológicas do local estudado.

A maior diferença relativa (34%) corresponde à estação Paraty, pois, apesar de estar situada no litoral, está confinada em uma barreira topográfica, resultando em menor valor observado do que estimado. Por outro lado, a estação São Roque, há apenas 18 km, apresenta maior diferença absoluta (di = -709 mm), pois situa-se a barlavento da barreira topográfica. Ou seja, as duas estações, apesar de estarem próximas, apresentam diferença entre as médias dos dados observados de mais de 1.000 mm, e os dados CHIRPS não detectou ampla diferença em áreas tão próximas.

Na mesma Tabela 2 também está avaliada a variabilidade interanual da chuva de 2004 a 2013 entre as estações de superfície e virtuais através do coeficiente de correlação (r). No que concerne aos postos do litoral, o valor médio de r foi 0,73, enquanto os postos do planalto apresentaram r médio 0,61, o que revela maior correlação nos postos do litoral. Valor semelhante foi obtido por Oliveira-Júnior et al. (2014), entre os dados observados do INMET e os geoespaciais do satélite TRMM, com r correspondente a 0,64.

3.2 Avaliação dos modelos da KR e KO

A seguir, são apresentados os modelos gerados pelos interpoladores KR e KO, analisados a partir das medidas estatísticas e de erros entre os dados observados e os estimados. Observa-se que no modelo da KR, tanto com ajuste linear quanto logarítmico, das estações virtuais corrigidas e não corrigidas, não houve melhoria dos dados estimados (Tabela 3), ou seja, os modelos possuem menores valores de média, máxima e mínima, com acréscimo um pouco maior para os corrigidos, no entanto mantêm a variabilidade próxima aos dados observados.

Os erros dos valores estimados com as funções linear e logarítmica, derivados da KR com as estações virtuais não corrigidas (Tabela 4), foram próximos, média de -14 e -16%, respectivamente, e com maior erro, em todas as estações, no modelo logarítmico. Comparando as estações do litoral e do planalto, verifica-se que o padrão do erro se mantém

nos dois compartimentos, ou seja, subestima no litoral, com diferença entre -11 e -64%, e superestima no planalto, com valores entre 10 a 32%.

Tabela 3 – Medidas estatísticas dos valores estimados por Krigagem Regressão (KR).

Medidas	Total anual (mm)				
	Estações superfície	KR – Estações virtuais		KR – Estações virtuais corrigidas	
		Linear	Logarítmica	Linear	Logarítmica
Média	2.072	1.661	1.616	1.812	1.782
Máxima	2.617	2.091	2.164	2.258	2.260
Mínima	1.394	1.074	944	1.167	1.053
Desvio Padrão	484	356	420	370	420
Intervalo	1.223	1.017	1.220	1.091	1.207

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 4 - Medidas de erro das estações virtuais não corrigidas com estimativa Krigagem Regressão.

	Estação	Di com os dados observados - %	
		Estação virtual KR - Lin	Estação virtual KR - Log
Litoral	Bracuí	-37	-40
	Paraty	-11	-18
	Patrimônio	-22	-22
	São Roque	-59	-64
	Vila Mambucaba	-16	-33
	Vila Perequê	-40	-42
	Média (%)	-31	-37
	REQM (mm)	1.934	2.197
Planalto	Alto da Serra do Mar	29	32
	Campos de Cunha	23	26
	Fazenda das Garrafas	10	14
	Média (%)	21	24
	REQM (mm)	572	640
Total	Média (%)	-14	-16
	REQM (mm)	2.199	2.472

Fonte: Elaborada pelo autor.

Na sequência, são apresentados os resultados gerados pelo método KO com as estações virtuais corrigidas e não corrigidas (Tabela 5). Conforme esperado, verifica-se que as medidas estatísticas estimadas das estações não corrigidas apresentam menores valores do que a dos dados observados e, assim, mantém a suavização do CHIRPS. Enquanto, as estações corrigidas apresentam valores próximas aos dados observados, no entanto com menor variabilidade estatística.

Tabela 5 - Medidas estatísticas dos valores estimados por Krigagem Ordinária (KO).

Medida	Total anual (mm)				
	Estações superfície	KO – Estações virtuais		KO – Estações virtuais corrigidas	
		Linear	Logarítmica	Linear	Logarítmica
Média	2.072	1.913	1.922	2.066	2.126
Máxima	2.617	2.140	2.194	2.452	2.559
Mínima	1.394	1.652	1.642	1.648	1.636
Desvio Padrão	484	149	164	257	270
Intervalo	1223	488	552	804	923

Fonte: Elaborada pelo autor.

Comparando os dois modelos KO (Tabela 6), linear e logarítmico, das estações não corrigidas, verifica-se que os valores da diferença total são próximos (-3 e -4%), baixos e negativos, e a REQM em torno de 1.200 mm. Em relação às diferenças entre as estações, observa-se que os valores são próximos nos dois modelos, no entanto, as localizadas no litoral apresentam erros negativos, com exceção de Paraty, enquanto, as situadas no planalto, os valores positivos, com exceção da Fazenda das Garrafas. Mais uma vez, observa-se o padrão dos dados CHIRPS, ou seja, subestimativa no litoral e, superestimativa, no planalto.

Verifica-se, assim, que os modelos gerados por KR, com o MDE como variável explicativa, apresentam maiores erros do que os modelos gerados pela KO. Também, foi verificado que não há diferença significativa entre os modelos gerados por funções lineares e logarítmicas.

Tabela 6 - Medidas de erro das estações virtuais não corrigidas com estimativa Krigagem Ordinária.

	Estação	Di com os dados observados - %	
		Estação virtual KO - Lin	Estação virtual KO - Log
Litoral-17	Bracuí	-13	-13
	Paraty	33	34
	Patrimônio	-16	-14
	São Roque	-28	-27
	Vila Mambucaba	-17	-17
	Vila Perequê	-18	-17
	Média (%)	-10	-9
	REQM (mm)	1.008	1.084
Planalto	Alto da Serra do Mar	12	11
	Campos de Cunha	19	18
	Fazenda das Garrafas	-6	-5
	Média (%)	8	8
	REQM (mm)	329	310
Total	Média (%)	-4	-3
	REQM (mm)	1.220	1.191

Fonte: Elaborada pelo autor.

3.3 Modelos de distribuição espacial de chuva KR

Considerando que o desempenho dos modelos lineares e logarítmicos é próximo, na sequência, é analisado o padrão espacial das chuvas, apresentado pelos quatro modelos de distribuição gerados pelos métodos KR e KO com ajuste linear dos dados CHIRPS corrigidos e não corrigidos.

As medidas estatísticas mostram que os modelos KR extrapolam as medidas dos mínimos, com valores abaixo de 1.000 mm, como dos máximos, com volume superior a 3.000 mm, e assim aumentam a amplitude pluviométrica (Tabela 7). Enquanto os KO, conforme esperado, apresentam valores próximos ao CHIRPS, com os dados corrigidos pelas estações de superfície apresentando maior amplitude.

Tabela 7 – Medidas estatísticas dos modelos de Krigagem Regressão (KR) e Krigagem Ordinária (KO) das estações virtuais não corrigidas e corrigidas.

Medida	Total anual (mm)				
	CHIRPS	KR - Linear		KO - Linear	
		Não corrigida	Corrigida	Não corrigida	Corrigida
Máxima	2.307	3.336	3.618	2.167	2.526
Média	1.977	1.929	2.102	1.932	2.098
Mínima	1.755	885	978	1.715	1.538
Desvio Padrão	125	354	380	90	158
Intervalo	552	2.451	2.640	452	988

Fonte: Elaborada pelo autor.

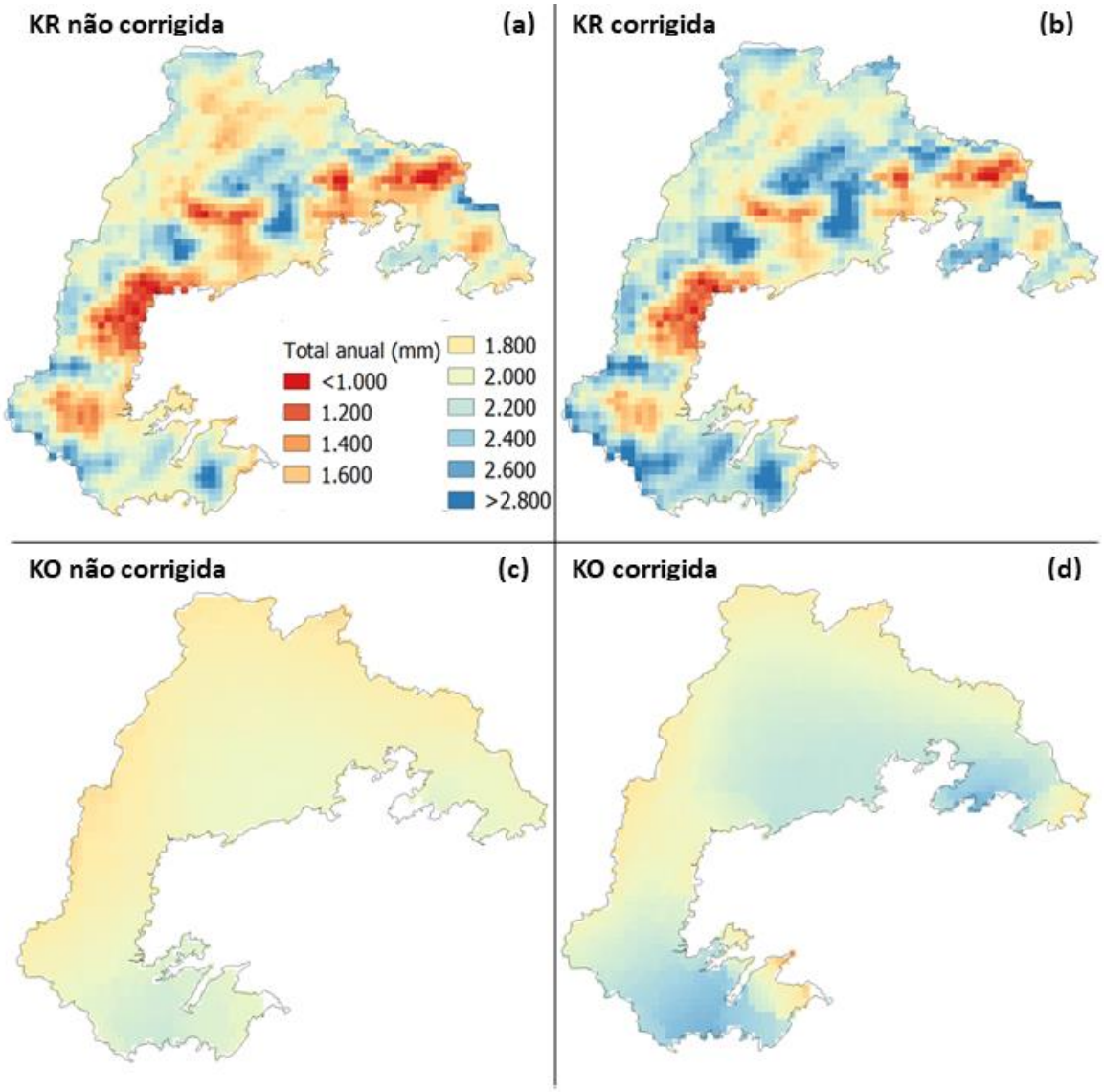
Os modelos gerados por KR (Figura 3a e 3b), devido à variável explicativa, apresentam maior rugosidade, pois a amplitude dos dados, gerada pela variação altimétrica, se reproduz nos modelos com valores que extrapolam as mínimas e máximas, sendo que, nos modelos corrigidos, estes valores são em muito superados, no entanto o padrão espacial de distribuição de chuvas é similar. Nas maiores altitudes, próximas ao litoral, os valores máximos superam 2.800 mm de chuva. Por outro lado, nas planícies costeiras, o volume de chuvas fica abaixo dos 1.000 mm alcançando 1.600 mm. Enquanto, no planalto, o volume está entre 2.200 a 1.600 m condicionada pela altitude.

Estes resultados indicam que a introdução do MDE, como variável explicativa, além de alterar as medidas estatísticas das chuvas, inverte a distribuição espacial detectada pelo modelo de Farias et al. (2017) e Soares et al. (2014), ou seja, em geral, estima menores valores para o litoral do que para o planalto.

Os modelos KO (Figura 3c e 3d) possuem padrão espacial similar, ou seja, diminuição do total de chuvas com o distanciamento do litoral, semelhante ao modelo espacial de Farias et al. (2017) e Soares et al. (2014), bem como os dados originais do CHIRPS, no entanto com maior resolução espacial. Em ambos modelos, volumes elevados de chuva, acima de 2.000 mm, estão presentes no litoral, enquanto, o acumulado anual diminui para o interior, atingindo valores de até 1.600 mm nos divisores da RHBIG. Também, verifica-se maior

amplitude dos dados estimados pelos CHIRPS corrigidos pelas estações de superfície do que os não corrigidos.

Figura 3 - Modelos de distribuição da chuva anual por Krigagem Regressão (KR) e Krigagem Ordinária (KO) dos dados CHIRPS corrigidos e não corrigidos, RHBIG, período 2004-2013.



Fonte: Elaborada pelo autor.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

No estudo, são avaliados os modelos de interpolação, híbrido e não híbrido, na distribuição espacial da chuva em relevo montanhoso no litoral Sul Fluminense. Em virtude da rede reduzida e distribuição irregular de estações de superfície na área de estudo, o produto geoespacial CHIRPS foi utilizado na geração de estações virtuais. As medidas de erro

mostraram um padrão espacial de diferença entre os dados observados e o CHIRPS, com valores subestimados no litoral e superestimados no planalto, o que leva a apresentar um modelo suavizado de menor amplitude pluviométrica.

Acerca do desempenho dos interpoladores na inferência da chuva na RHBIG, foi verificado que os modelos de KR com a variável altimétrica, ajustados pelas funções linear e logarítmica, tenderam a superestimar o volume de chuvas nas maiores altitude e subestimar nas menores altitude, levando a extrapolar os valores mínimos e máximos. Na distribuição espacial de chuvas, o modelo apresenta rugosidade, decorrente da variabilidade altimétrica, bem como variação de acordo com a altitude, o que inverte a distribuição de chuvas com aumento do volume do litoral para o interior. Verifica-se, assim, que a adição da variável explicativa (altimetria) alterou a tendência observada pelos modelos gerados exclusivamente por dados de estações de superfície.

No entanto, nos modelos derivados da KO, nota-se que o volume de chuvas tende a diminuir do litoral para o planalto, comportamento já detectado por outros trabalhos realizados para a área em estudo com dados observados. Os modelos apresentam-se suavizados, pois os valores mínimos e máximos não são extrapolados, no entanto os valores corrigidos pelas estações de superfície apresentam maior amplitude pluviométrica.

Desta forma, considerando o padrão espacial de chuvas esperado, o uso conjugado do interpolador KO com a rede densa e regular de estações virtuais, corrigidas pelas estações de superfície, pode ser uma alternativa para aumentar a resolução espacial assim como a amplitude pluviométrica e, desta forma, minimizar a suavização do modelo CHIRPS.

Por outro lado, foi confirmado que a inclusão do MDE não melhora a estimativa das chuvas feita pela KR, pois não há dependência direta entre altitude e volume de chuva. Na área de estudo, a distribuição de chuva tende a variar de acordo com a posição topográfica, ou seja, a barlavento ou a sotavento das SF. Possivelmente, outra variável derivada do MDE, p. ex., sombreamento, possa servir para identificar os locais de sombra (barreira) topográfica que influenciam no volume de chuva local.

Por fim, devido ao número reduzido e à distribuição irregular de estações de superfície, presentes no litoral, onde há maior volume de chuvas e, no planalto, com menor volume, no entanto ausentes nas encostas da Serra do Mar, entre estes dois compartimentos, não é possível validar os modelos e, assim, indicar o método de interpolação que apresenta melhor

desempenho. Ao mesmo tempo, os dados produzidos com base em sensores orbitais não apresentam resolução espacial suficiente para detectar variabilidade de chuvas em topografia complexa.

REFERÊNCIAS

ANA. AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Sistema de Informações Hidrológicas – HidroWeb**. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/>. Acesso em: 31 jan. 2019.

ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de Estatística e Geoestatística.** São Leopoldo, RS: Unisinos, 2009.

BARRY, R. G.; CHORLEY, R. J. **Atmosphere, weather and climate**. Routledge, 2004.

BAYISSA, Y.; TADESSE, T.; DEMISSE, G.; SHIFERAW, A. Evaluation of Satellite-Based Rainfall Estimates and Application to Monitor Meteorological Drought for the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. **Remote Sensing**, v. 9, n. 7, p. 669, 2017.

BURROUGH, P. A.; MCDONNELL, R.; MCDONNELL, R A.; LLOYD, C. D. **Principles of geographical information systems**. Oxford University Press, 2015.

CRESPI, A.; BRUNETTI, M.; LENTINI, G.; MAUGERI, M. 1961–1990 high-resolution monthly precipitation climatologies for Italy. **International Journal of Climatology**, v. 38, n. 2, p. 878-895, 2018.

DEMBÉLÉ, M.; ZWART, S. J. Evaluation and comparison of satellite-based rainfall products in Burkina Faso, West Africa. **International Journal of Remote Sensing,** v. 37, n. 17, p. 3995-4014, 2016.

DINKU, T.; FUNK, C.; PETERSON, P.; MAIDMENT, R.; TADESSE, T.; GADAIN, H.; CECCATO, P. Validation of the CHIRPS satellite rainfall estimates over eastern Africa. **Quartley Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 144, p. 292-312, 2018.

DUAN, Z.; LIU, J.; TUO, Y.; CHIOGNA, G.; DISSE, M. Evaluation of eight high spatial resolution gridded precipitation products in Adige Basin (Italy) at multiple temporal and spatial scales. **Science of the Total Environment**, v. 573, p. 1536-1553, 2016.

FARIAS, O. G.; FRANCISCO, C. N.; SENNA, M. C. A. Avaliação de métodos de interpolação espacial aplicados à pluviosidade em região montanhosa no litoral sul do Estado do Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 21, ano 13, p. 172-185, 2017. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/revistaab clima/article/view/52065>. Acesso em 19 set. 2019.

FELGUEIRAS, C. A. Modelagem Numérica de Terreno. In: DRUCK, S. D., CARVALHO, M. S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. **Análise Espacial de Dados Geográficos.** Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/index.html>. Acesso em: 26 abr. 2018.

FUNK, C. C.; PETERSON, P. J.; LANDSFELD, M. F.; PEDREROS, D. H.; VERDIN, J. P.; ROWLAND, J. D.; ROMERO, B. E.; HUSAK, G. J.; MICHAELSEN, J. C.; VERDIN, A. P. A Quasi-global Precipitation

Time Series for Drought Monitoring. **U.S. Geological Survey Data Series,** v. 832, n. 4, p. 1-12, 2014.

GOOVAERTS, P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. **Journal of Hydrology,** v. 228, n. 1-2, p. 113–129, 2000.

GULTEPE, I. Mountain weather: Observation and modeling. In: **Advances in Geophysics. Elsevier,** p. 229-312, 2015.

HALLAK, R.; PEREIRA-FILHO, A. J. Metodologia para análise de desempenho de simulações de sistemas convectivos na região metropolitana de São Paulo com o modelo ARPS: sensibilidade a variações com os esquemas de advecção e assimilação de dados. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 26, n. 4, p. 591-608, 2011.

HENGL, T. **A Practical Guide to Geostatistical Mapping.** Amsterdam, The Netherlands: University of Amsterdam, 2009. 270 p.

HENGL, T.; HEUVELINK, G. B. M.; ROSSITER, D. G. About regression-kriging: from equations to case studies. **Computers & Geosciences**, v. 33, n. 10, p. 1301-1315, 2007.

KATSANOS, D.; RETALIS, A.; MICHAELIDES, S. Validation of a high-resolution precipitation database (CHIRPS) over Cyprus for a 30-year period. **Atmospheric Research**, v. 169, p. 459-464, 2016.

LANDIM, P. M. B. **Introdução aos métodos de estimação espacial para confecção de mapas**. Rio Claro: UNESP, 2000, 18 p.

LI, J.; HEAP, A. D. Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. **Environmental Modelling & Software**, v. 53, n.1, p. 173-189, 2014.

LI, J. Predicting the spatial distribution of seabed gravel content using random forest, spatial interpolation methods and their hybrid methods. In: **The International Congress on Modelling and Simulation (MODSIM)**, Australia, p. 394-400, 2013.

LI, J.; HEAP, A. D. A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. **Ecological Informatics**, v. 6, p. 228–241, 2011.

LÓPEZ-BERMEO, C.; MONTOYA, R. D.; CARO-LOPERA, F. J.; DÍAZ-GARCÍA, J. A. Validation of the accuracy of the CHIRPS precipitation dataset at representing climate variability in a tropical mountainous region of South America, Parts A/B/C. **Physics and Chemistry of The Earth**, v. 127, 2022.

LY, S.; CHARLES, C.; DEGRÉ, A. Different methods for spatial interpolation of rainfall data for operational hydrology and hydrological modeling at watershed scale: a review. **Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement = Biotechnology, Agronomy, Society and Environment [= BASE]**, v. 17, n. 2, p. 392-406, 2013.

LYRA, G. B.; CORREIA, T. P.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; ZERI, M. Evaluation of methods of spatial interpolation for monthly rainfall data over the state of Rio de Janeiro, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 134, n. 3-4, p. 955-965, 2017.

MAIR, A.; FARES, A. Comparison of Rainfall Interpolation Methods in a Mountainous Region of a Tropical Island. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 16, n. 4, p. 371–383, 2011.

MILANESI, M. A. **Avaliação do efeito orográfico na pluviometria de vertentes opostas da Ilha de São Sebastião (Ilhabela-SP)**. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Geografia Física), Universidade de São Paulo: São Paulo, 2007, 141 p.

NIMER, E. **Climatologia do Brasil.** 2a Edição. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 1989.

NOGUEIRA, S. M. C.; MOREIRA, M. A.; VOLPATO, M. M. L. Evaluating precipitation estimates from Eta, TRMM and CHIRPS data in the South-Southeast Region of Minas Gerais State - Brazil. **Remote Sensing**, v. 10, n. 2, p. 313, 2018.

NUNES, L. H.; VICENTE, A. K.; CÂNDIDO, D. H. Clima da Região Sudeste do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA M. G. A. J.; DIAS, M. A. F. S. (Eds.): **Tempo e Clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos. p. 197–212, 2009.

OLIVEIRA JÚNIOR, J. F.; DELGADO, R. C.; GOIS, G.; LANNES, A.; DIAS, F. O.; SOUZA, J. C. S.; SOUZA, M. Análise da precipitação e sua relação com sistemas meteorológicos em Seropédica, Rio de Janeiro. **Floresta e Ambiente**, v. 21, n. 2, p. 140-149, 2014.

PAREDES-TREJO, F. J.; BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. V. L.; Validating CHIRPS-based satellite precipitation estimates in Northeast Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 139, p. 26-40, 2017.

PEREIRA, G.; SILVA, M. E. S.; MORAES, E. C.; CARDOZO, F. S. Avaliação dos dados de precipitação estimados pelo satélite TRMM para o Brasil. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 18, n. 13, p. 139-148, 2013.

PETTY, G. W. The status of satellite-based rainfall estimation over land. **Remote Sensing of Environment**, v. 51, n. 1, p. 125-137, 1995.

PIAZZA, A. D.; CONTI, F. L.; NOTO, L. V.; VIOLA, F.; LA LOGGIA, G. Comparative analysis of different techniques for spatial interpolation of rainfall data to create a serially complete monthly time series of precipitation for Sicily, Italy. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 13, n. 3, p. 396-408, 2011.

REUWSAAT, J. D. V. **Estudo de alternativas de estimativa de jazidas de ferro utilizando dados heterotópicos.** Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e Materiais), Universidade Federal do Rio Grande do Sul: Porto Alegre, 2011, 180 p.

SAGHAFIAN, B.; BONDARABADI, S. R. Validity of regional rainfall spatial distribution methods in mountainous areas. **Journal of Hydrologic Engineering,** v. 13, n. 7, p. 531-540, 2008.

SOARES, F. S.; FRANCISCO, C. N.; CARVALHO, C. N. **Análise dos fatores que influenciam a distribuição espacial da precipitação no litoral sul fluminense**. In: Simpósio Brasileiro de Geoprocessamento, Goiânia: INPE, v. 12, p. 3365-3369, 2005.

SOARES, F. S.; FRANCISCO, C. N.; SENNA, M. C. A. Distribuição Espaço-Temporal da Precipitação na Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande - RJ. **Revista Brasileira de Meteorologia,** v. 29, n. 1, p 125-138. 2014.

SOARES, A. S. D.; PAZ, A. R.; PICCILLI, D. G. A. Avaliação das estimativas de chuva do satélite TRMM no Estado da Paraíba. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 21, n. 2, p. 288-299, 2016.

TOSTES, J. O.; LYRA, G. B.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; FRANCELINO, M. R. Assessment of gridded precipitation and air temperature products for the State of Acre, southwestern Amazonia, Brazil. **Environmental Earth Sciences**, v. 76, n. 4, p. 153, 2017.

TOTÉ, C.; PATRICIO, D.; BOOGAARD, H.; VAN DER WIJNGAART, R.; TARNAVSKY, E.; FUNK, C. (2015). Evaluation of satellite rainfall estimates for drought and flood monitoring in Mozambique. **Remote Sensing**, v. 7, n. 2, p. 1758-1776, 2015.

VALERIANO, M. M. **TOPODATA: Guia de utilização de dados geomorfométricos locais**. São José dos Campos: INPE, 2008.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. **Geostatistics for Environmental Scientists: Statistics in practice**. 2nd Edition. Chichester: John Wiley & Sons, 2007.

WHITEMAN, C. D. **Mountain meteorology: fundamentals and applications**. Oxford University Press, 2000.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: Conceitos e Aplicações**. São Paulo: Oficina dos Textos, 2013. 215 p.

ZAMBRANO, F.; WARDLOW, B.; TADESSE, T.; LILLO-SAAVEDRA, M.; LAGOS, O. Evaluating satellite-derived long-term historical precipitation datasets for drought monitoring in Chile. **Atmospheric Research,** v. 186, p. 26-42, 2017.