



ARTIGO CIENTÍFICO

Geostatística no monitoramento da temperatura no Estado da Bahia

Geostatistical analysis for temperature monitoring in the State of Bahia, Brazil

Michel Eustáquio Dantas Chaves¹, Katyanne Viana da Conceição², João Vitor Roque Guerrero³

Resumo: O monitoramento climático é um elemento essencial para predições nas mudanças de temperatura e a sua influência na segurança e saúde ambiental. No entanto, a esparsa densidade de estações meteorológicas limita a obtenção de dados confiáveis e dificulta as análises a respeito de variáveis e eventos climáticos, tornando necessário o uso de estimadores de dados para onde não há medições, como as interpolações. Por meio deste trabalho, objetivou-se avaliar qual método de interpolação representa melhor a variável climática de temperatura máxima no Estado da Bahia, com o uso de séries históricas de temperatura e um Modelo Digital de Elevação proveniente de dados da *Shuttle Radar Topographic Mission* - SRTM. Pode-se observar que os interpoladores geoestatísticos apresentaram melhor desempenho, especialmente a Cokrigagem, e que a utilização de sistemas de informações geográficas são ferramentas importantes para monitoramento da temperatura.

Palavras-chave: Dependência espacial; Interpolação; Monitoramento climático.

Abstract: Climate monitoring is an essential element for predictions of temperature changes and their influence on environmental health and safety. However, the sparse density of meteorological stations limits the collection of reliable data and makes it difficult to analyze climatic variables and events, which makes it necessary to use data estimators where there are no measurements, such as interpolations. The aim of this work was to evaluate which interpolation method best represents the climatic variable of maximum temperature in the State of Bahia, with the use of historical temperature series and a Digital Elevation Model from Shuttle Radar Topographic Mission - SRTM data. As results, we observed that the geostatistical interpolators presented better performance, especially Cokriging, and that the use of geographic information systems are important tools for studies of this subject.

Key words: Spatial dependence; Interpolation; Climate monitoring.

*Autor para correspondência

Recebido para publicação em 10/10/2018; aprovado em 15/11/2018

¹Geógrafo. Pesquisador de Pós-doutorado em Sensoriamento Remoto - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, São Paulo. (35) 99192-2375. micheldchaves@gmail.com.

²Engenheira Florestal. Mestra em Ciência e Tecnologia da Madeira - Universidade Federal de Lavras. Lavras, Minas Gerais. (35) 99123-4918. katyannevc@gmail.com.

³Geógrafo. Doutorando em Ciências Ambientais - Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, São Paulo. (16) 3351-8111. jvguerrero2@gmail.com.



INTRODUÇÃO

No Brasil, relevante parte dos estudos sobre variáveis climáticas é realizada a partir da análise de dados oriundos das estações meteorológicas distribuídas pelo país (RAMOS et al., 2009). Estas estações recolhem e fornecem variáveis importantes para o monitoramento climático, tais como a temperatura, a umidade relativa do ar e a precipitação (VIANNA et al., 2017). Dispor destas informações tem se tornado cada vez mais importante para diversos campos, como a agrometeorologia e a saúde ambiental, entre outros, pois representam subsídios para o planejamento em âmbito agrícola e social (OLIVEIRA, 2009).

Entretanto, o total de estações é muito baixo em relação à extensão do território nacional, o que faz com que existam regiões carentes destas importantes informações (FRANCA; MENDONÇA, 2016; MORAES et al., 2012; SALDANHA et al., 2015). Para mitigar a falta destes dados, a comunidade acadêmica vem desenvolvendo e aplicando métodos e ferramentas computacionais para a obtenção de dados nestas regiões desprovidas de estações meteorológicas, e isso tem permitido a predição de dados para um maior número de regiões.

Entre os métodos mais aplicados está a interpolação espacial, que gera superfícies contínuas por meio de pontos amostrados e é capaz de prever valores para pontos e locais não amostrados (BURROUGH, 1986). A aplicação de métodos de interpolação espacial é importante para avaliações acerca das condições e dos fenômenos climáticos. Em muitos casos, o monitoramento climático e o acompanhamento de variáveis como a temperatura e o regime pluviométrico, entre outros, em áreas maiores, são dependentes de métodos de interpolação espacial. Todavia, o fato de existirem diversos métodos faz com que sua utilização ainda seja subjetiva e dependente do usuário analista da informação, gerando distintos resultados sobre a mesma variável. O que falta, na maioria das práticas, é a avaliação da acurácia de cada interpolador, visto que a última etapa de um processo de modelagem digital é o seu pós-processamento e a avaliação de sua qualidade final (LI et al., 2004). Estes fatores tornam pertinente a questão de qual o melhor método a ser aplicado sobre um determinado conjunto de dados amostrais pertinente (MAZZINI; SCHETTINI, 2009).

Em face ao crescimento da agricultura e da rica variabilidade de biomas no território nacional, esta avaliação é necessária, visto que dados mais precisos podem auxiliar a tomada de decisões e subsidiar políticas públicas para este setor, como a agricultura, por exemplo. No Estado da Bahia, por exemplo, a agricultura vem apresentando destaque no setor econômico, especialmente pela produção de café, cacau e soja, além da extração vegetal (BAHIA, 2018; IBGE, 2018), porém, a variabilidade de condições edafoclimáticas faz com que a representação espacial do clima seja variada ao longo do território, o que impede a formulação otimizada de políticas que versem sobre as condições para cultivo no âmbito das recentes mudanças climáticas.

A Bahia apresenta três diferentes biomas em seu território, sendo eles: a Caatinga, bioma que se caracteriza por apresentar uma vegetação de região de savana estépica, decidual e

espinhosa, o Cerrado, que possui clima tropical quente subúmido, com estações secas e chuvosas bem definidas e temperaturas médias de 22 a 27 graus Celsius; e a Mata Atlântica que possui floresta ombrófila densa, com clima quente e úmido e árvores essencialmente altas (IBGE, 2018).

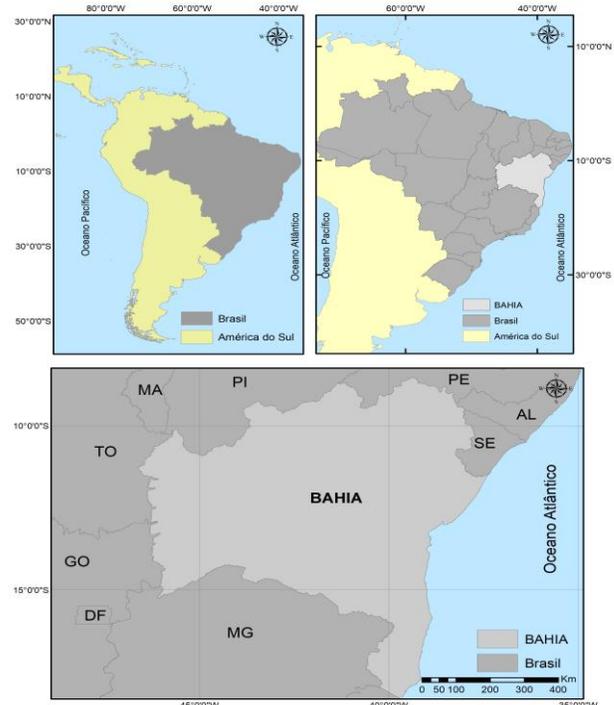
Diante deste contexto, o entendimento de qual método de interpolação espacial se sobressai em relação aos seus pares é importante antes de sua aplicação definitiva como ferramenta de auxílio ao planejamento, gestão e à segurança ambiental. Porém, são escassos os estudos que fazem essa avaliação. Assim, o objetivo deste trabalho foi avaliar qual método de interpolação representa melhor a variável climática de temperatura máxima no Estado da Bahia, com o uso de séries históricas de temperatura e de um Modelo Digital de Elevação - MDE, proveniente de dados da missão *Shuttle Radar Topographic Mission* - SRTM.

MATERIAL E MÉTODOS

Para a avaliação de qual método apresentou melhor performance para representar e espacializar a variável climática de temperatura máxima no Estado da Bahia, foram escolhidos métodos de interpolação espacial entre os interpoladores determinísticos Inverso do Quadrado da Distância (IDW) e Função de Base Radial (FBR), e os geoestatísticos Krigagem Ordinária (KRG) e Cokrigagem (CKRG). O período de análise corresponde ao intervalo entre janeiro de 2007 e dezembro de 2017.

Localizado na região Nordeste do Brasil, o Estado da Bahia (Figura 1) possui área total de 564.092,669 km² e 417 municípios (IBGE, 2018), sendo o quinto maior estado brasileiro em território.

Figura 1. Localização geográfica do Estado da Bahia.



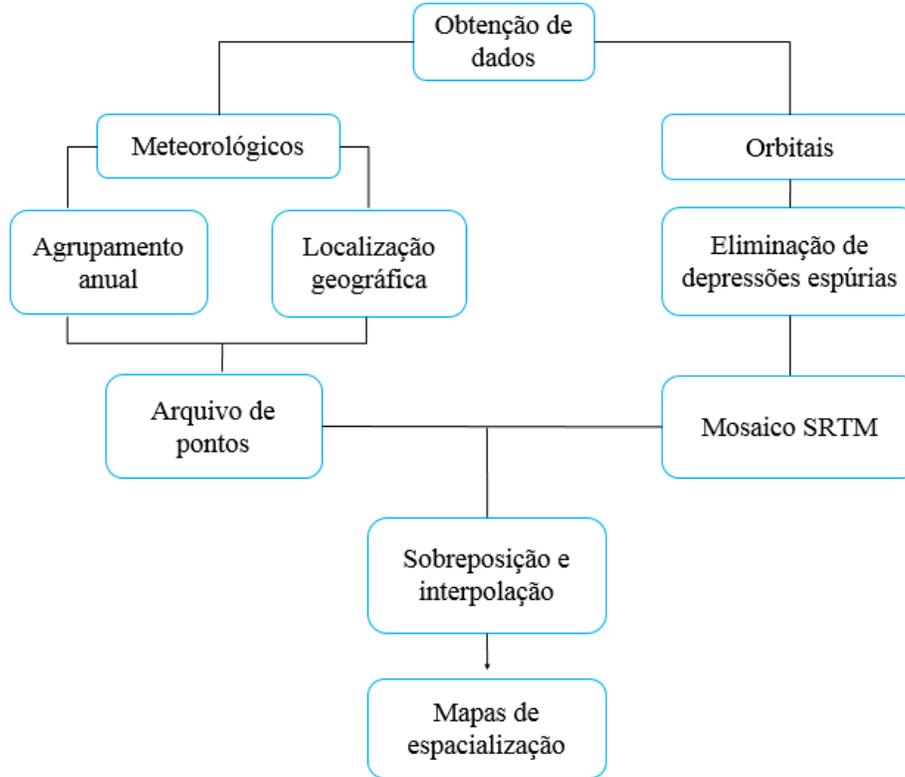
Fonte: Autores (2019)

Quanto à sua dinâmica populacional, o Estado da Bahia apresenta uma população estimada para 2018 de 14.812,617 pessoas, o que estabelece uma densidade demográfica de aproximadamente 24,82 hab/km². O Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) estadual é de 0,660, número que o coloca na 21^a posição no ranking brasileiro (IBGE, 2018).

A heterogeneidade de condições edafoclimáticas na Bahia, aliada a outros fatores, atua como agente de interferência

na temperatura do Estado, fazendo com que ocorram discrepâncias de temperaturas mínimas e máximas por todo o território baiano. De modo geral, os procedimentos metodológicos aplicados para o desenvolvimento deste estudo envolveram a obtenção de dados orbitais e meteorológicos e a posterior sobreposição de ambos para a geração dos resultados finais. A Figura 2 ilustra os procedimentos adotados, que posteriormente são descritos.

Figura 2. Esquema representativo da sequência dos procedimentos metodológicos.



Para avaliar a influência da altitude e das variações de declividade na temperatura, foram utilizadas 51 cenas do Modelo Digital de Elevação (MDE) disponibilizado pela *Shuttle Radar Topography Mission – SRTM* (USGS, 2000), bem como as normais climatológicas dos anos de 2007 até 2017, referentes às temperaturas máximas de 34 estações meteorológicas espalhadas pelo território baiano, obtidas do Instituto Nacional de Meteorologia - INMET. Foi necessário refinar as cenas SRTM, eliminando as falhas denominadas como depressões espúrias na matriz que representa o terreno por meio de um algoritmo de preenchimento local de feições anômalas. Este procedimento foi necessário para garantir a espacialização adequada da variável, pois as depressões espúrias impediam a real visualização das variações de declividade do território, conforme relatado também por Machado et al. (2010). Na sequência, foi criado um mosaico com todas as 51 cenas SRTM refinadas (Figura 3).

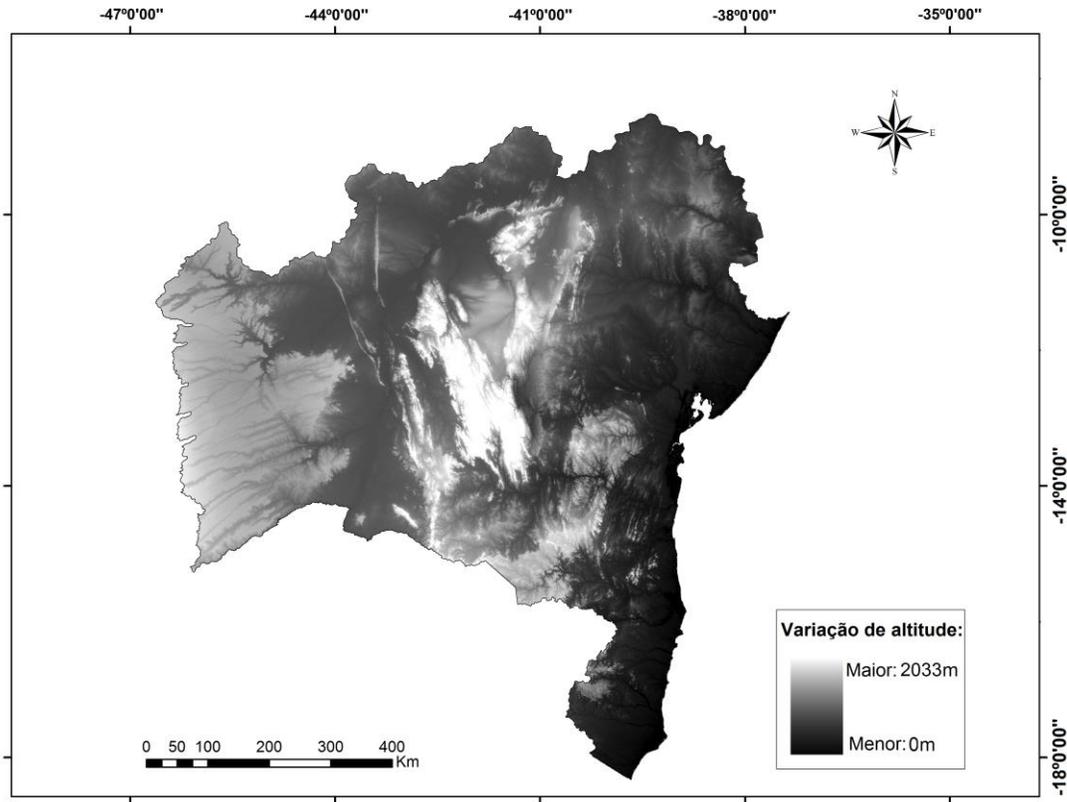
Os dados obtidos do INMET foram ordenados cronologicamente e agrupados anualmente com o intuito de avaliar as variações de temperatura máxima ao longo do tempo. Em seguida, foi gerado um arquivo de pontos com a localização

de cada estação, que foi sobreposto ao mosaico SRTM refinado. Após esta etapa, procedeu-se a extração das altitudes do MDE para cada ponto.

Foram feitas as análises exploratória e geoestatística dos conjuntos de dados referentes às variáveis de temperatura máxima e altitude, visando verificar a existência de tendência e quantificar o grau de dependência espacial da variável a ser interpolada, por meio do ajuste de modelos teóricos aos semivariogramas experimentais (SANTOS et al., 2011). Constatou-se que os conjuntos apresentavam tendência quadrática (Figura 4).

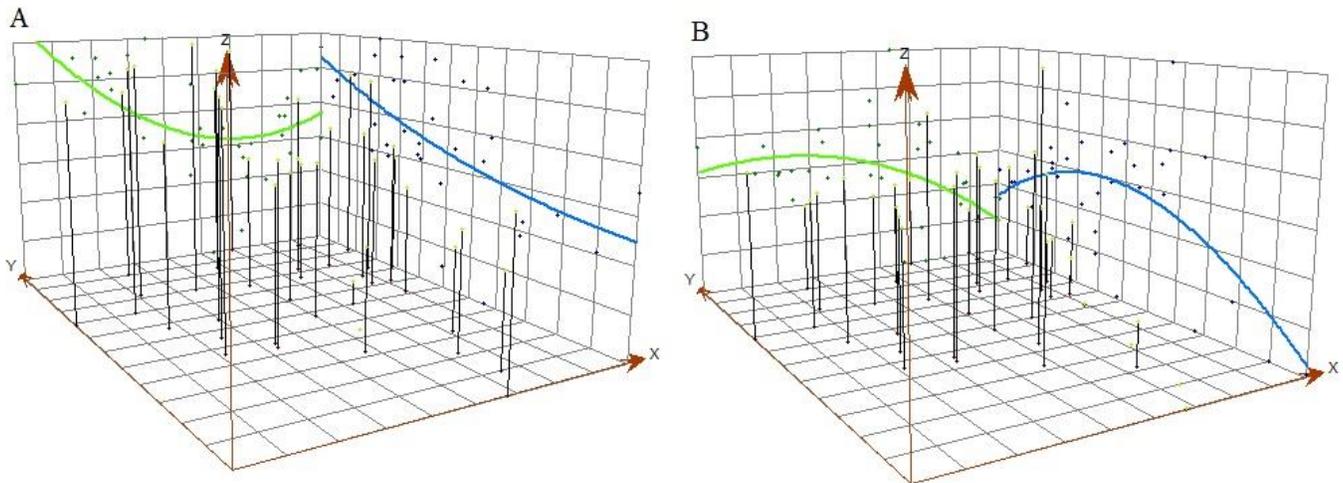
Quando isso ocorre, a variabilidade regional se sobrepõe em relação à variabilidade local, dificultando a observação de diferenças no espaço. Assim, é necessário remover a tendência dos dados para que seja possível modelar corretamente o comportamento espacial das variáveis por meio dos semivariogramas (MOLIN et al., 2015). Esta situação foi corrigida para os interpoladores geoestatísticos por meio da remoção da tendência a partir de um ajuste de polinômios de baixo grau.

Figura 3. Mosaico com as 51 cenas do Modelo Digital de Elevação (MDE) do Estado da Bahia.



Fonte: Missão SRTM. (2019)

Figura 4. Análise geoestatística para verificação de tendência nos conjuntos de dados: (A) Temperaturas máximas extraídas das estações do INMET (2007-2017) e (B) Altitudes extraídas do SRTM.



A análise de acurácia considerou os seguintes parâmetros: Erro Médio (EM), Erro Quadrático Médio (EQM), Erro Padrão Médio (EPM), Erro Normalizado Médio (ENM) e Erro Quadrático Normalizado Médio (EQNM). Foi gerado um mapa de espacialização da variável climática de temperatura máxima obtido a partir de cada método de interpolação espacial avaliado

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A aplicação de interpoladores para a análise da temperatura no estado da Bahia gerou diferentes resultados. A análise das acurácias obtidas para os interpoladores analisados (Tabela 1) evidencia as diferenças entre eles, que são posteriormente comentadas.

Tabela 1. Grau de acurácia dos interpoladores avaliados.

Interpolador	Medidas de acurácia				
	EM	EQM	EPM	ENM	EQNM
IDW	-0,05583	1,195	*	*	*
FBR	-0,03451	1,136	*	*	*
Krigagem Ordinária	0,01019	1,17	1,113	0,06007	1,032
Cokrigagem	0,06644	0,9867	0,04526	0,04526	0,9986

*: não-significativo

Para estes cinco parâmetros, valores próximos de 0 para o Erro Médio (EM), o mais baixo possíveis para Erro Quadrático Médio (EQM), Erro Padrão Médio (EPM), Erro Normalizado Médio (ENM) e iguais ou próximos de 1 para o Erro Quadrático Normalizado Médio (EQNM) indicam que o fenômeno estudado apresentou variabilidade de estimação bem efetuada. Valores acima indicam subestimação pelo interpolador, e valores abaixo significam que o fenômeno foi superestimado (JOHNSTON et al., 2001). Em relação ao Erro Médio (EM), a Krigagem Ordinária obteve o melhor resultado: 0,01019. Entretanto, a Cokrigagem apresentou os melhores resultados no restante das medidas de acurácia, sendo 0,987 para EQM, 0,04526 para EPM e ENM, e 0,9986 para EQNM. Estes resultados indicam que este é o melhor método para a análise proposta. Os interpoladores determinísticos não apresentaram resultados estatisticamente significativos nestas medidas de acurácia.

A Cokrigagem também apresentou melhores resultados do que outros métodos de interpolação para a caracterização química do solo (ANGELICO, 2006), a avaliação da distribuição espacial do cálcio (COSTA; LIMA, 2011) e a estimativa de valores de evapotranspiração (SILVA et al., 2010)

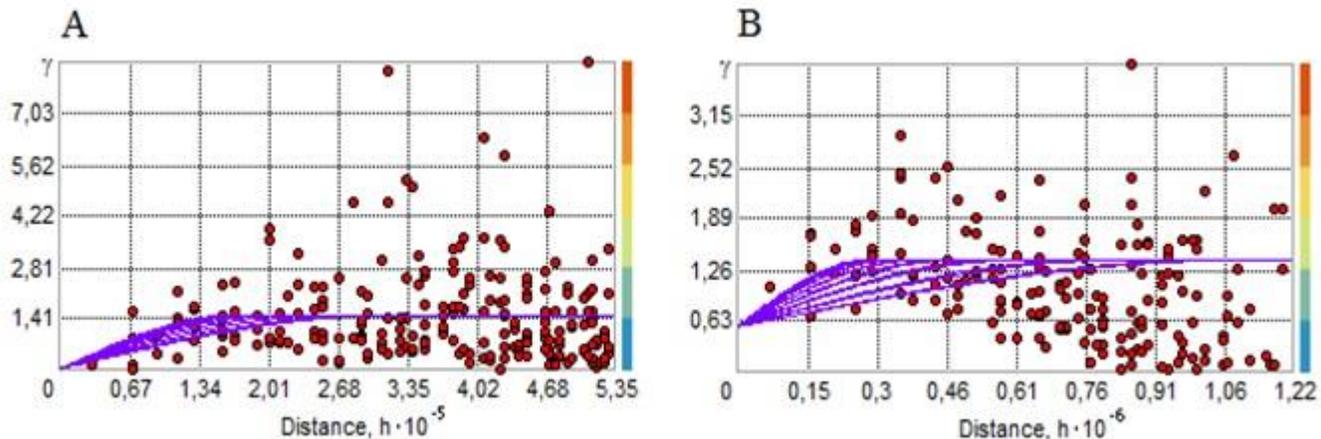
em áreas agricultáveis, bem como para o mapeamento da precipitação fluvial em nível estadual (VIOLA et al., 2010).

Segundo Li et al. (2004), os interpoladores determinísticos utilizam apenas formulações matemáticas para o cálculo dos valores interpolados em função dos pontos vizinhos e os geoestatísticos fazem uso de formulação matemática e estatística para a predição de valores desconhecidos. Diversos outros autores já exploraram e demonstraram a relevância das técnicas de interpolação para solucionar diferentes desafios, tais como Bhunia et al. (2018) e Pede e Mountrakis (2018), relevando, também, a importância da comparação da eficácia de diferentes modelos para diferentes cenários.

Entre os interpoladores avaliados, o IDW está embasado no conceito de autocorrelação espacial, assumindo que, quanto mais próxima à célula estimada estiver do ponto de amostra, mais próximos serão os seus valores (ROCHA; NOVAIS, 2012). A FBR é um conjunto de métodos de interpolação exatos (ALVES et al., 2012). A Krigagem Ordinária utiliza geoestatística para efetuar a interpolação, e uma vez modelado o semivariograma, é possível verificar o nível de anisotropia dos dados. A Cokrigagem identifica a relação de variabilidade espacial entre duas variáveis distintas (VIEIRA, 2000). De acordo com Vauclin et al. (1983), este interpolador pode ser mais preciso do que a Krigagem Ordinária se a variável primária e a covariável apresentarem dependência espacial no semivariograma cruzado.

Como a análise prévia de acurácia apontou melhor desempenho dos interpoladores geoestatísticos, foram ajustados semivariogramas para ambos (Figura 5), permitindo quantificar a variação espacial. O semivariograma é um gráfico de dispersão da semivariância versus distância dos pontos amostrados, sendo que a semivariância é uma medida de dispersão, a metade da variância (MARCUIZZO et al., 2011).

Figura 5. Semivariogramas ajustados para os interpoladores geoestatísticos. (A) Krigagem Ordinária - KRG e (B) Cokrigagem - CKRG.



Para a Krigagem Ordinária, o modelo teórico que obteve o melhor ajuste foi o esférico, com alcance de 325,769 km, efeito pepita igual a 0, contribuição de 1,48997, direção anisotrópica de 45° e número de lags, distância pré-definida, a qual é utilizada no cálculo do semivariograma (CAMARGO, 1998), igual a 12. Para a Cokrigagem, igualmente o modelo esférico, com alcance de 1142,3 km, efeito pepita igual a 0,55,

contribuição de 0,8217, direção anisotrópica de 14° e número de lags igual a 12.

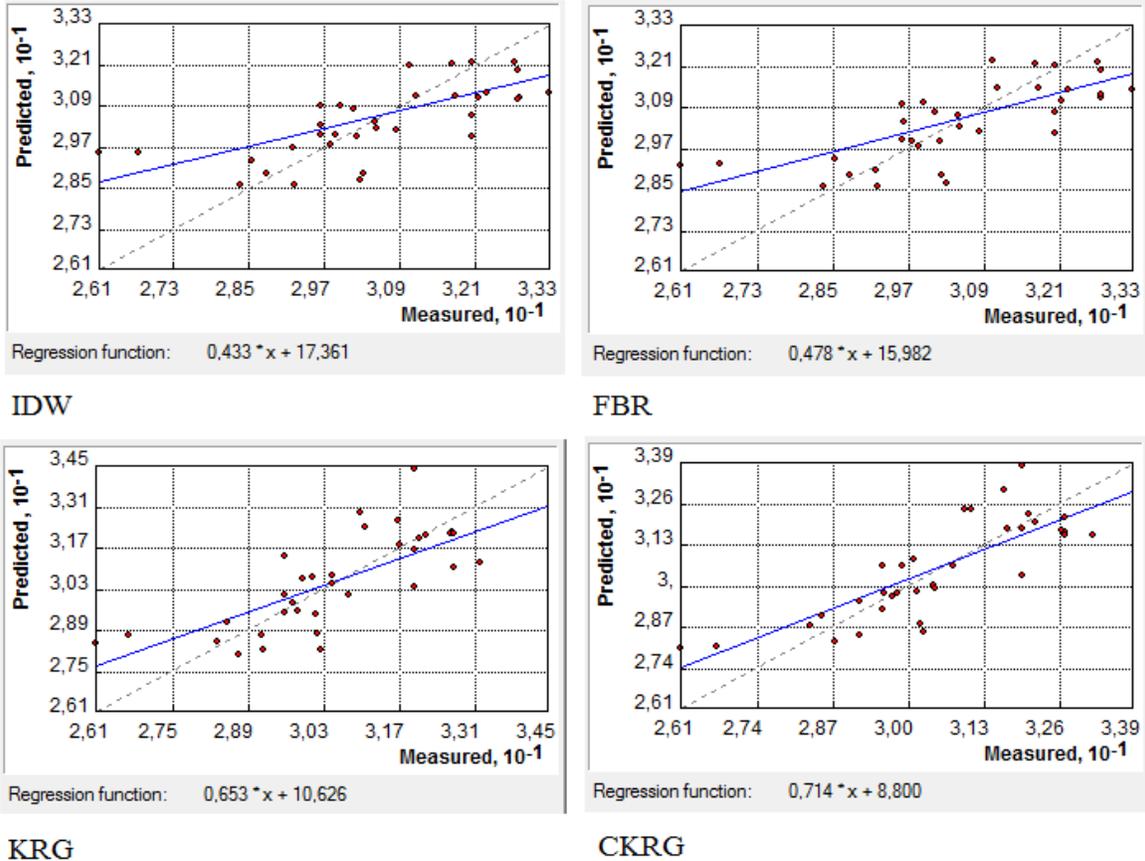
De acordo com Camargo (1998) o alcance representa a distância em que as amostradas utilizadas no estudo apresentam-se correlacionadas espacialmente. Assim, no presente estudo, foi observado que para o fenômeno da temperatura máxima para o Estado da Bahia a modelagem

realizada a partir da Cokrigagem apresentou alcance 3,5 vezes maior que o mesmo fenômeno modelado pela Krigagem Ordinária.

Observando-se os gráficos de dispersão (Figura 6) gerados para efetuar a comparação entre os interpoladores, nota-se

diferenças entre os geoestatísticos, mas também entre os determinísticos, com reta com inclinação mais próxima de 45° para a Cokrigagem em relação aos outros interpoladores.

Figura 6. Dispersão para os interpoladores avaliados: Inverso do Quadrado da Distância (IDW), Função de Base Radial (FBR), Krigagem Ordinária (KRG) e Cokrigagem (CKRG).



Segundo Landim (2006), quanto maior a correlação, mais próxima de uma reta a 45° o 135° será a distribuição, o que demonstra o melhor desempenho da Cokrigagem na espacialização dos dados.

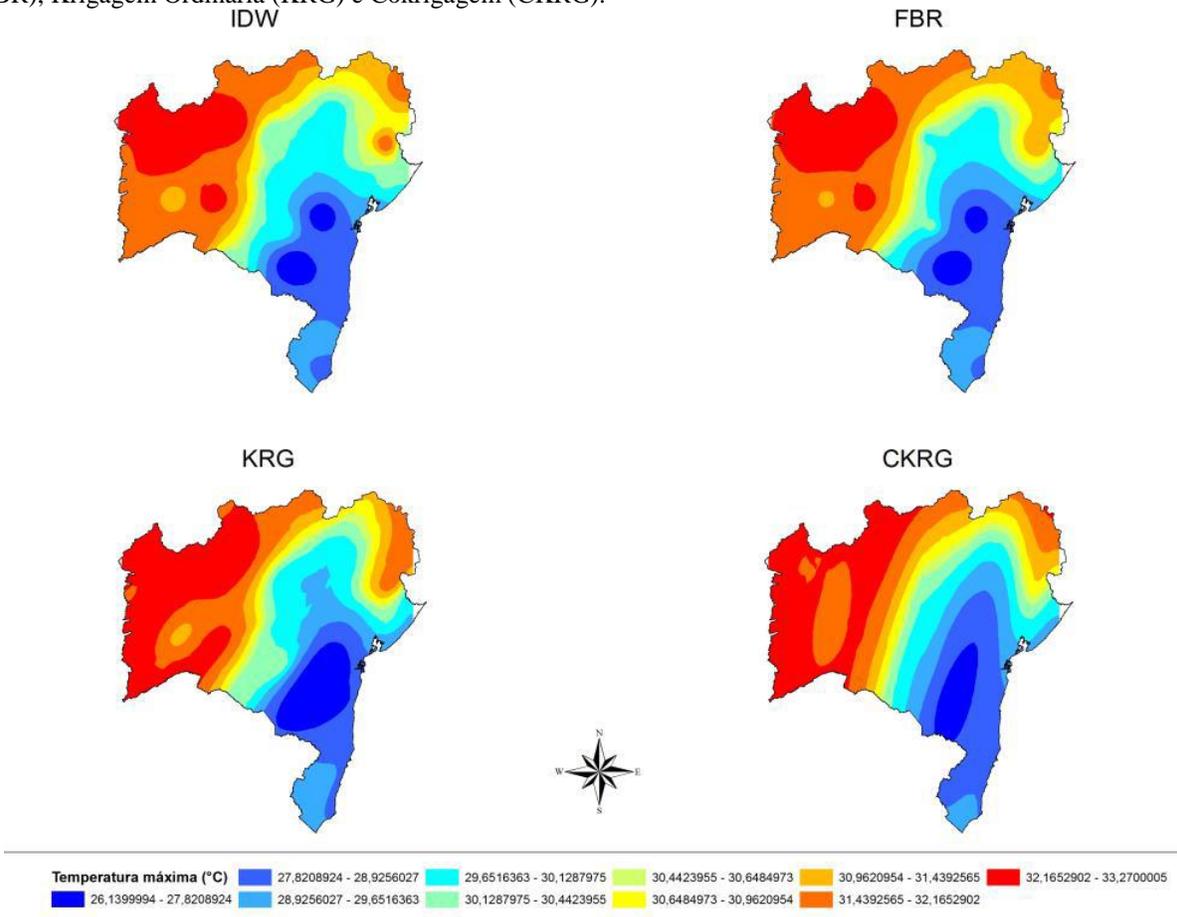
Carvalho e Assad (2005) avaliaram o desempenho dos interpoladores IDW, Curvatura mínima e Krigagem Ordinária para espacializar a precipitação pluvial no Estado de São Paulo, e observaram que a Krigagem Ordinária obteve os melhores resultados. Silva et al. (2018) atestaram que interpoladores geoestatísticos proporcionam resultados com menos dependência espacial em avaliações da precipitação em Catalão, Goiás. Viola et al. (2010) avaliaram dois interpoladores determinísticos, o IDW e o Modelo Estatístico, e dois geoestatísticos, a Krigagem Ordinária e a Cokrigagem, para espacializar a precipitação no Estado de Minas Gerais. Como neste estudo, a Cokrigagem considerou a altitude como covariável, e obteve melhores resultados na espacialização da variável. Outros estudos também utilizaram a Cokrigagem para espacializar variáveis climáticas, como o Zoneamento Ecológico Econômico do Estado de Minas Gerais (ZEE-MG) (SCOLFORO et al., 2008).

Pelos mapas de superfície gerados (Figura 7), observa-se que a Cokrigagem suaviza mais a superfície de análise, tornando-a mais contínua. Em relação aos outros métodos, algumas discrepâncias, tais como a formação de hotspots nas superfícies geradas por IDW e FBR dificultam as análises.

A análise visual é um processo necessário na escolha do melhor método de interpolação (LUCAS et al., 2013). Comparando os mapas, observa-se que aqueles obtidos por interpoladores geoestatísticos apresentam contornos melhor definidos e em maior número, gerando mais informações em menores distâncias, e com maior precisão, além de variância mínima e valor interpolado sem tendenciosidade.

Grego et al. (2017) atestaram o uso de interpoladores geoestatísticos, especialmente a Krigagem Ordinária, para a espacialização sem tendenciosidade e com variância mínima da radiação solar incidente, da temperatura do ar e da evapotranspiração de referência, gerando mapas de krigagem com contornos melhor definidos e em maior número, contribuindo com o monitoramento agroclimático no Norte de Minas Gerais.

Figura 7. Mapas de superfície gerados pelos interpoladores avaliados: Inverso do Quadrado da Distância (IDW), Função de Base Radial (FBR), Krigagem Ordinária (KRG) e Cokrigagem (CKRG).



Giacomin et al. (2014) contribuíram com este campo ao realizaram uma análise comparativa entre métodos interpoladores de modelos de superfícies e atestarem melhores acurácias dos interpoladores geoestatísticos por meio de um processo de validação.

Com relação aos interpoladores determinísticos, bastante utilizados em trabalhos climatológicos, o IDW, além dos problemas visuais, tais como a geração de hotspots, apresenta menor qualidade estatística na estimativa. O RBF apresenta linhas de isoietas mais suavizadas, mas tende a aumentar as áreas de influência dos maiores e menores valores (LUCAS et al., 2013).

A respeito dos aspectos geográficos do território avaliado, os valores mais baixos foram observados nas regiões com maiores altitudes. Como elemento constituinte do clima, a temperatura pode ser influenciada por fatores naturais, como o relevo. No caso da Bahia, a Chapada Diamantina, localizada na região central, é uma barreira natural que impede a passagem de ventos e massas de ar frio oriundos da costa leste para o oeste do Estado, inibindo a formação de chuvas, por consequência e fazendo com que as temperaturas sejam contrastantes. Também foi possível constatar que existe uma relação forte, inversamente proporcional, entre a temperatura e a altitude, sendo observadas as menores temperaturas máximas nas maiores altitudes. O mesmo foi relatado por Wu e Li (2013) na

verificação da variação da temperatura nos Estados Unidos. Este fato corrobora a utilização da altitude como covariável em estudos sobre esta variável climática, por aumentar a acurácia das interpolações (DI LUZIO et al., 2008; WU e LI, 2013).

Ressalta-se que um ótimo método de interpolação espacial para um elemento meteorológico ou área de estudo pode não ser satisfatório para outros elementos ou outras áreas.

CONCLUSÕES

A Cokrigagem é o método de interpolação com melhor espacialização dos dados climáticos de temperatura máxima no Estado da Bahia, tendo como suporte séries históricas de temperatura e um Modelo Digital de Elevação.

Este método pode ser aplicado como ferramenta de análise da temperatura, em nível estadual e municipal, por poder ser reproduzido de forma gratuita e sem grandes esforços computacionais. Novos trabalhos podem comprovar a sua aplicabilidade para outras Unidades da Federação. Em face ao aumento da variabilidade climática no mundo, estas informações podem subsidiar o planejamento ambiental e agrícola da Bahia e de outras localidades, sendo úteis para a antecipação de tomada de decisões que visem a garantia de condições para a produção de alimentos e a promoção da qualidade de vida para a saúde humana.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 e da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo número 2016/19020-0. Agradecemos ao Departamento de Engenharia da Universidade Federal de Lavras - UFLA pela estrutura fornecida para a realização do trabalho.

REFERÊNCIAS

- ALVES, E. D. L.; BIUDES, M. S.; VECCHIA, F. A. S. Interpolação espacial na climatologia: análise dos critérios que precedem sua aplicação. *Revista Geonorte, Edição Especial 2*, v.1, n.5, p.606-618, 2012. 2237-1419.
- ANGELICO, J. C. Desempenho da co-krigagem na determinação da variabilidade de atributos do solo. *Rev. Brasileira de Ciência do Solo* [online], v.30, n.6, p.931-936, 2006. 10.1590/S0100-06832006000600002.
- BAHIA, Governo do Estado. Conheça a Bahia. Disponível em: <http://www.ba.gov.br/>. Acesso em: 14 jul. 2018.
- BURROUGH, P. A. *Principals of Geographical Information Systems for Land Resources Assessment*. 1.ed. Oxford: Clarendon Press, 1986. 194p.
- BHUNIA, G. S.; SHIT, P. K.; MAITI, R. Comparison of GIS-based interpolation methods for spatial distribution of soil organic carbon (SOC). *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, v.17, n.2, p.114-126, 2018. 10.1016/j.jssas.2016.02.001.
- CAMARGO, E. C. G. Geoestatística: fundamentos e aplicações. In: Câmara, G. & Medeiros, J. S. (eds.). *Geoprocessamento para projetos ambientais*. São José dos Campos: INPE, 1998. cap.5, p.1-36.
- CARVALHO, J. R. P.; ASSAD, E. D. Análise espacial da precipitação pluviométrica no estado de São Paulo: comparação de métodos de interpolação. *Revista de Engenharia Agrícola de Jaboticabal*, v.25, n.2, p.377-384, 2005. 10.1590/S0100-69162005000200011.
- COSTA, F. P.; LIMA, J. S. de S. Cokrigagem na distribuição espacial do cálcio baseado no pH em um Latossolo cultivado com café conilon. *Nucleus (Ituverava. Online)*, v.8, n.1, p.1-8, 2011. 10.3738/1982.2278.431.
- DI LUZIO, M.; JOHNSON, G. L.; DALY, C.; EISCHEID, J. K.; ARNOLD, J. G. Constructing retrospective gridded daily precipitation and temperature datasets for the conterminous United States. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, v.47, n.1, p. 475-497, 2008. 10.1175/2007JAMC1356.1.
- FRANCA, R. R.; MENDONÇA, F. A. pluviosidade na Amazônia meridional: variabilidade e teleconexões extra-regionais. *Confins*, v.29, n.1, p.1-15, 2016. 10.4000/confins.11580.
- GIACOMIN, G.; CARVALHO, M. B.; SANTOS, A. P.; MEDEIROS, N. G.; FERRAZ, A. S. Análise comparativa entre métodos interpoladores de modelos de superfícies. *Revista Brasileira de Cartografia (Online)*, v.66, n.6, p.1315-1329, 2014. 1808-0936.
- GREGO, C. R.; TEIXEIRA, A. H. de C.; LEIVAS, J. F.; BAYMA-SILVA, G.; MANJOLIN, R. C. Interpolação de dados agrometeorológicos em duas densidades amostrais no norte de Minas Gerais. *Agrometeoros*, v.25, n.1, p.81-89, 2017. 2526-7043.
- IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br>>. Acesso em: 14 jul. 2018.
- IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. IBGE cidades – Panorama da Bahia. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ba/panorama>. Acesso em: 14 jul. 2018.
- JOHNSTON, K.; VER HOEF, J. M.; KRIVORUCHKO, K. *Using ArcGIS Geostatistical Analyst*. Redlands: ESRI Inc., 2001. 300p.
- LANDIM, P. M. B. Sobre geoestatística e mapas. *Terra e Didática*, v.2, n.1, p.19-33, 2006. 10.20396/td.v2i1.8637463.
- LI, Z.; ZHU, Q.; GOLD, C. *Digital Terrain Modeling: Principles and Methodology*. Londres: Taylor & Francis, 2004. 324p.
- LUCAS, T. P. B.; PLEC, D.; ABREU, M. L.; PARIZZI, M. G. Identificação de interpoladores adequados a dados de chuva a partir de parâmetros estatísticos. *Revista Brasileira de Climatologia*, v.13, n.1, p.7-21, 2013. 10.5380/abclima.v13i0.31259.
- MACHADO, K. J.; CALIJURI, M. L.; RIBEIRO, C. A. A. S.; SANTOS, R. S.; FRANCO, G. B. Determinação automática da capacidade de armazenamento de um reservatório. *Revista Brasileira de Cartografia (Online)*, n.62, Edição Especial.01, p.239-245, 2010. 0560-4613.
- MARCUZZO, F. F. N.; ANDRADE, L. R.; MELO, D. C. R. Métodos de interpolação matemática no mapeamento de chuvas do Estado do Mato Grosso. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v.4, n.4, p.793-804, 2011. 1984-2295.
- MAZZINI, P. L. F.; SCHETTINI, C. A. F. Avaliação de metodologias de interpolação espacial aplicadas a dados hidrográficos costeiros quasinóticos. *Brazilian Journal of Aquatic Science and Technology*, v.13, n.1, p. 53-64, 2009. 10.14210/bjast.v13n1.p53-64.

- MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. F. Agricultura de Precisão. 1.ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2015. v.1. 238p.
- MORAES, R. A.; ROCHA, J. V.; ROLIM, G. S.; LAMPARELLI, R. A. C.; MARTINS, M. M. Avaliação dos dados decendiais de precipitação e temperatura máxima e mínima do ar simulados pelo modelo ECMWF para o Estado de São Paulo. Irriga, v.17, n.3, p.397-407, 2012. 1808-3765.
- OLIVEIRA, A. G. A importância dos dados das variáveis climáticas nas pesquisas em geografia: um estudo de caso empregando a precipitação pluviométrica. Caminhos de Geografia, v.10, n.32, p.9-21, 2009. 1678-6343.
- PEDE, T; MOUNTRAKIS, G. An empirical comparison of interpolation methods for MODIS 8-day land surface temperature composites across the conterminous Unites States. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v.142, n.1, p.137-150, 2018. 10.1016/j.isprsjprs.2018.06.003.
- RAMOS, A. M.; SANTOS, L. A. R. dos; FORTES, L. T. G. (Orgs.). Normais climatológicas do Brasil 1961 – 1990. Ed. rev. ampl. Brasília: INMET, 2009. 465p.
- ROCHA, L.; NOVAIS, G. T. Mapeamento pluviométrico da mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – MG. Revista Geonorte, Edição Especial 2, v.2, n.5, p.1352 – 1363, 2012. 2237-1419.
- SALDANHA, C. B.; RADIN, B.; CARDOSO, M. A.; RIPPEL, M. L.; LOSADA, L. F. Comparação dos dados de precipitação gerados pelo gpcp vs observados para o Estado do Rio Grande do Sul. Revista Brasileira de Meteorologia, v.30, n.4, p.415-422, 2015. 10.1590/0102-778620140139.
- SANTOS, G. R.; OLIVEIRA, M. S.; LOUZADA, J. M.; SANTOS, A. M. R. T. Krigagem simples versus krigagem universal: Qual o preditor mais preciso? Energia na Agricultura, v.26, n.2, p.49-55, 2011. 10.17224/EnergAgric.2011v26n2.
- SCOLFORO, J. R. S.; OLIVEIRA, A. D.; CARVALHO, L. M. T. de (Eds.). ZEE - Zoneamento Ecológico-Econômico do Estado de Minas Gerais: componente socioeconômico. Lavras: UFLA, 2008. 195p.
- SILVA, A. F.; ZIMBACK, C. R. L.; OLIVEIRA, R. B. Cokrigagem na estimativa da evapotranspiração em Campinas. Tékhnē e Lógos, v.2, n.1, p.16-29, 2010.
- SILVA, T. P.; RODRIGUES, R. A.; DELGADO, R. C.; OLIVEIRA, L. J. C.; SARMENTO, A. P. Métodos de interpolação espacial do regime pluviométrico no espaço urbano de Catalão, Goiás. Revista Brasileira de Geografia Física. v.11, n.3, p.746-757, 2018. 1984-2295.
- USGS, UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. 2000. Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). Disponível em: <https://lta.cr.usgs.gov/SRTM>. Acesso em: 18 ago. 2018.
- VAUCLIN, M.; VIEIRA, S. R.; VACHAUD, G.; NIELSEN, D. R. The use of cokriging with limited field soil observations. Soil Science Society of America Journal, v.47, n.1, p.175-184, 1983. 10.2136/sssaj1983.03615995004700020001x.
- VIANNA, L. F. N.; PERIN, E. B.; RICCE, W. S.; MASSIGNAN, A. M.; PANDOLFO, C. Bancos de Dados Meteorológicos: Análise dos Metadados das Estações Meteorológicas no Estado de Santa Catarina, Brasil. Revista Brasileira de Meteorologia, v.32, n.1, p.53-64, 2017. 10.1590/0102-778632120150119.
- VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ, V.H.; SCHAEFER, C.E.G.R. (Eds.) Tópicos em ciência do solo. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. cap.6, p.1-54.
- VIOLA, M. R.; MELLO, C. R.; PINTO, D. B. F.; MELLO, J. M.; ÁVILA, L. F. Métodos de interpolação espacial para o mapeamento da precipitação pluvial. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental (online), Campina Grande, v.14, n.9, p.970-978, 2010. 10.1590/S1415-43662010000900009.
- WU, T., LI, Y. Spatial interpolation of temperature in the United States using residual kriging. Applied Geography, v.44, n.1, p.112–120, 2013. 10.1016/j.apgeog.2013.07.012.