

Avaliação de métodos de interpolação em dados de batimetria na barragem do rio

Poxim-Açu – SE

**Evaluation of interpolation methods of bathymetric data at the Poxim-Açu river dam –
SE**

Evaluación de métodos de interpolación en datos batimetría en la presa Poxim-Açu – SE

Recebido: 20/08/2020 | Revisado: 29/08/2020 | Aceito: 02/09/2020 | Publicado: 03/09/2020

Igor Vieira Leite

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2910-0251>

Universidade Federal de Sergipe, Brasil

E-mail: igorvieiraleite@hotmail.com

André Quintão de Almeida

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5063-1762>

Universidade Federal de Sergipe, Brasil

E-mail: andreqa@gmail.com

Diego Campana Loureiro

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0044-5280>

Universidade Federal de Sergipe, Brasil

E-mail: campanaloureiro@gmail.com

Rodolfo Marcondes Silva Souza

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7551-0505>

Texas A&M University, Estados Unidos

E-mail: rodolfomssouza@gmail.com

Maria Isidória Silva Gonzaga

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7884-6386>

Universidade Federal de Sergipe, Brasil

E-mail: mariaisisilva@gmail.com

Donizete dos Reis Pereira

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6010-0690>

Universidade Federal de Viçosa, Brasil

E-mail: doniagri@yahoo.com.br

Anderson de Almeida Santos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9904-3104>

Resumo

Normalmente, a profundidade dos reservatórios é estimada por dados pontuais de batimetria. Após a coleta dos dados batimétricos, seus valores são espacializados por métodos de interpolação. O objetivo deste trabalho foi avaliar o desempenho de três diferentes tipos de interpoladores em dados de batimetria coletados na barragem do rio Poxim-Açu, SE. Em setembro de 2016, 882 pontos batimétricos foram coletados no reservatório. Os dados de batimetria foram espacializados pelos métodos de interpolação do inverso do quadrado da distância, *spline* e da krigagem. Suas estimativas foram avaliadas e o melhor modelo escolhido com base nas estatísticas (RMSE) da validação cruzada. A barragem do rio Poxim apresenta uma profundidade média de aproximadamente 8,6 m e valores máximo e mínimo de 19,3 e 0,5 m, respectivamente. O melhor modelo de interpolação foi o da krigagem, com o ajuste do semivariograma esférico, com valores de RMSE de 1,64 m na validação cruzada, seguido pelo inverso do quadrado da distância (RMSE = 1,69 m) e o *spline* (RMSE = 1,72 m). Recomenda-se, portanto, a utilização da krigagem para espacialização dos valores de batimetria do reservatório analisado.

Palavras-chave: Geoestatística; Interpoladores; Reservatórios; Batimetria; Krigagem.

Abstract

The depth of natural water reservoirs is usually estimated through bathymetry spot data. Once bathymetric data are collected, data values are spatially distributed using interpolation methods. This study aimed to evaluate the performance of three different types of interpolators across a range of bathymetric data collected at the Poxim river dam, in the state of Sergipe. In September 2016, 882 bathymetric measurements were performed in the water reservoir. The bathymetric data were spatialized using three methods: inverse distance square interpolation, *spline* and kriging. The resulting estimates were evaluated and the best method was chosen based on cross-validation statistics (RMSE). The Poxim river dam presents an average depth of approximately 8.6 m, with maximum and minimum values of 19.3 and 0.5 m, respectively. Kriging was pointed out as the best interpolation model, along with the spherical semivariogram adjustment, with RMSE values of 1.64 m in cross-validation, followed by the inverse distance square

(RMSE = 1,69 m) and spline (RMSE = 1,72 m). Therefore, kriging is the recommended model for the spatialization of bathymetric data in the evaluated water reservoir.

Keywords: Geostatistics; Interpolators; Reservoirs; Bathymetry; kriging.

Resumen

Generalmente, la profundidad de los reservorios se estima mediante datos puntuales de batimetría. Después de recopilar datos batimétricos, sus valores se espacializan mediante métodos de interpolación. El objetivo de este trabajo fue evaluar el desempeño de tres tipos diferentes de interpoladores en datos batimétricos recolectados en la presa del río Poxim-Açu, SE. En septiembre de 2016, se recolectaron 882 puntos batimétricos en el embalse. Los datos de batimetría se espacializaron mediante los métodos de interpolación de la inversa del cuadrado de la distancia, *spline* y kriging. Se evaluaron sus estimaciones y se eligió el mejor modelo con base en las estadísticas de validación cruzada (RMSE). La presa del río Poxim tiene una profundidad promedio de aproximadamente 8,6 m y valores máximos y mínimos de 19,3 y 0,5 m, respectivamente. El mejor modelo de interpolación fue el de kriging, con el ajuste del semivariograma esférico, con valores de RMSE de 1,64 m en la validación cruzada, seguido de la inversa del cuadrado de distancia (RMSE = 1,69 m) y el *spline* (RMSE = 1,72 m). Por tanto, se recomienda el uso de kriging para espacializar los valores de batimetría del yacimiento analizado.

Palabras clave: Geoestadística; Interpoladores; Embalses; Batimetría; Krigagem.

1. Introdução

As obras hidráulicas em cursos d'água são de extrema importância para o desenvolvimento econômico e social de uma determinada região, com destaque para as barragens. Dependendo da finalidade, as barragens podem ser construídas para suprir o consumo de água humano e/ou animal, geração de energia, atender as demandas para a irrigação, dentre outras funções (Antoine *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2016). No processo de construção de barragens, a água é represada e áreas são alagadas, formando uma extensa lâmina d'água sobre a superfície do terreno. O volume de água que é armazenado nessas barragens está em função da área da lâmina d'água e a profundidade do lago, tecnicamente denominada batimetria (Gabriel-Martin *et al.*, 2019; Lang *et al.*, 2019; Stähly *et al.*, 2019). Os valores de batimetria de uma barragem são monitorados constantemente, com o objetivo de assegurar a quantidade e qualidade de água disponível. Portanto, o volume de água armazenado por uma

barragem é monitorado e pode ser estimado pelo produto entre a área da lâmina d'água e os valores de batimetria (Bandini *et al.*, 2018; Groeneveld & Barz, 2014).

Várias são as formas de estimar os valores de batimetria de um lago, seja ele artificial ou natural. Tradicionalmente, campanhas de levantamento batimétrico são realizadas por uma sonda batimétrica, em conjunto com um Sistema Global de Navegação por Satélite (GNSS), acoplados em uma embarcação. Nessas campanhas, valores pontuais de profundidade são estimados a partir de transectos percorridos ao longo do espelho d'água da barragem (Bandini *et al.*, 2018). Após estimativas dos valores pontuais de batimetria do lago, os dados passam por processo de interpolação para estimar os valores de profundidade nos pontos que não foram coletados na grade gerada pelo transecto (Semwal *et al.*, 2017).

Vários são os estudos que avaliam o melhor interpolador para os dados de batimetria. Atualmente, vem se destacando os métodos baseados na teoria da geoestatística, com destaque para as variações da Krigagem (K). De uma forma geral, estes estudos apontam que a Krigagem ordinária (KO) apresenta o melhor desempenho (Antoine *et al.*, 2018; Semwal *et al.*, 2017). O método da krigagem, baseado nos conceitos geoestatísticos, utiliza-se da dependência espacial entre valores amostrais vizinhos, que são expressos no semivariograma, para a estimação de valores em qualquer posição dentro do campo. Ou seja, sem tendências e com uma variância mínima, caracterizando, assim, um ótimo estimador (Carvalho & Assad, 2005). Quando se trabalha considerando a dependência espacial, podem-se reduzir os erros aleatórios pelo controle de uma parcela desse erro associada à dependência espacial (Mello *et al.*, 2003a).

Apesar de vários estudos envolvendo interpoladores, poucos ainda são aqueles desenvolvidos nos lagos brasileiros, principalmente na região nordeste do país, deixando algumas dúvidas de qual o melhor método de interpolação. Com base no exposto acima, este trabalho tem como objetivo avaliar o desempenho de três métodos de interpolação, krigagem, inverso da distância ponderada (IDW) e *spline*, em dados batimétricos da barragem Jaime Umbelino de Souza, localizada no rio Poxim-Açu, SE.

2. Metodologia

Os dados e resultados descritos neste trabalho são de natureza quantitativas, segundo Pereira A.S. et al. (2018), uma vez que a pesquisa aborda a estimação de profundidade para todo o reservatório com uso de dados pontuais coletados. No estudo as metodologias utilizadas para cada método de interpolação foi: Krigagem Ordinária (Yamamoto & Landim, 2015), o inverso da distância ponderada (IDW) (Diaconu *et al.*, 2019) e o *spline* (Wilson & Mair, 2004),

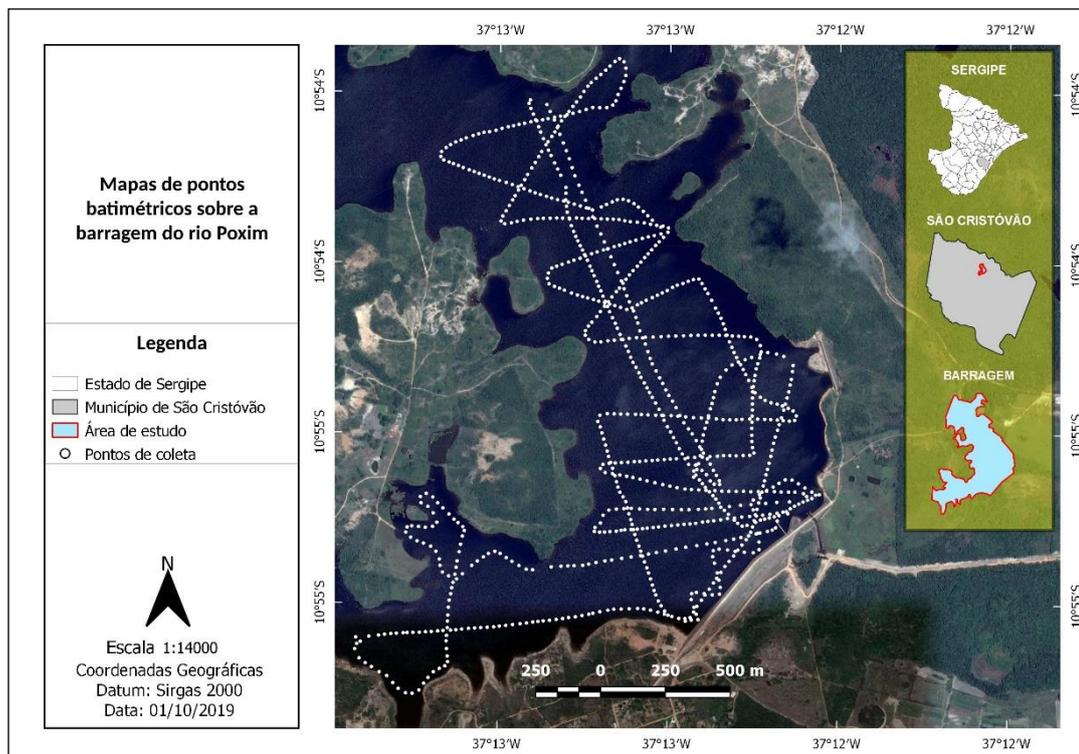
as quais serão detalhados mais à frente.

2.1. Área de estudo

O trabalho foi realizado na barragem Jaime Umbelino de Souza, popularmente conhecida como a barragem do rio Poxim, Figura 1. Devido a sua grande importância para a região metropolitana de Aracaju, uma vez que a água desse reservatório abastece cerca de 800 mil pessoas (Companhia de Saneamento de Sergipe [DESO], 2013), a barragem foi escolhida como objeto de estudo para o presente trabalho.

A região de estudo possui clima tropical quente e úmido com temperatura e pluviosidade médias anuais de 25,6 °C e 1409 mm, respectivamente (Araújo, 2007). A área de estudo está localizada na unidade geoambiental denominada Tabuleiros Costeiros Sergipanos, o solo predominante está enquadrado na classe argissolo vermelho amarelo, de classe textural argilosa (Embrapa, 2006).

Figura 1. Mapa de localização da área de estudo e do trajeto realizado pela embarcação.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 1 podemos observar onde está localizada a barragem, qual a trajetória realizada pela embarcação e os 882 pontos de coletas da profundidade. Esta obra hidráulica está

localizada na sub-bacia do rio Poxim-Açú, município de São Cristóvão – SE. Possuindo uma extensão de 1.125 metros e área de inundação de cerca de 5,2 km², a sua capacidade em 2013 (ano de sua inauguração) era de 32 milhões de metros cúbicos de água segundo a DESO, (2013).

2.2. Coleta de dados

Foram utilizados para a coleta de dados de batimetria um barco a motor e uma sonda batimétrica (Sonar EAGLE CUDA 300) acoplado a um GPS (Garmin CS60X). O levantamento batimétrico foi realizado no dia 02/09/2016, no horário das 11:00 às 13:30 h no horário local. Os pontos de coleta foram escolhidos de forma intencional e a esmo, buscando obter uma amostra que representasse grande parte da batimetria do lago, como mostra a Figura 1, tendo-se coletado um total de 882 pontos onde, para cada ponto de amostragem foram coletadas as coordenadas Universal Transversa de Mercator (UTM) X e Y (m) no Datum SIRGAS 2000, zona 24S e a profundidade (Z), também em metros.

2.3. Interpoladores

Os interpoladores utilizados no estudo foram a Krigagem Ordinária (Yamamoto & Landim, 2015), o inverso da distância ponderada (IDW) (Diaconu *et al.*, 2019) e o *spline* (Wilson & Mair, 2004). Antes da interpolação por krigagem é necessário obter semivariogramas experimentais e ajustar os modelos de semivariogramas teóricos. Neste estudo foram avaliados os modelos: esférico (Eq.1), exponencial (Eq.2) e o gaussiano (Eq.3) para o cálculo de semivariâncias $\gamma(z)$:

$$\begin{cases} \gamma(z) = C_0 + C[1,5(z/A - 0,5(z/A)^3] & 0 < z < A \\ \gamma(z) = C_0 + C & z > A \end{cases} \quad (1)$$

$$\gamma(z) = C_0 + C \left[1 - e^{-\frac{3z}{A}} \right] \quad (2)$$

$$\gamma(z) = C_0 + C \left[1 - e^{-\frac{3z^2}{A^2}} \right] \quad (3)$$

Onde, $\gamma(z)$ é a semivariância em função do ponto batimétrico de amostragem z , A é o alcance do semivariograma, C_0 é o efeito pepita, C é o coeficiente de contribuição da dependência espacial, $C + C_0$ é o coeficiente sill.

Após a obtenção do semivariograma experimental, é possível ajustá-lo através de modelos teóricos (Santos, 2011). É importante que o modelo ajustado represente a tendência em relação a $\gamma(z)$. Assim, as estimativas obtidas a partir da krigagem serão mais precisas e, conseqüentemente, mais confiáveis (Camargo, 1998). O ajuste do semivariograma teórico é uma fase muito importante e não deve ser realizada automaticamente, pois todos os parâmetros necessários para aplicar a krigagem dependem do modelo de semivariograma ajustado. Segundo Vieira *et al.* (2010), a condição de krigagem sem tendências requer que as médias (μ_{jk}) e a variância (σ_{jk}) do erro reduzido sejam, respectivamente, zero e um. Assim, o modelo de semivariograma, entre os três modelos ajustados, foi o que apresentou μ_{jk} e σ_{jk} mais próximos de zero e um, respectivamente, e foi escolhido para interpolação de krigagem e apresentação dos resultados. O índice de dependência espacial (IDE) foi calculado a partir da razão em porcentagem entre o efeito pepita (C_0) e o coeficiente sill, dada pela soma do efeito pepita e do coeficiente de contribuição da dependência espacial (C), de acordo com a equação (4):

$$IDE(\%) = 100 \frac{C_0}{C_0 + C} \quad (4)$$

A classificação do IDE foi feita de acordo Cambardella *et al.* (1994) que definiu como: alto grau de dependência espacial ($IDE < 25\%$); grau de moderada dependência espacial ($25\% \leq IDE \leq 75\%$) e grau de baixa dependência espacial ($IDE > 75\%$).

O método de interpolação IDW, determina os valores para os locais não amostrados usando uma combinação linear ponderada de um conjunto de pontos amostrados, onde o peso é uma função da distância inversa elevada a qualquer expoente matemático (Watson, 1985). A distância inversa ponderada foi calculada pela equação (5) a seguir:

$$Z(l_o) = \frac{\sum_{i=1}^n p(d_i)Z(l_i)}{\sum_{i=1}^n p(d_i)} \quad (5)$$

em que, Z é o valor estimado para o local l_o , n é o número de valores medidos, $Z(l_i)$, contidos na predição, $p(d_i) = \frac{1}{d_i^{pot}}$ é o peso atribuído à observação i (função de distância inversa); e pot é o expoente matemático.

O interpolador *spline* consiste em uma técnica de aproximação em que se divide o intervalo de interesse em vários subintervalos para então se interpolar. Essas divisões são feitas

da forma mais suave possível para que nestes subintervalos os polinômios sejam de grau pequeno. Os algoritmos de interpolação *spline* tentam preservar a informação do conteúdo de cada medição, produzindo uma superfície de interpolação que passa exatamente através dos pontos de entrada (Hilton *et al.*, 2019). Para os dados espaçados irregularmente, neste caso os pontos batimétricos, melhor se adapta o método da *thin plate spline* (TPS) que tem forma igual a equação (6):

$$\begin{aligned}
 E_{tps}(f) &= \sum_{i=1}^K ||y_i - f(x_i)||^2 \\
 &+ \lambda \iint \left[\left(\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x_1} \right) + 2 \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} \right) \right. \\
 &+ \left. \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} \right)^2 \right] dx_1 dx_2
 \end{aligned} \tag{6}$$

$$\begin{aligned}
 E_{tps}(f) &= \sum_{i=1}^K ||y_i - f(x_i)||^2 \\
 &+ \lambda \iint \left[\left(\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x_1} \right) + 2 \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} \right) \right. \\
 &+ \left. \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} \right)^2 \right] dx_1 dx_2
 \end{aligned}$$

onde: $E_{tps}(f)$ é o polinômio de grau n de ajuste final; $f(x_i)$ é a função de mapeamento entre o conjunto de pontos correspondentes x_i e y_i .

Nesse método de interpolação o parâmetro de suavização é escolhido pela validação cruzada generalizada. O modelo assumido é aditivo $Y = f(x) + e$, onde $f(X)$ é uma superfície d dimensional. O estudo utilizou a versão padrão desta função presente na livreria “fields”, que usa uma covariância de Wendland e calcula a estimativa para um parâmetro de suavização fixo (Nychka *et al.*, 2017).

2.4. Avaliação dos resultados

Os valores de batimetria estimados pelos diferentes interpoladores foram avaliados por validação cruzada, com 1000 repetições, com 80% dos dados utilizados no ajuste do modelo e 20% na validação das estimativas. Foi utilizado o método de validação cruzada de k-Folds

(KFCV) (Geisser, 1975). Ao final, mapas de batimetria foram confeccionados no software RStudio com os valores estimados para a área de estudo. A fim de avaliar e comparar a precisão das medidas estimadas usando os diferentes métodos de interpolação propostos (GUARNERI e WEIH, 2012), os erros foram mensurados através das equações de erro médio (7) e da raiz quadrada do erro médio (RMSE) (8):

$$\text{Erro médio} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (7)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (8)$$

Onde n é o número de pontos amostrados e e_i representa o erro estimado para cada ponto.

Todas as análises foram realizadas com o software R 3.2.1 (R Development Core Team, 2014), utilizando o pacote geoR (Ribeiro Júnior e Diggle, 2015), para a análise geoestatística. Nele, foram confeccionados os códigos de rotina para o processamento e realização da comparação dos métodos de interpolação. Ambos os softwares e bibliotecas utilizadas nos códigos são gratuitas e livres.

3. Resultados e Discussão

A Barragem do Rio Poxim é considerada uma grande barragem, segundo o Comitê Brasileiro de Grandes Barragens (Müller, 1995), pois tem comprimento de crista superior a 500 m (1.125 m), profundidade maior que 15 m (19,3 m) e volume acima de 100 mil m³ de água (32 milhões m³).

As estatísticas descritivas dos dados batimétricos coletados na campanha de campo podem ser visualizadas na Tabela 1. Os 882 dados batimétricos coletados na campanha de campo mostram que a profundidade máxima e mínima encontradas foram de 19,3 e 0,5 metros, respectivamente. No ano de inauguração a profundidade máxima apurada foi de 19 metros (DESO, 2013), não havendo variação significativa para o ano (2016) em que foi realizada a coleta dos dados aqui apresentados. A profundidade média do lago da barragem foi de 8,64 metros.

Tabela 1. Resultados das estatísticas básicos dos dados dos pontos batimétricos coletados.

Estatística	Valores
Número de pontos coletados	882
Profundidade mínima (m)	0,500
Profundidade máxima (m)	19,300
1º Quartil (m)	7,000
3º Quartil (m)	10,800
Média (m)	8,645
Mediana (m)	9,100
Variância (m)	9,355
Desvio padrão (m)	3,059
CV (%)	35,38
Valor-p KS-Teste*	0,001033
Curtose	0,006097
Assimetria	-0,271

*KS-Teste: teste de Kolmogorov-Smirnov. Fonte: autoria própria.

Os dados, expostos na Tabela 1, apresentam uma variabilidade média, considerando os valores do desvio padrão e da média da amostra. Tal variabilidade é confirmada pela medida do coeficiente de variação (CV), obtido pela relação entre essas estatísticas, considerando os limites propostos por Warrick e Nielsen (1980), que definiram: baixa variabilidade ($CV \leq 12\%$); média ($12\% < CV < 60\%$) e alta variabilidade ($CV \geq 60\%$). Os coeficientes de assimetria e curtose, que mostram respectivamente, o desvio da distribuição das discrepâncias em relação a uma distribuição simétrica e o grau de achatamento da curva de distribuição, indicam que a distribuição é basicamente simétrica e leptocúrtica. (Crespo, 2009).

A Tabela 2. mostra que o melhor modelo teórico utilizado para ajuste do semivariograma foi o esférico, com $\mu_{jk} = -0,0026$, $\sigma_{jk} = 0,9345$ e coeficiente de determinação (R^2) = 0,817.

Tabela 2. Parâmetros de ajustes do semivariograma para os modelos teóricos abordados neste trabalho.

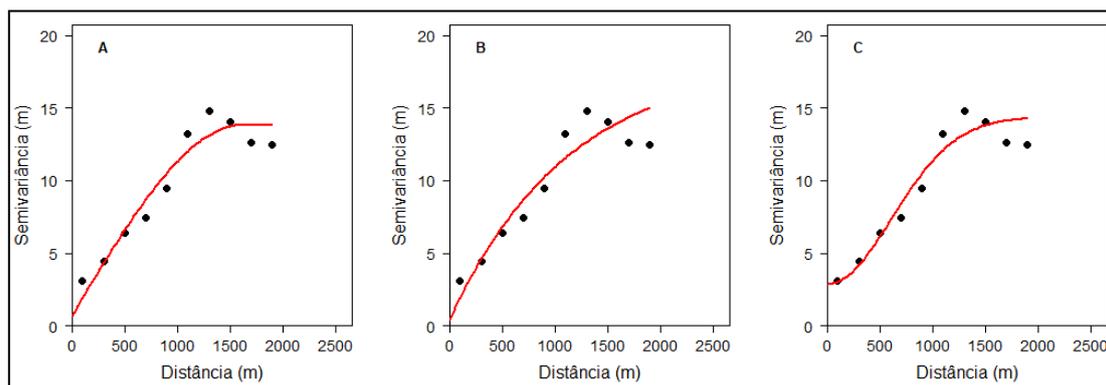
	C_0	C	A (m)	IDE(%)	μ_{jk}	σ_{jk}	R^2
Esférico	1,356	14,132	1990,510	8,755	-0,003	0,935	0,817
Exponencial	1,518	33,847	3086,280	4,293	-0,002	0,856	0,815
Gaussiano	3,252	12,269	972,344	20,951	-0,001	0,859	0,696

C_0 é o efeito pepita; C é o coeficiente de contribuição da dependência espacial; A é o alcance em metros; IDE é o índice de dependência espacial; μ_{jk} é média do erro reduzido; σ_{jk} é a variância do erro reduzido; R^2 é o coeficiente de determinação. Fonte: autoria própria.

Para escolha do modelo geoestatístico teórico, que foi usado para ajustar o semivariograma, observou-se os valores de μ_{jk} e σ_{jk} . Ambos parâmetros foram obtidos através do teste de Jack Kifing e conforme descrito na seção de metodologia. Desta forma, o modelo teórico escolhido foi aquele que o μ_{jk} se aproximasse de 0 e o σ_{jk} estivesse o mais próximo de 1 (Vieira *et al.*, 2010).

A Figura 2 mostra os semivariogramas ajustados, de acordo a equações (1), (2) e (3) para cada modelo teórico.

Figura 2. Ajustes do semivariograma para modelos teóricos: A – modelo esférico, B – modelo exponencial, C – modelo gaussiano.



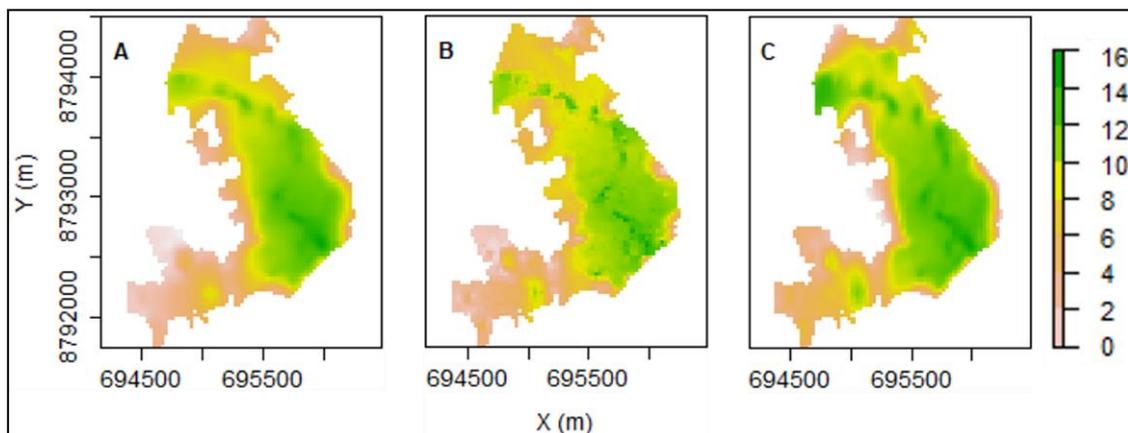
Fonte: autoria própria.

De acordo a Figura 2 e dados da Tabela 2, o melhor modelo para ajuste do semivariograma teórico foi o esférico. Os mesmos resultados encontrados por Silva e Ferrari (2011), em que mostram que para predição de superfícies batimétricas em viveiros de superfície irregular e de lagoas, o modelo esférico foi a melhor escolha para o ajuste do semivariograma,

assim como encontrado neste estudo.

Após os processos de interpolação e validação dos dados, foram gerados os mapas correspondentes para a barragem do rio Poxim, como mostra a Figura 3. a seguir.

Figura 3. Mapas de batimetria para a barragem do rio Poxim-SE interpolados pelo método da (A) Krigagem, (B), Inverso do quadrado da distância e (C), *Spline*.



Fonte: autoria própria.

Nota-se uma melhor representação dos valores de batimetria, no mapa gerado por Krigagem, Figura 3 (A). Com a Krigagem, as variações de valores são mais suaves, quando comparados aos demais métodos. Vale destacar que, independentemente do método de interpolação, foi possível mapear o leito original do rio Poxim, representado por um segmento em forma de curva no centro da barragem (valores mais profundos).

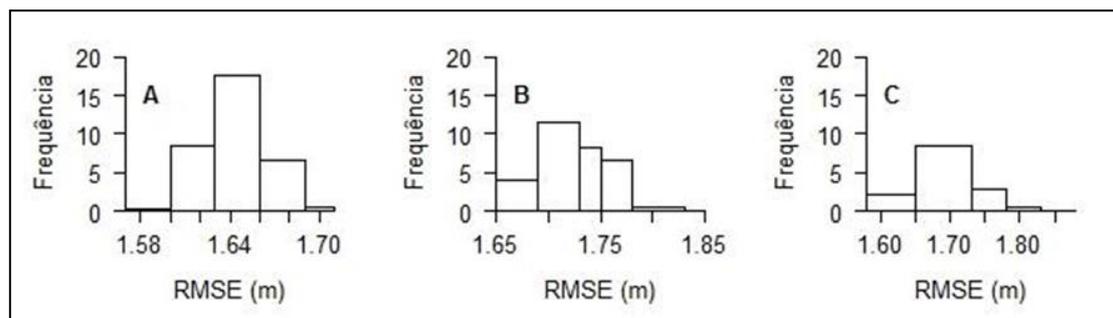
Ainda sobre o estudo de Silva e Ferrari (2011), os mapas que foram gerados mostram que a krigagem ordinária suaviza a distribuição espacial das profundidades dos ambientes aquáticos através das curvas batimétricas, passando exatamente pelos pontos observados. Mas que, no entanto, a menor continuidade dos valores de profundidade observado nos mapas gerados pelo método do IDW, mostrou que neste interpolador, o peso que foi dado durante a interpolação é tal que a influência de um ponto amostrado em relação a outro diminui à medida que aumenta a distância ao nó da grade a ser estimado.

Outro estudo, que envolveu comparações de métodos de interpolação, foi o de Ferreira *et al.* (2017), que permitiu verificar que o método da krigagem apresentou melhores resultados quando comparado ao do IDW. Os dados utilizados no estudo deles foram coletados em um levantamento batimétrico de um dos principais represamentos do córrego São Bartolomeu, localizado na Universidade Federal de Viçosa (UFV), na cidade de Viçosa (MG, Brasil). A área em questão possui aproximadamente 8800 m², 150 m de comprimento e 66 m de largura.

Em seu estudo, Teh *et al.* (2017), mostraram que qualitativamente, o método de Krigagem produz uma superfície interpolada que melhor se aproxima da carta náutica do Almirantado para o sul da ilha de Penang. Para os mesmos autores, o método de interpolação de *spline* gerou uma massa de terra adicional indesejável em alguns locais que poderia ser devido a pontos de dados inadequados ou distribuição esparsa de dados. Para eles, o método do IDW não produz uma representação realista da superfície batimétrica.

O erro médio, equação (7), que mede a tendência de o modelo superestimar ou subestimar os valores estimados em relação aos observados, foi usado para fins de obtenção dos valores da raiz quadrada do erro médio (RMSE), equação (8), para cada método de interpolação aqui avaliado. Esses valores foram utilizados para a construção dos histogramas da Figura 4.

Figura 4. Histogramas dos valores da raiz quadrada do erro médio (RMSE) para o método de interpolação da (A) Krigagem, (B), Inverso do quadrado da distância e (C), Spline.



Fonte: autoria própria.

Os histogramas da Figura 4 mostram que o método de interpolação que obteve menor variação do RMSE foi a da Krigagem (1,58 – 1,7), seguido do IDW (1,65 – 1,80) e, por último o método *spline* (1,55 – 1,90). Cabe destacar, que, independentemente do método, os valores de erros encontrados durante a validação apresentaram uma distribuição próxima da normal.

Na Tabela 3 temos a comparação dos valores estimados para cada método de interpolação aqui utilizado e seus respectivos RMSEs (m).

Tabela 3. valores máximos, mínimos e médios para os dados estimados de batimetria e para os valores de RMSE.

Interpolador	Batimetria Estimado (m)			RMSE (m)		
	máx.	mín.	méd.	máx.	mín.	méd.
Krigagem	14,07	1,65	5,99	1,69	1,59	1,64
IDW	15,56	0,79	7,79	1,81	1,66	1,72
Spline	14,54	-0,91	7,31	1,87	1,61	1,69

Fonte: autoria própria.

Analisando a Tabela 3. nota-se que a Krigagem tem o menor RMSE médio dos métodos aqui avaliados, com 1,64 m, seguido da *spline*, com 1,69 m e por último o IDW com 1,72 m. O valor batimétrico máximo estimado foi de 15,56 m pelo método do IDW, enquanto o menor valor estimado foi de -0,91 m. Para este, não faz sentido a obtenção de um valor negativo de batimetria, o que levou a avaliar o interpolador de *spline* como o menos preciso.

Analisando o estudo de Ferreira *et al.* (2017), cujo lago possuía em torno de 5,2 m de profundidade e foram coletados 706 pontos batimétricos, eles chegaram à conclusão de que o método que obteve os menores RMSEs foi a Krigagem, 0,194 m. Já o método do IDW teve um RMSE de 0,507 m, ou seja, quase duas vezes e meia o que o método da Krigagem mostrou. Para, Teh *et al.* (2017), a Krigagem também mostrou o menor RMSE, com 0,435 m, quando comparados com outros três métodos de interpolação abordados em seu trabalho, dentre eles o IDW, com 1,012 m.

No entanto, Babak e Deutsch (2009), acreditam que o método de interpolação IDW é uma técnica de estimativa robusta e uma grande simplicidade. Eles apresentam uma abordagem que visa integrar controles estatísticos, como a variação mínima de erro neste método. Ainda sobre os mesmos autores, acreditam que o expoente ótimo e o número de dados podem ser calculados globalmente ou localmente e que as medidas de incerteza e suavidade local podem ser derivadas de estimativas de distâncias inversas.

Alguns outros estudos envolvendo interpoladores, que não dizem respeito a dados de batimetria, mostram que a Krigagem é um método de interpolação muito bom quando comparados com outros. A exemplo do estudo de Castro *et al.* (2010) que buscou avaliar o desempenho de diferentes métodos de interpolação aplicados para variáveis climatológicas de balanço hídrico. Para os autores, a Krigagem foi avaliada como melhor interpolador e o modelo

utilizado para o ajuste do semivariograma foi o esférico.

4. Considerações Finais

A Barragem do Rio Poxim é considerada uma grande barragem, segundo o Comitê Brasileiro de Grandes Barragens.

O estudo em questão mostrou que o método de interpolação da Krigagem Ordinária com o modelo de semivariograma esférico foi aquele que apresentou um menor RMSE, sendo assim o método que foi mais representativo.

Tendo em vista os presentes resultados, recomenda-se a aplicação da geoestatística na modelagem de superfícies batimétricas, com dados dispersos ou abundantes.

Como sugestão para trabalhos futuros, tendo em vista o advento das tecnologias de sensoriamento remoto e melhoramento de sensores, realizar a estimação de dados batimétricos de reservatórios com utilização de imagens provenientes de sensores orbitais (Landsat, Sentinel)

Referências

Antoine, G., Pretet, T., Secher, M., & Clutier, A. (2018). Temporal variability of partially-contaminated sediments in a strongly regulated reservoir of the upper Rhine River. In *E3S Web of Conferences*. 40, 04025).

Araújo, H. M. D. (2007). Hélio Mário de. Relações Socioambientais na Bacia Costeira do Rio Sergipe. *Núcleo de Pós-Graduação em Geografia–NPGeo. Universidade Federal de Sergipe–UFS*. Tese (Doutorado em Geografia), São Cristovão.

Babak, O., & Deutsch, C. V. (2009). Statistical approach to inverse distance interpolation. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(5), 543-553.

Bandini, F., Olesen, D. H., Jakobsen, J., Kittel, C. M. M., Wang, S., Garcia, M., & Bauer-Gottwein, P. (2018). Bathymetry observations of inland water bodies using a tethered single-beam sonar controlled by an unmanned aerial vehicle. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(8), 4165-4181.

Brighenti, L. S. (2009). Avaliação limnológica da lagoa central (Município de Lagoa Santa-MG): uma abordagem espacial.

Camargo, E. C. G. (1998). Geoestatística: fundamentos e aplicações. *Geoprocessamento para projetos ambientais. São José dos Campos: INPE.*

Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Novak, J. M., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Turco, R. F., & Konopka, A. E. (1994). Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil science society of America journal*, 58(5), 1501-1511.

Carvalho, J. R. D., & Assad, E. D. (2005). Análise espacial da precipitação pluviométrica no Estado de São Paulo: comparação de métodos de interpolação. *Eng. Agríc*, 377-384.

Castro, F. D. S., Pezzopane, J. E., Cecílio, R. A., Pezzopane, J. R., & Xavier, A. C. (2010). Avaliação do desempenho dos diferentes métodos de interpoladores para parâmetros do balanço hídrico climatológico. *Revista brasileira de engenharia agrícola e ambiental*, 14(8), 871-880.

Chen, M., Qin, X., Zeng, G., & Li, J. (2016). Impacts of human activity modes and climate on heavy metal “spread” in groundwater are biased. *Chemosphere*, 152, 439-445.

Companhia de Saneamento de Sergipe – DESO. (2013). Recuperado de <https://www.desosse.com.br/v2/>.

Diaconu, D. C., Bretcan, P., Peptenatu, D., Tanislav, D., & Mailat, E. (2019). The importance of the number of points, transect location and interpolation techniques in the analysis of bathymetric measurements. *Journal of Hydrology*, 570, 774-785.

dos Santos, G. R., de Oliveira, M. S., Louzada, J. M., & Santos, A. M. R. T. (2011). Krigagem simples versus krigagem universal: qual o preditor mais preciso?. *Energia na Agricultura*, 26(2), 49-55.

Ferreira, I. O., Rodrigues, D. D., Santos, G. R. D., & Rosa, L. M. F. (2017). In bathymetric surfaces: IDW or Kriging?. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 23(3), 493-508.

Gabriel-Martin, I., Sordo-Ward, A., Garrote, L., & Granados, I. (2019). Hydrological Risk Analysis of Dams: The Influence of Initial Reservoir Level Conditions. *Water*, 11(3), 461.

Geisser, S. (1975). The predictive sample reuse method with applications. *Journal of the American statistical Association*, 70(350), 320-328.

Groeneveld, D. P., & Barz, D. D. (2014). Dixie Valley, Nevada playa bathymetry constructed from Landsat TM data. *Journal of Hydrology*, 512, 435-441.

Guarneri, J. C., & Weih Jr, R. C. (2012). Comparing methods for interpolation to improve raster digital elevation models. *Journal of the Arkansas Academy of Science*, 66(1), 77-81.

Hilton, J. E., Grimaldi, S., Cohen, R. C., Garg, N., Li, Y., Marvanek, S., & Walker, J. P. (2019). River reconstruction using a conformal mapping method. *Environmental Modelling & Software*, 119, 197-213.

Lang, J., Alho, P., Kasvi, E., Goseberg, N., & Winsemann, J. (2019). Impact of Middle Pleistocene (Saalian) glacial lake-outburst floods on the meltwater-drainage pathways in northern central Europe: Insights from 2D numerical flood simulation. *Quaternary Science Reviews*, 209, 82-99.

Mello, C. R. D., Silva, A. M. D., Lima, J. M. D., Ferreira, D. F., & Oliveira, M. S. D. (2003). Modelos matemáticos para previsão da chuva de projeto para regiões do Estado de Minas Gerais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 7(1), 121-128.

Müller, C. A. (1996). *Hidrelétricas, meio ambiente e desenvolvimento*.

Nychka, D., Furrer, R., & Sain, S. (2017). *Fields: Tools for Spatial Data (R Package)*.

Pereira, A. S., Shitsuka, D. M., Parreira, F. J., & Shitsuka, R. (2018). Metodologia da pesquisa científica.[e-book]. Santa Maria. Ed. UAB/NTE/UFSM. Recuperado de https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/15824/Lic_Computacao_Metodologia-Pesquisa-Cientifica.pdf.

Ribeiro Jr, P. J., & Diggle, P. J. (2015). geoR: Analysis of Geostatistical Data. R package version 1.7-5.1.

Semwal, P., Khobragade, S. D., & Nainwal, H. C. (2017). Modelling of recent Erosion rates in a Lake catchment in the North-Western Siwalik Himalayas. *Environmental Processes*, 4(2), 355-374.

Silva, S. F., & Ferrari, J. L. (2011). Avaliação de interpoladores estatísticos e determinísticos na descrição batimétricas de ambientes aquáticos. *II Simpósio de Geoestatística em Ciências Agrárias*.

Solos, E. (2013). Sistema brasileiro de classificação de solos. *Centro Nacional de Pesquisa de Solos: Rio de Janeiro*.

Stähly, S., Franca, M. J., Robinson, C. T., & Schleiss, A. J. (2019). Sediment replenishment combined with an artificial flood improves river habitats downstream of a dam. *Scientific Reports*, 9(1), 1-8.

Team, R. C. (2010). R Development Core Team, 2014. *R: a language and environment for statistical computing*.

Teh, S. Y., Koh, H. L., Lim, Y. H., & Tan, W. K. (2017, November). Integrating bathymetric and topographic data. In *AIP Conference Proceedings*. 1905(1), 030039). AIP Publishing LLC.

Vieira, S. R., Carvalho, J. R. P. D., & González, A. P. (2010). Jack knifing for semivariogram validation. *Bragantia*, 69, 97-105.

Warrick, A. W. (1980). Spatial variability of soil physical properties in the field. *Application of soil physics.*, 319-344.

Watson, D. F., & Philip, G. M. (1985). A refinement of inverse distance weighted interpolation. *Geo-processing*, 2(4), 315-327.

Wilson, D. C., & Mair, B. A. (2004). Thin-plate spline interpolation. In *Sampling, Wavelets, and Tomography*, 311-340. Birkhäuser, Boston, MA.

Yamamoto, J. K., & Landim, P. M. B. (2015). *Geoestatística: conceitos e aplicações*. Oficina de textos.

Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito

Igor Vieira Leite – 30%

André Quintão de Almeida – 20%

Diego Campana Loureiro – 15%

Rodolfo Marcondes Silva Souza – 15%

Maria Isidória Silva Gonzaga – 10%

Donizete dos Reis Pereira – 5%

Anderson de Almeida Santos – 5%