



COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE INTERPOLACIÓN PARA LA ESTIMACIÓN DE TEMPERATURA DEL RESERVORIO CEASA

MSc. Kalina Fonseca Largo¹, PhD. Cand. Mercy IlbayYupa¹, Sr. Luis Bustillos¹, Srta. Sara Barbosa¹, Srta. Alisson Iza¹

¹Universidad Técnica de Cotopaxi, 05108, CAREN 2266164. E-mail: merckyu@hotmail.com, luis.bustillos8838@utc.edu.ec, sara.barbosa5015@utc.edu.ec, alisson10595@gmail.com

*Autor para la correspondencia. Email: kalina.fonseca@utc.edu.ec

Recibido: 14-1-2018 / Aceptado: 12-4-2018

RESUMEN

La interpolación de temperatura en cuerpos de agua permite realizar predicciones de puntos de muestreo que no presentan datos. En la presente investigación se evaluaron 12 métodos de interpolación para estimar la temperatura del reservorio del Centro de Experimentación Académica Salache (CEASA) de la Universidad Técnica de Cotopaxi. Los datos recolectados en campo fueron interpolados aleatoriamente y comparados con los reales en base al error medio (EM), error absoluto medio (MAE), error medio cuadrático (MSE), raíz del error cuadrático (RMSE) y coeficiente de determinación (R^2). La interpolación más apropiada para la representación de la variable temperatura en el reservorio fue el del método del Polinomio Local con un MSE de 0,22 y RMSE de 0,47 y R^2 de 0,53. Este método se puede utilizar para obtener datos de temperatura del reservorio, disminuyendo costos de tiempo y dinero que demandaría el levantamiento de información en campo.

Palabras clave: Interpolación, Temperatura, Polinomio Local, Reservorio CEASA.

COMPARISON OF INTERPOLATION METHODS FOR THE ESTIMATION OF TEMPERATURE OF CEASA RESERVOIR

ABSTRACT

The interpolation of temperature in bodies of water allows making predictions of sampling points that do not present data. In the present investigation, 12 interpolation methods were evaluated to estimate the reservoir temperature of the Salache Academic Experimentation Center (CEASA) at the Technical University of Cotopaxi. The data collected in the field were randomly interpolated and compared with the real ones based on the mean error (MS), mean absolute error (MAE), mean square error (MSE), the root of the quadratic error (RMSE) and coefficient of determination (R^2). The most appropriate interpolation for the representation of the variable temperature in the reservoir was the Local Polynomial method with an MSE of 0.22 and RMSE of 0.47 and R^2 of 0.53. This method can be used to obtain reservoir temperature data, decreasing the time and money costs that gathering information would require in the field require.

Key words: Interpolation, Temperature, Local Polynomial, CEASA Reservoir.

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE INTERPOLAÇÃO PARA ESTIMAR A TEMPERATURA DO RESERVATÓRIO DO CENTRO DE EXPERIMENTAÇÃO ACADÊMICA SALACHE (CEASA)

RESUMO

A interpolação da temperatura em corpos de água permite fazer previsões de pontos da amostragem que não apresentam dados. Na presente investigação foram avaliados 12 métodos de interpolação para estimar a temperatura do reservatório do Centro de Experimentação Acadêmica Salache (CEASA) da Universidade Técnica de Cotopaxi. Os dados coletados no campo foram interpolados aleatoriamente e comparados com os reais com base no erro médio (MS), erro absoluto médio (MAE), erro quadrático médio (MSE), raiz do erro quadrático (RMSE) e coeficiente de determinação (R^2). A interpolação mais apropriada para a representação da temperatura variável no reservatório foi a do método Polinômio Local com um MSE de 0,22 e RMSE de 0,47 e R^2 de 0,53. Este método pode ser usado para obter dados da temperatura do reservatório, diminuindo os custos de tempo e dinheiro que a coleta de informações no campo exigiria.

Palavras chaves: Interpolação, Temperatura, Polinômio Local, Reservatório CEASA.

1. INTRODUCCIÓN

La evaluación de la distribución espacial de las variables que influyen en la calidad de agua es un paso previo para el manejo integral de los recursos hídricos. La caracterización del estado actual de las zonas de estudio, se realiza mediante mediciones en campo que generalmente están limitadas por los recursos económicos, temporales o por la naturaleza misma del fenómeno. La geoestadística, representa una herramienta que provee métodos para la estimación de variables de análisis en sitios no muestreados (Li & Heap, 2011). El análisis geoestadístico en Sistemas de Información Geográfica (SIG) se ha utilizado ampliamente en la interpolación de datos climáticos (Tveito & Forland, 1999; Tveito *et al.*, 2005). Los datos espacialmente continuos que no están disponibles, son difíciles de obtener y costosos de adquirir, por lo tanto variables no muestreadas deben estimarse para generar datos espacialmente continuos. Los métodos de interpolación espacial proporcionan una herramienta para estimar los valores de una variable ambiental en sitios no muestreados utilizando datos de observaciones puntuales. Este proceso se puede realizar mediante el uso del software Surfer, programa que grafica información geoespacial y transforma datos en contornos curvos continuos mediante la utilización de 12 interpoladores (Yang, Kao, Lee & Hung, 2004; Vohat *et al.*, 2013).

Los factores que afectan el rendimiento de los métodos de interpolación espacial son: densidad de muestreo (Dirks *et al.*, 1998; Hartkamp, 1998; Stahl *et al.*, 2006), distribución espacial de la muestra (Collins & Bolstad, 1996), agrupamiento de muestras (Laslett, 1994;

Zimmerman et al., 1999), tipo de superficie (Voltz & Webster, 1990; Zimmerman et al., 1999), la varianza de los datos (Schloeder et al., 2001), la normalidad de los datos (Wu et al. 2006), calidad de la información secundaria (Hernández-Stefanoni & Ponce Hernández, 2006; Hengl, 2007), estratificación (Brus et al., 1996), y tamaño o resolución de la cuadrícula (Hengl, 2007).

Los métodos de interpolación espacial se han aplicado ampliamente en las ciencias ambientales, varios estudios han comparado un conjunto de diferentes métodos, lo que hace difícil sacar conclusiones generales. Sin embargo, el kriging ordinario (OK), la ponderación de distancia inversa (IDW), incluida la distancia inversa cuadrada (IDS) y el cokriging ordinario (OCK) son los métodos más frecuentemente comparados. En esta investigación se determinó el mejor método de estimación de la temperatura para el reservorio del Centro de Experimentación Académica Salache (CEASA) mediante el software Surfer 8.0.

2. METODOLOGÍA

2.1. Datos

Para el estudio se recopilaron datos de temperatura del reservorio del CEASA, el muestreo se realizó desde abril-mayo correspondiente a la temporada lluviosa (**Tabla 1**).

Tabla 1. Puntos de muestreo de temperatura para el reservorio CEASA, serie abril-mayo 2017

Puntos	Latitud	Longitud	Temperatura
A1	764054.72	9889825.32	22.10
A2	764050.23	9889827.00	20.60
A3	764045.74	9889828.69	20.20
A4	764041.25	9889830.37	20.00
B1	764056.26	9889830.35	20.50
B2	764051.73	9889831.99	20.40
B3	764047.19	9889833.63	20.50
B4	764042.66	9889835.26	20.40
C1	764057.81	9889835.38	20.20
C2	764053.23	9889836.97	22.50
C3	764048.65	9889838.57	20.40
C4	764044.06	9889840.16	20.20
D1	764059.35	9889840.40	20.10
D2	764054.72	9889841.95	20.60
D3	764050.10	9889843.51	22.10
D4	764045.47	9889845.06	20.00

La metodología empleada para levantar datos de temperatura se basó en la norma NTE INEN 2176:2013. Se seleccionaron cinco puntos de control aleatoriamente: A2, A3, B2, C1 y D2 que fueron utilizados para estimar la temperatura mediante los 12 interpoladores del software Surfer 8.0: (**Figura 1**).

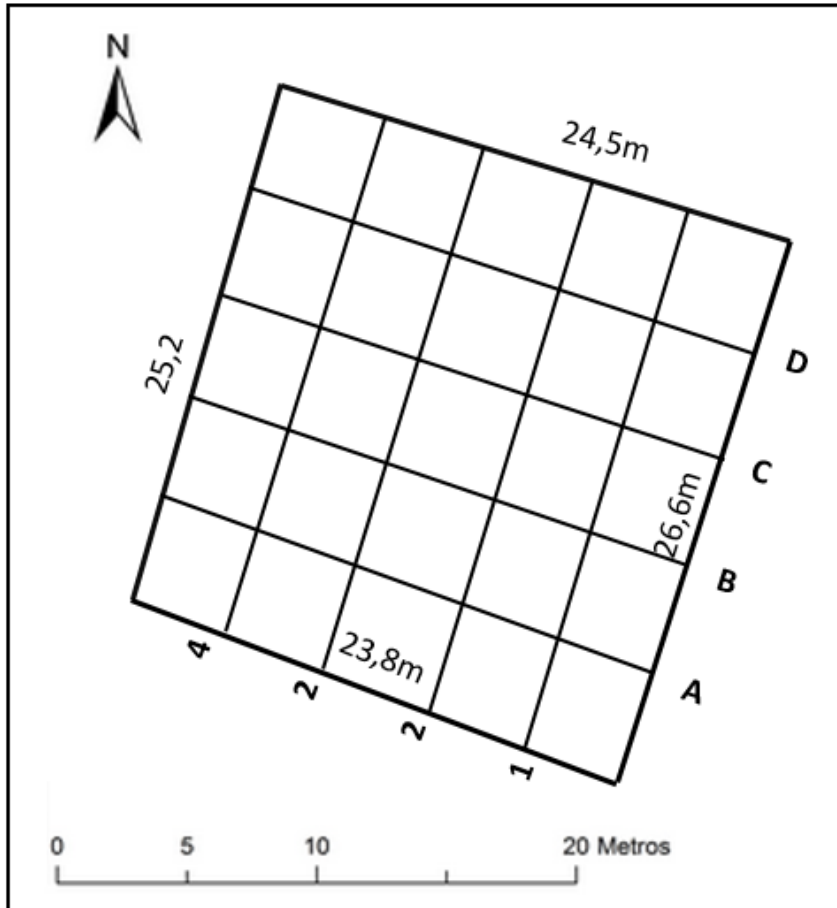


Figura 1. Grilla de puntos de medición de temperatura del reservorio del Centro de Experimentación Académica Salache (CEASA)

2.2. Área de Estudio

El CEASA de la Universidad Técnica de Cotopaxi está ubicado en Latacunga, provincia de Cotopaxi, zona centro del país, entre las coordenadas planas, 764871,7.m E y 9890295,7.m N, del sistema de referencia WGS84 UTM Zona 17S a una altitud promedio de 2730.msnm. El reservorio tiene área de 514,93.m² y 5 m de profundidad, almacenando 3000 m³ aproximadamente. El reservorio es alimentado por las aguas del río Cutuchi (**Figura 2**). Para la toma de muestras se diseñó una cuadrícula sobre la superficie del reservorio, con una separación aproximada de 5 m, obteniendo 16 puntos de muestreo (**Figura 1**).

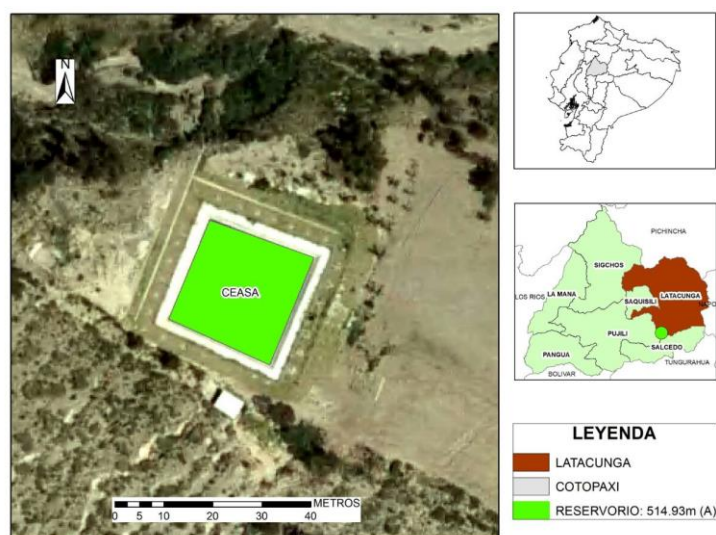


Figura 2. Ubicación del reservorio del Centro de Experimentación Académica Salache (CEASA)

2.3. Métodos de Interpolación

Para el análisis del mejor método de interpolación de temperatura del reservorio, se seleccionaron 5 puntos de control aleatoriamente de los 16 puntos de temperatura media obtenidos en campo, los métodos que se aplicaron, a continuación, se detallan:

2.3.1.- Kriging

Es un método interpolador exacto o de suavizado que depende de los parámetros especificados por el usuario, además este incorpora la anisotropía y las tendencias subyacentes mediante la construcción del variograma (Yilmaz, 2007).

2.3.2.- Distancia Inversa Ponderada

Es un método conocido como IDW por su nombre en inglés: *Inverse distance weighted*. La distancia inversa es un interpolador medio ponderado, puede ser exacto o suavizado, debido a que los datos se ponderan durante la interpolación de modo que la influencia de un punto, en relación con otro, disminuye con la distancia (Yang, Kao, Lee & Hung, 2004; Ilbay *et al.*, 2017). El IDW se basa en valores de las ubicaciones cercanas sin tomar en cuenta la relación espacial entre ellas. Este método es común para interpolar profundidad y contaminación del agua subterránea (Adhikary & Dash, 2017).

2.3.3.- El vecino más cercano o Nearest Neighbor

El método de vecinos más cercanos predice el valor de un atributo en un punto no muestreado basado en el valor de la muestra más cercana, dibujando perpendicularmente bisectrices entre puntos muestreados, formando polígonos de Thiessen (Li & Heat, 2008).

2.3.4.- Método de Shepard modificado

El método de Shepard modificado es similar a la distancia inversa a un interpolador de potencia, pero el uso de mínimos cuadrados locales elimina o reduce la apariencia de los contornos generados (Yilmaz, 2007).

2.3.5.- Triangulación con interpolación lineal

Este método se basa en la construcción de una red de triángulos con el propósito de identificar las observaciones más cercanas para ser usadas en la interpolación mediante un ajuste polinomial lineal (Li & Heat, 2008).

2.3.6.- Mínima curvatura

El interpolador de curvatura mínima controla el nivel de curvatura entre puntos de muestreo utilizando el parámetro de tensión interna y la velocidad de convergencia mediante el factor de relajación (Fallas, 2007).

2.3.7.- Vecino natural

El método de vecinos naturales está basado en el concepto de los polígonos de Thiessen, que utiliza un promedio ponderado de las observaciones vecinas, en donde la ponderación es proporcional al área obtenida al crear un nuevo polígono de Thiessen como resultado de incluir un nuevo punto en el set de datos (Fallas, 2007).

2.3.8.- Base Radial

La base radial permite interpolar valores a partir de un conjunto de puntos de muestreo, está basado en una ecuación multi-cuadrática que es considerada como el mejor interpolador, acepta barreras y líneas de inflexión (Chen, Cowan & Grant, 1991).

2.3.9.- Métrica de datos

La métrica de datos es un método que se basa en la creación de grillas de información de los datos observados. Se definen conjuntos de datos asociados a la grilla y sobre ellos se realiza la búsqueda de parámetros estadísticos (desviación estándar, varianza y coeficiente de variación) aplicada a cada nodo y al conjunto de datos asociados para luego usarlos en la estimación (Yang, Kao, Lee & Hung, 2004).

2.3.10.- Regresión polinómica

La regresión polinómica se utiliza para definir tendencias y patrones a gran escala en sus datos, el mismo que no es realmente un interpolador porque no intenta predecir valores Z desconocidos, pero existen opciones que se puede utilizar para definir el tipo de superficie de tendencia (Theil, 1992).

2.3.11.- Medias móviles

El método de media móvil asigna valores promediando los datos dentro de la elipse de búsqueda. Se utiliza los datos vecinos centrando la elipse de búsqueda. El valor de salida se establece igual al promedio aritmético de los datos vecinos identificados (Thompson & Weil, 1952).

2.3.12.- Polinomio local

El método Polinomio Local asigna valores usando un ajuste de mínimos cuadrados ponderados, con datos dentro de la elipse de búsqueda de la cuadrícula (Yang, Kao, Lee & Hung, 2004).

2.4. Calidad de estimación

Los datos interpolados fueron comparados con los datos muestreados, comparándoles entre sí, para detectar diferencias estadísticamente significativas entre ellos. Las mediciones utilizadas para evaluar el rendimiento de los métodos de interpolación espacial fueron: error medio (ME), error absoluto medio (MAE), error medio cuadrático (MSE) y raíz del error cuadrático medio (RMSE). El ME se utiliza para determinar el grado de sesgo en las estimaciones y a menudo se denomina "sesgo" (Isaaks & Srivastava, 1989), El RMSE proporciona una medida del tamaño del error, pero es sensible a los valores atípicos, ya que concede gran importancia a los errores grandes (Hernández-Stefanoni & Ponce-Hernández, 2006). El MSE equivale a la suma de la varianza y la desviación al cuadrado del estimador. El MAE indica el grado en que la estimación puede ser errónea (Nalder & Wein, 1998).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los doce métodos analizados presentan gran variabilidad en la predicción de la temperatura en puntos de control (**Tabla 2**). El método del Polinomio Local mostró un MSE de 0,22 y un RMSE de 0,47, mientras que el R^2 resultó ser 0,53; siendo el método de mejor ajuste a los

valores muestreados en el reservorio del CEASA. Los mayores errores se observan en el método Vecino Natural, Triangulación y Métrica de datos. Los métodos de la Mínima curvatura, Método de Shepard modificado, Vecino más cercano, Regresión Polinómica, Función de base radial, Media Móvil, Distancia Inversa Ponderada y Kriging, presentaron un bajo rendimiento de las mediciones utilizadas para evaluar el rendimiento de los métodos de interpolación. Estos resultados discrepan con otros estudios (Boer, de Beurs, & Hartkamp, 2001; Osorio, Contreras & León, 2011; Chávez *et al.*, 2013; Shtiliyanova *et al.*, 2017; Xu *et al.*, 2017; Xiao, Zhang, Breitkopf, Villon, & Zhang, 2018), donde el método de Distancia Inversa Ponderada y Kriging son los más utilizados y validados para variables de temperatura y precipitación a gran escala. Sin embargo, a pequeña escala el método del Polinomio Local parece ser el más eficiente.

Tabla 2. Error medio (ME), Error absoluto medio (MAE), Error medio cuadrático (MSE) y raíz del error cuadrático medio (RMSE) y coeficiente de determinación (R^2).

Métodos	ME	MAE	MSE	RMSE	R2
Distancia Inversa ponderada	0,50	0,50	0,39	0,62	0,10
Kriging	0,64	0,64	0,47	0,68	0,39
Mínima Curvatura	0,41	0,41	0,67	0,82	0,19
Método de Shepard modificado	0,59	0,59	0,43	0,66	0,01
Vecino Natural	6,81E+37	6,80564E+37	1E+76	1,076E+38	
Vecino más cercano	0,40	0,40	0,75	0,87	0,41
Regresión Polinómica	0,59	0,59	0,43	0,66	0,01
Función de base radial	0,67	0,67	0,52	0,72	0,45
Triangulación	3,4E+37	3,40282E+37	6E+75	7,609E+37	0,31
Media móvil	0,53	0,53	0,34	0,59	0,18
Métrica de datos	-9,40	9,40	88,39	9,40	
Polinomio Local	0,41	0,41	0,22	0,47	0,53

En el caso del método del Polinomio Local son evidentes las semejanzas en la distribución espacial de la temperatura en el reservorio del CEASA (**Figura 3**). La **tabla 2** y **figura 3** muestran el mejor ajuste en la distribución espacial y análisis estadísticos de la temperatura para el método Polinomio Local.

Comparación de Métodos de Interpolación para la Estimación de Temperatura del Reservorio CEASA

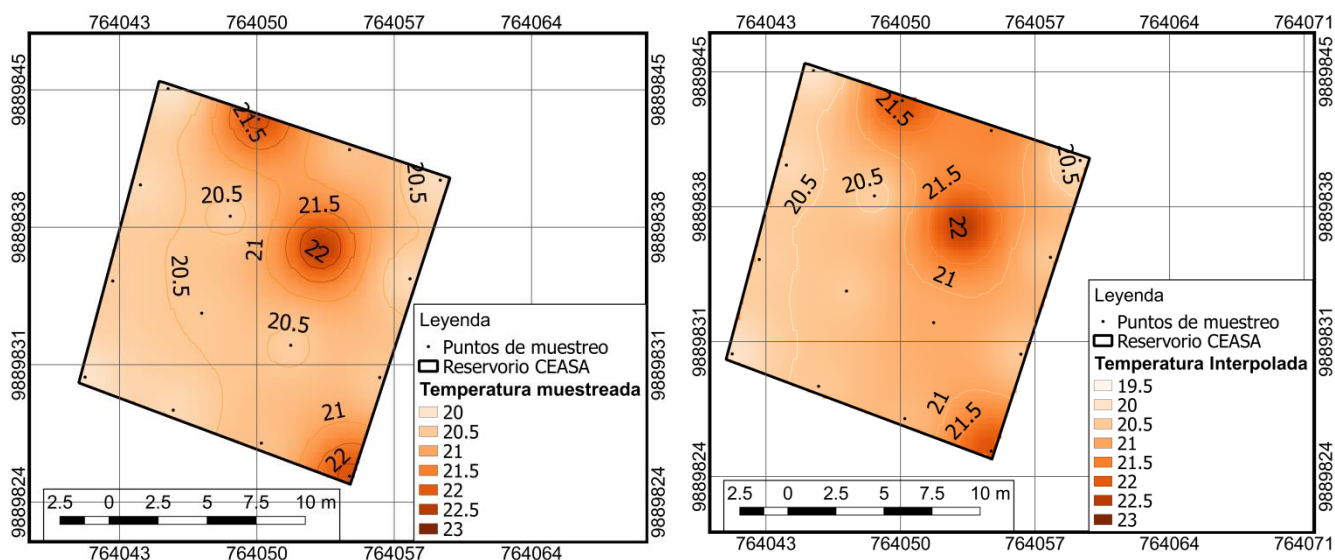


Figura 3. Distribución espacial de la temperatura del reservorio del Centro de Experimentación Académica Salache (CEASA) a) Interpolación de la temperatura con datos muestrada b) Interpolación de la temperatura por el método del Polinomio Local.

4. CONCLUSIONES

El método Polinomio Local mediante el software Surfer 8.0, es adecuado para la interpolación de varios puntos de temperatura en el reservorio del Centro de Experimentación Académica Salache (CEASA). Convirtiéndose en una herramienta valiosa para obtener información de temperatura en varios puntos de muestreo disminuyendo costos que implica el muestreo en campo.

El método de interpolación Inversa de la Distancia Ponderada, que son tradicionalmente utilizadas para la interpolación de datos de temperatura, proporcionaron predicciones menos precisas que el método Polinomio Local, y por lo tanto no es apropiado para interpolar temperatura en cuerpos de agua a pequeña escala.

5. REFERENCIAS

- Adhikary, P. P. & Dash, C. J. (2017). Comparison of deterministic and stochastic methods to predict spatial variation of groundwater depth. *Applied Water Science*, 7(1), 339-348. <https://doi.org/10.1007/s13201-014-0249-8>.
- Boer, E. P., de Beurs, K. M. & Hartkamp, A. D. (2001). Kriging and thin plate splines for mapping climate variables. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 3(2), 146–154.
- Brus, D.J., de Gruijter, J.J., Marsman, B.A., Visschers, B.A., Bregt, A.K. & Breeuwsma, A. (1996). The performance of spatial interpolation methods and choropleth maps to estimate properties at points: a soil survey case study. *Environmetrics*, 7, 1–16.
- Collins, F.C. & Bolstad, P.V. (1996) A comparison of spatial interpolation techniques in temperature estimation. *Proceedings, Third International Conference/Workshop on Integrating GIS and Environmental Modeling*,

Santa Fe, NM. National Center for Geographic Information and Analysis, Santa Barbara, Santa Barbara, CA.

- Chávez, L.S.A. & Moreano, R. (2013). Sistema de Información para la Interpolación de Datos de Temperatura y Precipitación del Ecuador. *Revista Politécnica*, 32.
- Chen, S., Cowan, C. F. & Grant, P. M. (1991). Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. *IEEE Transactionson neural networks*, 2(2), 302-309.
- Dirks, K.N., Hay, J.E., Stow, C.D. & Harris, D. (1998). High-resolution studies of rainfall on Norfolk Island Part II: interpolation ofrain fall data. *Journal of Hydrology*, 208, 187–193.
- Fallas, J. (2007). Modelos digitales de elevación: Teoría, métodos de interpolación y aplicaciones. Mapealo. Com, San José, Costa Rica, 83. https://www.researchgate.net/profile/Jorge_Fallas5/publication/229021279_Modelos_digitales_de_elevacion_Teoria_metodos_de_interpolacion_y_aplicaciones/links/55a529ef08ae00cf99c94ee6/Modelos-digitales-de-elevacion-Teoria-metodos-de-interpolacion-y-aplicaciones.pdf.
- Hengl, T. (2007). A Practical Guide to Geostatistical Mapping of Environmental Variables. JRC Scientific and Technichal Reports. Office for Official Publication of the European Communities, Luxembourg.
- Hernandez-Stefanoni, J.L. & Ponce-Hernandez, R. (2006). Mapping the spatial variability of plant diversity in a tropical forest: comparison of spatial interpolation methods. *Environmental Monitoring and Assessment* 117, 307–334.
- Ilbay Yupa, M., Largo, K. F., Miguitama, A. Q., Landázuri, R. L. & Toasa, J.T. (2017). Estimación de datos faltantes de precipitación en la Subcuenca del río Patate. *Revista Bases de la Ciencia*, 2 (3), 37-49.
- Isaaks, E.H. & Srivastava, R.M. (1989). *Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York, p. 561.
- Laslett, G.M. (1994). Kriging and splines: an empirical comparison of their predictive performance in some applications. *Journal of the American Statistical Association*, 89, 391–400.
- Li, J. & Heap, A. D. (2008). A review of spatial interpolation methods for environmental scientists. *Geosciences Australia, Record* 2008/23.
- Li, J. & Heap, A.D. (2011). A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. *Ecological Informatics*, 6(3), 228-241. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.12.003>.
- Nalder, I.A. & Wein, R.W. (1998). Spatial interpolation of climatic normals: test of a new method in the Canadian boreal forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 92, 211–225.
- Osorio, D.S.Á., Contreras, A.C. & León, J.C.M. (2011). Modelos digitales batiMétricos generados por Métodos de interpolación idw, kriging, shepard y b-spline en el archipiélago de islas del rosario. *UD y la geomática*, 5, 3–14.
- Schloeder, C.A., Zimmerman, N.E. & Jacobs, M.J. (2001). Comparison of methods for interpolating soil properties using limited data. *Soil Science Society of American Journal*, 65, 470–479.
- Shtiliyanova, A., Bellocchi, G., Borrás, D., Eza, U., Martín, R. & Carrère, P. (2017). Kriging-based approach to predict missing air temperature data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 142, 440–449. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.033>.
- Stahl, K., Moore, R.D., Floyer, J.A., Asplin, M.G. & McKendry, I.G. (2006). Comparison of approaches for spatial interpolation of daily air temperature in a large region with complex topography and highly variable station density. *Agricultural and Forest Meteorology*, 139, 224–236.
- Theil, H. (1992). A rank-invariant method of linear and polynomial regression analysis. In Henri Theil's *Contributions to Economics and Econometrics*. Springer Netherlands.
- Thompson, W.R. & Weil, C.S. (1952). On the construction of tables for moving-average interpolation. *Biometrics*, 8(1), 51-54.

Comparación de Métodos de Interpolación para la Estimación de Temperatura del Reservorio CEASA

- Tveito, O.E., Bjørndal, I., Skjelvåg, A.O. & Aune, B. (2005). A GIS-based agroecological decision system based on gridded climatology. *Meteorological Applications*, 12, 57–68.
- Tveito, O.E. & Førland, E. (1999). Mapping temperatures in Norway applying terrain information, geostatistics and GIS. *Norsk Geografisk Tidsskrift.—Norwegian Journal of Geography*, 53, 202–212.
- Vohat, P., Gupta, V., Bordoloi, T.K., Naswa, H., Singh, G. & Singh, M. (2013). Analysis of different interpolation methods for uphole data using Surfer software. *En10th Biennial International Conference & Exposition* (pp. 23–25).
- Voltz, M. & Webster, R. (1990). A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information. *Journal of Soil Science*, 41, 473–490.
- Wu, J., Norvell, W.A. & Welch, R.M. (2006). Kriging on highly skewed data for DTPA extractable soil Zn with auxiliary information for pH and organic carbon. *Geoderma*, 134, 187–199.
- Xiao, M., Zhang, G., Breitkopf, P., Villon, P. & Zhang, W. (2018). Extended Co-Kriging interpolation method based on multi-fidelity data. *Applied Mathematics and Computation*, 323, 120–131. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2017.10.055>.
- Xu, W., Collingsworth, P., Bailey, B., Carlson Mazur, M., Schaeffer, J. & Minsker, B. (2017). Detecting spatial patterns of rivermouth processes using a geostatistical framework for near-real-time analysis. *Environmental Modelling & Software*, 97, 72–85. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.06.049>.
- Yang, C.S., Kao, S.P., Lee, F.B. & Hung, P.S. (2004). Twelve different interpolation methods: A case study of Surfer 8.0. In *Proceedings of the XXth ISPRS Congress*, 35, 778-785.
- Yilmaz, H.M. (2007). The effect of interpolation methods in surface definition: an experimental study. *Earth Surface Processes and Landforms*, 32(9), 1346-1361.
- Zimmerman, D., Pavlik, C., Ruggles, A. & Armstrong, M.P. (1999). An experimental comparison of ordinary and universal kriging and inverse distance weighting. *Mathematical Geology*, 31, 375–390.