

Análisis de la fertilidad del suelo mediante la validación e interpolación Kriging de sus variables

Soil fertility analysis by validation and Kriging interpolation of soil parameters

Vicente de Jesús Vega-Blancas¹ , Demetrio S. Fernández-Reynoso^{1‡} , Antonia Macedo-Cruz¹ ,
José Donaldo Ríos-Berber¹  y Alejandrina Ruiz-Bello² 

¹ Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo, Posgrado de Hidrociencias, ² Posgrado de Edafología. Carretera México-Texcoco km 36.5, Montecillo. 56230 Texcoco, Estado de México, México.

[‡] Autor para correspondencia (demetrio@colpos.mx)

Editor de Sección: Dr. Héctor Estrada Medina

RESUMEN

La fertilidad del suelo es la capacidad más importante en la nutrición de las plantas y su variabilidad espacial puede determinarse mediante técnicas geoestadísticas que permiten mapear y delimitar áreas de manejo. Una de las ventajas importantes de los sistemas de información geográfica (SIG) es el análisis espacial, en particular el uso de las interpolaciones de diferentes variables físicas químicas del suelo. El objetivo del trabajo fue analizar la fertilidad del suelo en la comunidad de Santo Domingo, Huasca de Ocampo, Hidalgo; utilizando mapas temáticos creados por el método de interpolación Kriging ordinario y validados con las técnicas de validación en campo y cruzada para las variables de fertilidad del suelo: contenido de nutrientes N, P, K, Ca, Mg y Na, y las propiedades pH, CE, MO y CIC. La información estadística para las variables demostró ser uniforme y fácilmente predecible; a excepción del pH y MO donde se observa poca representatividad de la media asociadas a una variabilidad intrazonal. El modelo seleccionado para el ajuste del semivariograma experimental, que mejor ajustó al de las variables estudiadas, fue el modelo Gaussiano; a excepción de la variable CE la cual se ajustó al modelo esférico. Los resultados muestran suelos con $\text{pH} < 6.0$, que indica suelos ácidos, por lo tanto, los nutrientes Ca, P y Mg están menos disponibles para la planta. Asimismo, los nutrientes primarios como el N, P y K se encuentran en cantidades deficientes. Se concluye que los mapas

obtenidos en este estudio, a partir, del modelo Kriging ordinario y los dos tipos de validación utilizados, es una herramienta útil como aproximación y referencia para determinar en buena medida la distribución espacial y variabilidad de las propiedades de fertilidad de los suelos. Los valores de MO, N, K, P y pH definieron principalmente el estado actual de la fertilidad de los suelos y evidencian su degradación.

Palabras clave: agricultura, degradación, geoestadística, mapas temáticos, semivariograma.

SUMMARY

Soil fertility is one of the most important elements in crop nutrition and its spatial variation can be determined through geostatistical techniques that allow mapping and delimiting management areas. One of the important advantages of geographic information systems (GIS) is spatial analysis, particularly the use of interpolations of different soil physicochemical variables. Thus, the objective of this research is to analyze soil fertility in the community of Santo Domingo, Huasca de Ocampo, Hidalgo, using thematic maps created by the ordinary Kriging interpolation method and validated with field and cross validation techniques for the soil fertility variables: nutrient content N, P, K, Ca, Mg and Na, and the properties pH, EC, MO and CIC. The statistical information for the variables proved to be uniform and easily predictable with the exception of pH and

Cita recomendada:

Vega-Blancas, V. J., Fernández-Reynoso, D. S., Macedo-Cruz, A., Ríos-Berber, J. D. y Ruiz-Bello, A. (2022). Análisis de la fertilidad del suelo mediante la validación e interpolación Kriging de sus variables. *Terra Latinoamericana*, 40, 1-12. e1573. <https://doi.org/10.28940/terra.v40i0.1573>

Recibido: 10 de mayo de 2022. Aceptado: 6 de julio de 2022.
Artículo. Volumen 40, noviembre de 2022.

OM where little representativeness of the mean was observed associated with intrazonal variability. The model selected for the adjustment of the experimental semi-variogram, which best adjusted the variables studied, was the Gaussian model, except for the EC variable that was adjusted to the spherical model. The results show soils with low pH, which indicates acid soils, therefore, Ca, P and Mg nutrients are less available to the plant. Likewise, primary nutrients, such as N, P and K are found in deficient amounts. In conclusion, the maps obtained in this study from the ordinary Kriging model and the two types of validation used can be a useful tool as an approximation and reference to determine to a good extent the spatial distribution and variability of soil fertility properties. The values of MO, N, K, P and pH mainly defined the current state of soil fertility and evidence its degradation.

Index words: *agriculture, degradation, geostatistics, thematic maps, semivariogram.*

INTRODUCCIÓN

La fertilidad del suelo es la capacidad más importante del suelo en la nutrición de los cultivos por lo que es esencial su conocimiento para un mejor manejo. Muchas áreas agrícolas enfrentan graves problemas de producción, rendimiento y degradación de los suelos debido a la falta de información básica que permita establecer programas de manejo para una producción agrícola sustentable y sostenible en el tiempo (Henríquez, Killorn, Bertsch y Sancho, 2005; Ovalles, 1991). En áreas de agricultura tradicional, es poco usual evaluar la fertilidad de suelos, especialmente por ser lento y costoso (González-Pedraza, Rey y Atencio, 2014; Vilorio, Núñez, Machado, Elizalde y Pineda, 2009; Ovalles, 1992).

Las variaciones espaciales de las propiedades del suelo se pueden mapear a través de técnicas geoestadísticas que permiten delimitar áreas de manejo diferencial; sin embargo, los suelos son cuerpos variables aún en cortas distancias, esta variabilidad es producto de las interacciones entre factores y procesos formadores de suelos (Andriotti, 2010).

Entre los métodos geoestadísticos más utilizados para interpolar variables y realizar predicciones, que consideren la estructura espacial de los datos y su autocorrelación mediante semivariogramas, está el

método Kriging (Villatoro, Henríquez y Sancho, 2008; Trangmar, Yost y Uehara, 1986). El método de Kriging ordinario es el mejor estimador lineal no sesgado, es decir, que opera con el promedio ponderado de los datos disponibles (Wackernagel, 2003).

Diversos autores refieren que los mapas de interpolación, generados a partir de análisis químicos o físicos de suelos, han sido muy útiles en el diagnóstico y recomendación de dosis de fertilización. Por otra parte, los mapas generados con Kriging son reconocidos, a nivel mundial, como una herramienta fiable para apoyar la toma de decisiones y afinar aplicaciones en la agricultura de precisión (Panday, Maharjan, Chalise, Shrestha y Twanabasu, 2018). Estos mapas agrícolas generados con Kriging adquieren mayor relevancia por los avances tecnológicos en el área de los sensores que permiten recabar más variables y mayor cantidad de datos (Nawar, Corstanje, Halcro, Mulla y Mouazen, 2017).

El presente trabajo tuvo como objetivo analizar la fertilidad del suelo en la comunidad de Santo Domingo, Huasca de Ocampo, Hidalgo; a través de mapas temáticos de acidez (pH), conductividad eléctrica (CE), capacidad de intercambio catiónico (CIC), contenido de materia orgánica (MO), nitrógeno (N), fósforo (P), potasio (K), calcio (Ca), magnesio (Mg) y sodio (Na).

MATERIALES Y MÉTODOS

Localización y Descripción General del Área de Estudio

El estudio se desarrolló en el estado de Hidalgo al Sureste del municipio de Huasca de Ocampo, específicamente en la comunidad de Santo Domingo; entre las coordenadas geográficas 20° 07' y 20° 10' N, 98° 30' 30" y 98° 28' 30" O (Figura 1).

Los suelos estudiados son de uso agrícola, cultivados principalmente con maíz (*Zea mays*), en asociación con cultivos como calabaza (*Cucurbita pepo subsp. pepo*), avena forrajera (*Avena sativa*) y haba (*Vicia faba*). La zona de estudio presenta una topografía con pendientes suaves (0 a 10%) y terrenos accidentados (>15%) con elevaciones que van desde los 2 200 y 2 500 m de altitud (INEGI, 2012). Los tipos de suelo observados en el área de estudio de acuerdo a la carta Edafológica F14-11 (INEGI, 2007) y los perfiles observados en las áreas agrícolas (Figura 2) son de origen aluvial y en

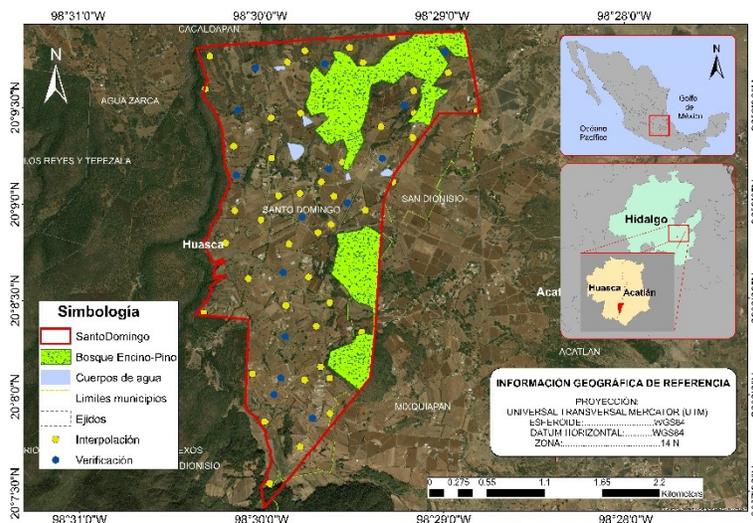


Figura 1. Localización del área de estudio y sitios de muestreo.
Figure 1. Location of the study area and sampling sites.

base a la clasificación de suelos de la World Reference Base for Soil Resources (FAO, 2015) se clasifican en Luvisol vértico y Luvisol crómico, ambos de texturas arcilla limosa, pero, el luvisol crómico presenta en su capa superior un matiz rojizo.

Con base en el sistema Köppen modificado por García-Amaro (2004) la zona de estudio presenta un clima templado subhúmedo de tipo $C(w_1)$ y $C(w_2)$. Según los registros del Servicio Meteorológico Nacional (SMN, 2020) del 2000 al 2015, la precipitación media anual osciló entre 500 y 800 mm, las temperaturas máximas alcanzan los 35 °C en el mes de mayo y las mínimas están debajo de 5 °C en el mes de enero.

Muestreo de Suelos para el Análisis de Interpolación y Verificación

Este trabajo se realizó para analizar la fertilidad de los suelos de uso agrícola por lo que se descartó el área de bosque de encino-pino de la comunidad de Santo Domingo. La selección de las parcelas de muestreo se definió al azar; donde se tomaron submuestras aleatorias a una profundidad recomendable para cultivos anuales (maíz, frijol, trigo, entre otros) de 0-30 cm (INIFAP, 2012), siguiendo una ruta de puntos en zigzag para obtener una muestra compuesta de aproximadamente un kilogramo (Schweizer, 2010).

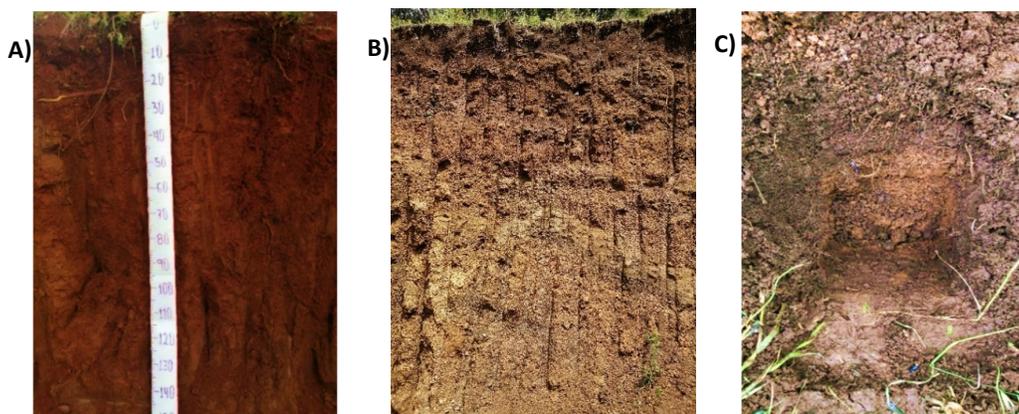


Figura 2. Perfil y suelos observados en el sitio A) Luvisol vértico B) Luvisol crómico C) Capa arable (30 cm).

Figure 2. Profile and soils observed at the site A) Vertic luvisol B) Chromic luvisol C) Arable topsoil (30 cm).

Para ubicar espacialmente cada muestra compuesta se fijó un punto al centro de cada parcela mediante un receptor de GPS (Córdoba, Paccioretti, Giannini, Bruno y Balzarini, 2019). En total se recolectaron 45 muestras de suelo para realizar la interpolación y 15 muestras independientes distribuidas en forma representativa para la validación en campo (Henríquez, Méndez y Masís, 2013).

Análisis Químico de las Muestras de Suelos

Las muestras de suelo, previas al análisis, fueron secadas a 60 °C durante 24 h y tamizadas a través de una malla de 2 mm. Las técnicas de análisis químicos efectuados se presentan en el Cuadro 1.

Análisis Estadístico, Geoestadístico e Interpolación Kriging

Los resultados de los análisis químicos correspondientes a las 60 muestras de suelo, para interpolación y verificación, se sometieron a un análisis estadístico y geoestadístico. Inicialmente los resultados de las muestras fueron procesados con el software de estadística R, con el fin de obtener los estadísticos descriptivos de cada variable. Posteriormente, con los puntos (X,Y) de las coordenadas UTM (universal transversal de mercator) y los resultados de las 45 muestras (Z); se utilizó la herramienta Geostatistical Analysis, Kriging de ArcGIS 10.3 (Esri, 2015) para analizar y obtener los parámetros *Nugget*, *Sill* y rango del modelo del semivariograma, de cada variable estudiada.

Villatoro *et al.* (2008) muestra los parámetros utilizados en el análisis del semivariograma, donde C_0 es la varianza de discontinuidad espacial, también llamado efecto *nugget* (efecto pepita). C es la semivarianza estructural o espacialmente dependiente, donde a mayor intervención tenga la suma de $C+C_0$, llamado *sill* (meseta o cima), las estimaciones son mejores (Muñoz, Martínez y Giraldo, 2006). El rango (a) es el valor de la correlación espacial o punto (en distancia), a partir del cual los datos no tienen influencia respecto al punto de comparación en referencia (Henríquez *et al.*, 2005; DeMers, 1999). $Lag(h)$ representa la distancia de los puntos circundantes a cada uno de los puntos en comparación (Figura 3).

A partir del semivariograma obtenido por cada una de las variables estudiadas, se ajustaron a un modelo teórico de semivariograma (Cuadro 2), en función del grado de correlación espacial y el error de los valores observados en comparación con los estimados por el modelo.

Finalmente, con el modelo y los parámetros geoestadísticos ajustados, se interpolaron los datos con el método Kriging ordinario; que ofrece, de acuerdo a las investigaciones citadas, el mejor análisis para el objetivo de esta investigación.

En este método, cada punto x_0 de la región de trabajo, donde no se tiene un valor observado $z(x_0)$, se estimó el valor desconocido mediante un promedio ponderado de los datos disponibles. En la ecuación 4 para indicar que es un valor estimado y no un valor observado se usó el acento circunflejo “^”. Los pesos x_i cambian de un punto de estimación a otro, si

Cuadro 1. Técnicas de laboratorio para determinar las propiedades físicas y químicas de los suelos.
Table 1. Laboratory techniques to determine the physical and chemical properties of soils.

Elemento	Unidad	Técnica
pH	1:2	Potenciómetro, suspensión en agua 1:2 (Anderson e Ingram, 1993)
CE	$dS \cdot m^{-1}$	Extracto de saturación y conductímetro (SEMARNAT, 2002)
CIC	$cmol(+) kg^{-1}$	Acetato de amonio 1N pH 7 (Black, 1965)
MO	%	Walkley y Black (1934)
N-total	%	Kjeldahl (Chapman y Pratt, 1973)
K	$cmol(+) kg^{-1}$	Extraído con acetato de amonio 1N, pH 7 medido por espectrometría de emisión. (SEMARNAT, 2002)
P	$Mg \cdot kg^{-1}$	Fluoruro de amonio (NH_4F) y colorimetría (SEMARNAT, 2002)
Ca		
Na	$cmol(+) kg^{-1}$	Extraídos con acetato de amonio 1 N pH 7; Ca y Mg medidos por complejometría con EDTA y Na por espectrometría de emisión. (SEMARNAT, 2002)
Mg		

Cuadro 2. Modelos teóricos para el ajuste del semi-variograma.
Table 2. Theoretical models for the adjustment of the semi-variogram.

Modelo	Función de Semivariograma	Nº de ecuación	Observaciones
Esférico	$\gamma(h) = \begin{cases} C_o + C \left\{ \frac{3h}{2r} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{r} \right)^2 \right\} \\ C_o + C \\ 0 \end{cases}$ <p>Para: $0 < h \leq r$; $h > r$; $h = 0$</p>	(1)	$\gamma(h)$: Semivarianza en el intervalo de distancia h. r: Rango. Co: Nugget C: varianza a la que los componentes están espacialmente correlacionados
Exponencial	$\gamma(h) = \begin{cases} C_o + C \left\{ 1 - \exp\left(\frac{-h}{a}\right) \right\} \\ 0 \end{cases}$ <p>Para: $h > 0$; $h=0$</p>	(2)	Tiende a alcanzar el sill asintóticamente. El rango a se define como la distancia a la cual el valor del semivariograma alcanza el 95% del sill.
Gaussiano	$\gamma(h) = C_o + C \left(1 - \exp\left(\frac{-h^2}{a^2}\right) \right)$ <p>Para: $h > 0$</p>	(3)	

Nota: Recuperado de la guía para el análisis de datos espaciales. Aplicaciones en agricultura (Córdoba, Paccioretti, Giannini, Bruno y Balzarini, 2019).
 Note: Retrieved from the guide for spatial data analysis. Applications in agriculture (Córdoba, Paccioretti, Giannini, Bruno y Balzarini, 2019).

bien no se indican explícitamente, son función de x_0 (García-López y Orozco-Bravo, 2021; Garbanzo-León, Alemán, Alvarado y Henríquez, 2017).

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \tag{4}$$

Una vez obtenidos los resultados de la interpolación, se elaboraron los mapas correspondientes para visualizar la variación espacial de las variables estudiadas.

Validación de los Mapas

La validación de los mapas, obtenidos por medio del análisis de interpolación, se realizó por medio de dos técnicas diferentes. En primer lugar, se aplicó el análisis de validación de campo, el cual compara los valores de las 15 muestras independientes de campo con los valores obtenidos de los mapas generados a partir del conjunto original de 45 datos para cada una de las variables (Henríquez *et al.*, 2013).

Y en segundo lugar, validación cruzada se realizó con el método *hold-out*; este es el más sencillo de los distintos métodos de validación cruzada. Este separa el conjunto de datos disponibles en dos subconjuntos, uno utilizado para entrenar el modelo y otro para realizar la prueba de validación (Arlot y Celisse, 2010). De esta manera, se crea un modelo únicamente con los datos de entrenamiento, los cuales se comparan con

el conjunto de datos reservados para la validación (Hawkins *et al.*, 2003).

Los estadísticos, obtenidos con los datos del subconjunto de validación, son los que validan el método empleado en términos de error (Pérez-Planells, Delegido, Rivera y Verrelst, 2015).

Para este estudio se utilizó el 10% del grupo de datos para la interpolación (4 datos) de manera aleatoria, para posteriormente realizar una nueva interpolación y

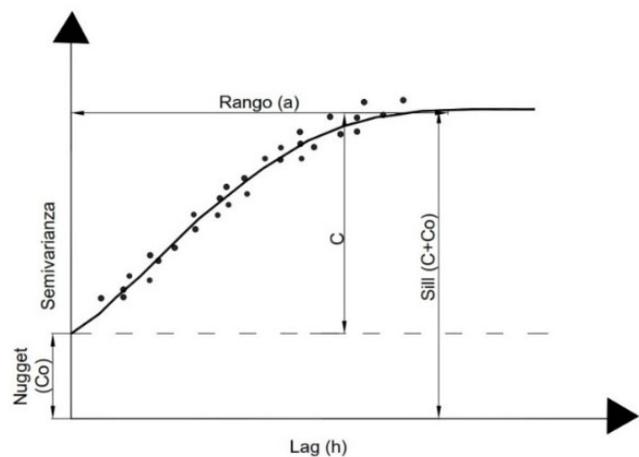


Figura 3. Semivariograma típico y sus componentes (Villatoro, Henríquez y Sancho, 2008).
Figure 3. Typical semivariogram and its components (Villatoro, Henríquez y Sancho, 2008).

consecutivamente ubicar las coordenadas de los datos ausentes para compararlos con los datos interpolados, proceso que se repitió 6 veces para obtener un total de 24 datos ausentes que se compararon con los datos interpolados. Este proceso se realizó en ArcGIS 10.3 (Esri, 2015) con la extensión *Geostatistical Analyst* y la herramienta *Subset Features* la cual selecciona un conjunto de datos aleatorios para realizar la validación cruzada; de manera que se calcularon los estadísticos de regresión a partir de la media de los valores de cada repetición.

Para ambos métodos de validación, entre valores obtenidos y predichos, se determinó el coeficiente de correlación Pearson (r) y las medidas de precisión como el promedio absoluto del error (PAE) conocido también como el error absoluto medio (EAM) y el promedio del cuadrado del error (PCE) definido como el error cuadrático medio (ECM), ambas usadas por Schloeder, Zimmerman y Jacobs (2001) y descritas por Villatoro *et al.* (2008); estimadas por medio las ecuaciones 5 y 6.

$$EAM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

Donde, y_i es el valor observado en el punto “ i ”, \hat{y}_i es el valor predicho por el modelo en el punto “ i ”, y n es el número de puntos utilizados.

También, se estimó con la ecuación 7 la efectividad de predicción (E) que mide la certeza de los resultados predichos por la interpolación (Villatoro *et al.*, 2008; Schloeder *et al.*, 2001; Gotway, Ferguson, Hergert y Peterson, 1996).

$$E = (1 - \{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2\}) * 100 \quad (7)$$

Donde \bar{y} es el promedio de la muestra.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Parámetros Estadísticos de las Variables Analizadas

En la Figura 4 se observa poca dispersión de los datos con respecto a la media para los nutrientes N, K, P y Na, y las propiedades CE y CIC. Por otro lado, pH, MO y Mg son las variables analizadas con mayor dispersión respecto a la media; esto mismo ocurre para las muestras de validación (pH', MO' y Mg'). También, ambos conjuntos muestran buena representatividad con

respecto a la media para los nutrientes principales de fertilidad N, P y K; sin embargo, existe variabilidad para las propiedades pH y MO, así mismo para Na se observa datos atípicos.

En términos prácticos, el análisis estadístico tradicional es demasiado limitado para describir la variabilidad espacial más allá de los límites agrícolas del cultivo de maíz.

En general se observa que los suelos son pobres en nutrientes, con contenidos de materia orgánica de bajo a medio, son ácidos y con baja capacidad de retención de bases. La baja conductividad eléctrica indica bajo contenido de sales, correspondiendo con los bajos valores de pH y contenido de bases. Estos resultados muestran que se trata de suelos con graves problemas de degradación y pérdida de la fertilidad (Castellanos, Uvalle y Aguilar, 2000).

Análisis Geoestadístico de los Semivariogramas

En el Cuadro 3 se muestran los resultados del análisis geoestadístico, donde los modelos teóricos fueron ajustados para minimizar la suma del cuadrado de los errores (García-López y Orozco-Bravo, 2021). El modelo seleccionado, que mejor ajustó a las variables estudiadas, fue el modelo Gaussiano; a excepción de la variable CE, que se ajustó de mejor manera al modelo esférico. Ambos modelos se ajustaron a las variables, al presentar el menor error de autocorrelación espacial en los datos, lo que resulta en una interpolación por el método Kriging confiable.

Cuadro 3. Parámetros de los semi-variogramas para las variables de fertilidad utilizando el modelo Kriging.

Table 3. Parameters of the semi-variograms for fertility variables using the Kriging model.

Variable	Modelo	Nugget	Sill	Rango
pH	Gaussiano	0.11	0.00	5 007.50
CE	Esférico	0.00	0.00	993.52
CIC	Gaussiano	0.00	0.00	553.60
MO	Gaussiano	0.29	0.00	1 759.99
N	Gaussiano	0.00	0.00	5 007.50
K	Gaussiano	0.00	8.04	1 432.75
P	Gaussiano	0.00	0.00	908.54
Ca	Gaussiano	0.25	0.00	2 601.44
Mg	Gaussiano	0.16	0.09	1 450.88
Na	Gaussiano	0.00	0.00	2 311.17

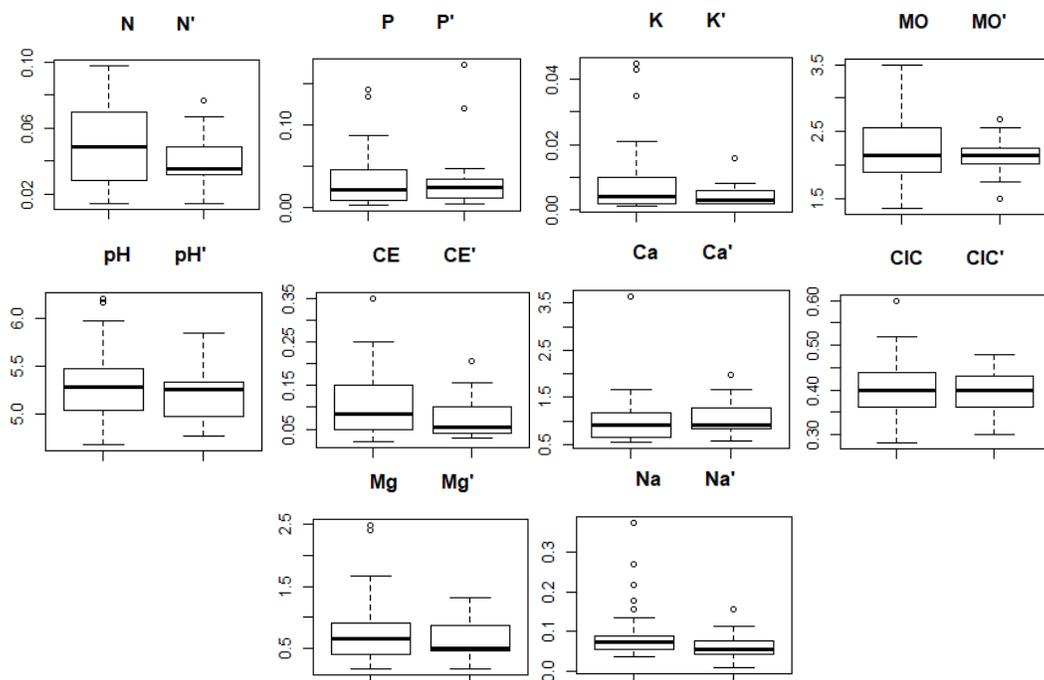


Figura 4. Graficas de cajas y bigotes de las variables de fertilidad para la interpolación y la verificación en campo (*).

Figure 4. Boxplots of fertility variables for interpolation and field verification (*).

De acuerdo con los rangos de los modelos, para los semivariogramas ajustados de las variables pH, N y Ca, existe fuerte dependencia espacial en todas las variables (rangos mayores a 100 m), es decir, cuanto mayores son las unidades espaciales, mayor grado de homogeneidad existe en los suelos (Córdoba *et al.*, 2019).

Validación Cruzada y de Campo

El método de validación cruzada presentó en general valores más altos de correlación (r) aunque en el caso de Ca, CE y Na fue particularmente bajo, en tanto que el método de validación de campo fue más constante en este índice, sin embargo, el caso de CE fue notablemente bajo.

En el Cuadro 4 se observa mejores coeficientes de correlación (r) para la validación de campo, en la cual se obtuvieron 0.88, 0.87, 0.82 y 0.80 para las variables K, pH, P y MO respectivamente, mientras que la conductividad eléctrica (CE) obtuvo el coeficiente más bajo (0.21). Los valores del error absoluto medio (EAM) y error cuadrático medio (ECM) establecen para los nutrientes principales (N, K y P) que no hay diferencia significativa entre los valores reales de campo comparados con los interpolados (validación

de campo) y los valores de entrenamiento comparados con los valores de prueba (validación cruzada). Asimismo, la eficiencia de predicción (E) arrojó mejores resultados para la validación de campo de los principales nutrientes N (76.14%), P (66.22%) y K (88.75%) y, las propiedades pH (65.09%) y CIC (71.47%); sin embargo, para la validación cruzada las E redujeron su porcentaje obteniendo solo para K (97.41%) y pH (79.15%) eficiencias importantes. La técnica de validación de campo, en términos generales, mostró valores más favorables en la eficiencia de la estimación (E) que la técnica de validación cruzada.

Distribución Espacial de las Propiedades Analizadas

Los mapas temáticos creados de las propiedades indicadoras de la fertilidad de los suelos (Figura 5) muestran para las variables pH, N, K, y Ca mayor grado de heterogeneidad espacial (Valbuena-Calderón, Martínez y Giraldo, 2008); también, se puede percibir la tendencia en la distribución espacial de los elementos N, P, K, Ca, Mg y Na, que ilustra de manera clara las zonas con mayores déficits de algún nutriente y la distribución de algunas propiedades químicas (MO, pH, CE y CIC) que modifican la asimilación de los nutrientes en el suelo en el cultivo.

Cuadro 4. Valores de r, EAM, ECM y E para los métodos de validación de campo y validación cruzada para las variables de suelo analizadas.
Table 4. Values of r, EAM, ECM and E for the field validation and cross-validation methods for the soil variables analyzed.

Variable	Validación campo				Validación cruzada			
	r	EAM	ECM	E	r	EAM	ECM	E
pH	0.87	0.101	0.017	65.098	0.89	0.101	0.015	79.150
CE	0.21	0.058	0.004*	48.058	0.66	0.033	0.002*	38.133
CIC	0.71	0.018	0.000*	71.475	0.84	0.036	0.002*	51.221
MO	0.80	0.088	0.011	53.577	0.75	0.265	0.106	55.781
N	0.70	0.010	0.000*	76.114	0.70	0.012	0.000*	54.990
K	0.88	0.003	0.000*	88.742	0.88	0.003	0.000*	97.410
P	0.82	0.008	0.000*	66.277	0.82	0.016	0.000*	51.630
Ca	0.72	0.102	0.018	61.140	0.59	0.271	0.102	18.435
Mg	0.74	0.121	0.021	48.618	0.65	0.217	0.089	40.388
Na	0.78	0.023	0.001*	44.169	0.69	0.020	0.001*	44.673

Nota: r = correlación lineal pearson; EAM = error absoluto medio; ECM = error cuadrático medio; E = efectividad de predicción (%). * Sin diferencia significativa.
 Note: r = pearson linear correlation; MAE = mean absolute error; MSE = mean squared error; E = effectiveness of prediction (%). * Not significant difference.

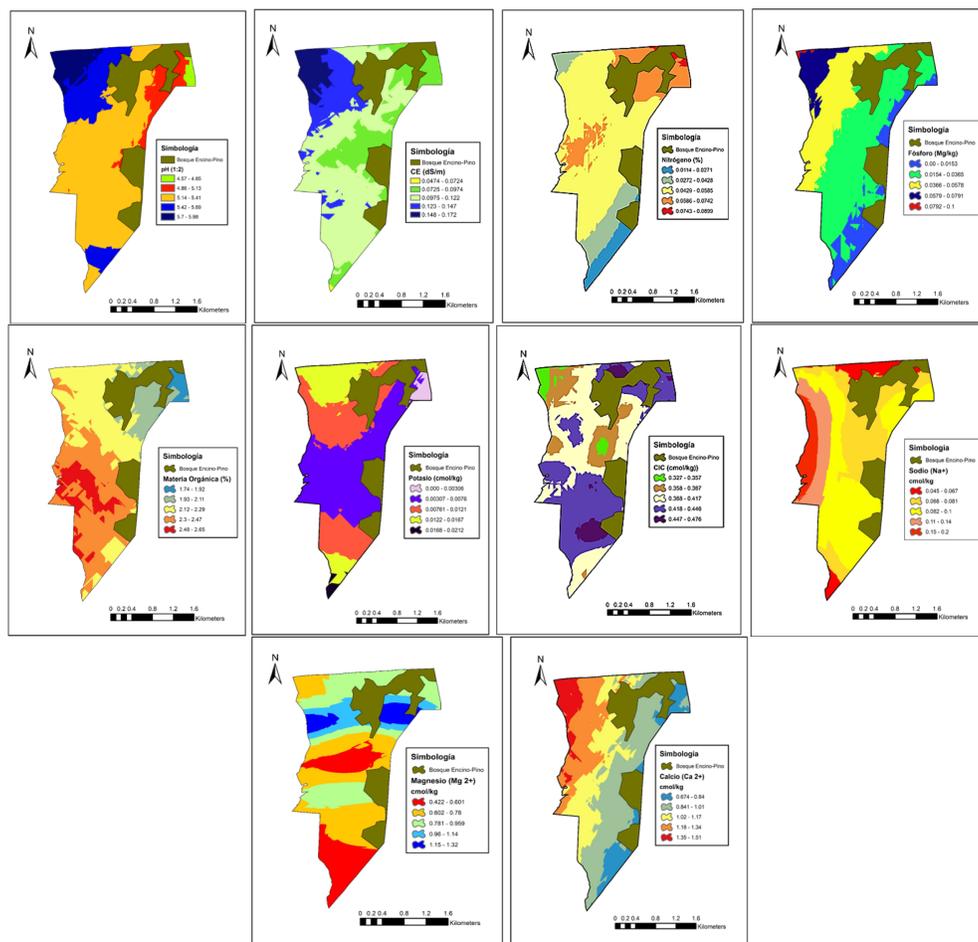


Figura 5. Mapas interpolados para las variables de fertilidad del suelo, Santo Domingo, Huasca de Ocampo, Hidalgo.
Figure 5. Interpolated maps for the soil fertility variables, Santo Domingo, Huasca de Ocampo, Hidalgo.

El análisis geoespacial sugiere que los manejos realizados en el cultivo de maíz en la comunidad de Santo Domingo inciden en la variabilidad del contenido de nutrientes en el suelo. Henríquez (2013) menciona que el manejo constituye un factor externo, que conlleva a que los datos muestren bajos valores en los nutrientes principales (N, K, y P).

En entrevistas realizadas a los productores de la zona, la mayoría opta por utilizar la fertilización en surcos sin conocimiento previo de los requerimientos nutricionales del suelo y productos químicos como: urea (46-00-00) con aplicaciones anuales que van de 60 a 150 kg ha⁻¹, superfosfato triple (0-46-0) en aplicaciones anuales que van de 80 a 300 kg ha⁻¹ y

adicionalmente utilizan estiércol de ganado lechero cada 2 a 4 años con aplicaciones de 12 a 18 Mg ha⁻¹; según las posibilidades de cada productor.

Correlación entre Datos de Interpolación y Validación de Campo y Cruzada

Los datos interpolados muestran buena correlación con los datos obtenidos en la validación de campo y la validación cruzada con valores para la mayoría de las variables por arriba de 0.60 (Villatoro *et al.*, 2008), a excepción de la CE (0.21) en la validación de campo y Ca⁺(0.59) para la validación cruzada (Figura 6); por lo tanto, se infiere que estos tienen relación espacial, es

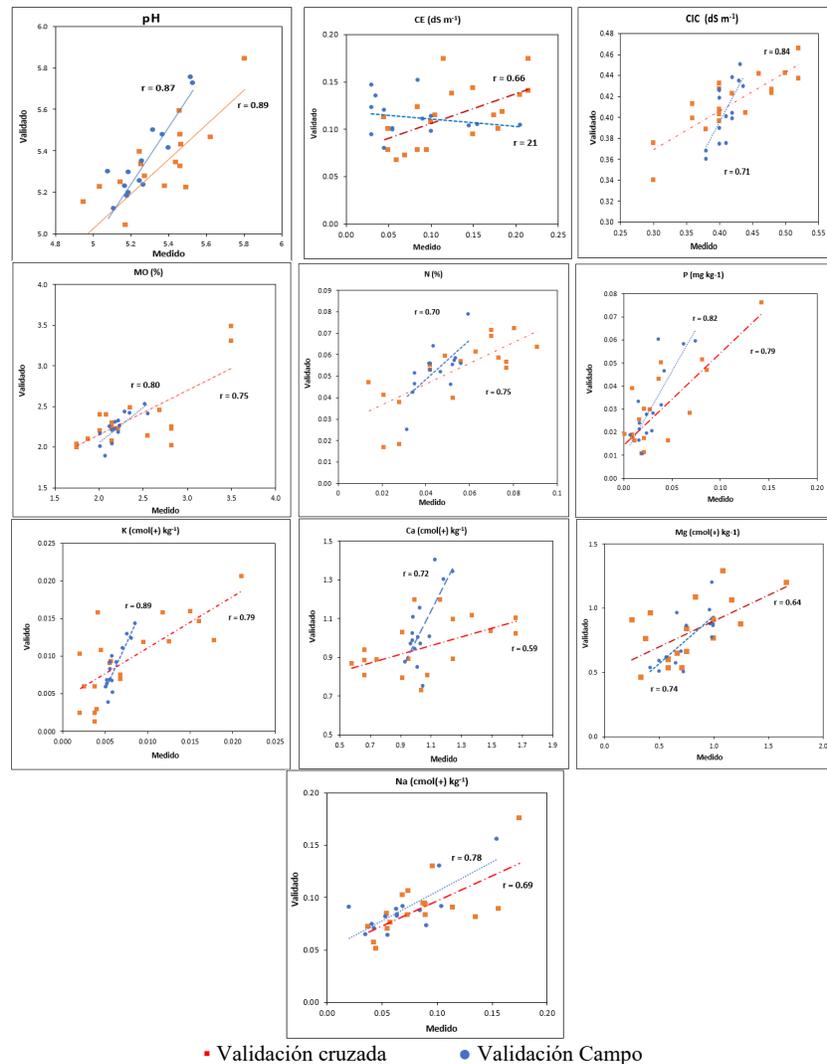


Figura 6. Gráficas de correlación de las variables de fertilidad del suelo para la validación de campo y cruzada.

Figure 6. Correlation plots of soil fertility variables for field validation and cross validation.

decir, que zonas con valores bajos de CE corresponden con zonas de bajos contenidos de Ca. Osorio (2012) sugiere que los bajos contenidos de calcio o descalcificación de los suelos son el primer paso para que el suelo aumente su acidez y modifique su pH, por lo que los productores conviene en aplicar calcio con objeto de impedir la entrada de iones ácidos (H^+).

El problema principal que se observa es la acidez de los suelos que refiere a suelos que contienen un pH inferior a 6; lo que dificulta la disponibilidad de los nutrientes para el cultivo (Osorio, 2012). La mayoría de los nutrientes se encuentran disponibles en pH mayores a 6 y menores a 7, esto es una de las principales causas de la baja productividad, la degradación y contaminación de los suelos originada por el manejo inadecuado de los fertilizantes químicos cuyos nutrientes no son asimilables por el cultivo y reaccionan de manera perjudicial en contacto con el agua y el suelo.

La variabilidad de esta propiedad es inducida por los diferentes manejos de los cultivos. Wei *et al.* (2009) atribuyen el comportamiento de altas variaciones a aplicaciones desiguales de enmiendas o fertilizantes e ineficacia de las prácticas de manejo sobre el terreno. Por lo que es importante implementar estrategias de manejo agronómico que reduzcan los niveles de acidez, mejoren los niveles de nutrientes y propiedades de los suelos, y aumenten la productividad de la comunidad.

CONCLUSIÓN

Los análisis estadísticos clásicos no arrojaron información útil para el diagnóstico de las condiciones específicas de sitio, sin embargo, los mapas obtenidos en este estudio, a partir, del modelo Kriging ordinario y los dos tipos de validación utilizados, sugieren que el proceso de interpolación a escala local, puede ser una herramienta útil como aproximación y referencia para determinar en buena medida la distribución espacial y variabilidad de las propiedades de fertilidad de los suelos.

Los mapas de MO, N, K, P y pH definieron principalmente el estado actual de la fertilidad de los suelos y evidencian su degradación. Además, la incorporación de los mapas para las variables CIC, CE, Ca, Mg y Na mostró el comportamiento general de los suelos, haciendo más evidente sus problemas de degradación.

De acuerdo a lo observado en los mapas, las prácticas agrícolas de subsistencia, como la aplicación

tradicional de fertilizantes sin conocer los valores de las variables físico-químicos del suelo a través de los años, han acelerado la acidificación de los suelos, deteriorado su fertilidad y reducido su potencial productivo.

DECLARACIÓN DE ÉTICA

No aplicable.

CONSENTIMIENTO PARA PUBLICACIÓN

No aplicable.

DISPONIBILIDAD DE DATOS

Los datos originales presentados en el manuscrito se encuentran en la tesis de Maestría en Ciencias del autor principal, misma que puede consultarse en el Centro de Documentación del Colegio de Postgraduados, Campus Montecillos.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no tiene intereses en competencia en esta sección.

FONDOS

Los fondos utilizados para el desarrollo y seguimiento experimental de campo y laboratorio fueron proporcionados por el Colegio de Postgraduados, Campus Montecillos.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

El trabajo de laboratorio y campo, así como el análisis de los datos, generador de la idea principal del trabajo: V.J.V.B. y D.S.F.R. Coordinación de la comunidad de Santo Domingo para el levantamiento de muestras, en la revisión de resultados y en la redacción del manuscrito: D.S.F.R. Colaboró en el análisis geoespacial de variables y en la revisión del manuscrito: A.M.C. Diagnóstico de la fertilidad de los suelos, en el análisis de resultados y mapas generados, así como en las conclusiones de este trabajo: J.D.R.B. La M.C. Coordinó el análisis de muestras de suelo en laboratorio, participó en la interpretación de resultados y en la revisión del presente documento: A.R.B.

AGRADECIMIENTOS

Al CONACYT por el financiamiento de la Beca de estudios de Maestría en Ciencias del autor principal y a la comunidad de Santo Domingo, Huasca de Ocampo, Estado de Hidalgo por su colaboración en la etapa de campo de esta investigación.

LITERATURA CITADA

- Anderson, J. M., & Ingram, J. S. I. (1993). *Tropical soil biology and fertility: a handbook of methods*. (2nd ed.). Wallingford, United Kingdom: CAB International.
- Andriotti, J. L. S. (2010). *Fundamentos de Estadística e Geoestadística* (165 pp.). São Leopoldo, Rio Grande del Sur, Brasil: Editora Unisinos.
- Arlot, S., & Celisse, A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics surveys*, 4, 40-79. <https://doi.org/10.1214/09-SS054>
- Black, C. A. (1965). *Methods of soil analysis. Part 2, Chemical and microbiological properties*. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy. ISBN: 9780891182047
- Castellanos, J. Z., Uvalle-Bueno, J. X., & Aguilar-Santelises, A. (2000). *Manual de Interpretación de Análisis de Suelos y Aguas agrícolas, plantas y ECP*. (2nd ed.). México: Instituto de Capacitación para la Productividad Agrícola.
- Chapman, H. D., & Pratt, P. F. (1973). *Métodos de análisis para suelos, plantas y aguas*. Distrito Federal, México: Trillas.
- Córdoba, M., Paccioretti, P., Giannini-Kurina, F., Bruno, C., & Balzarini, M. (2019). *Guía para el análisis de datos espaciales. Aplicaciones en agricultura*. Córdoba, Argentina: Brujas. ISBN: 978-987-760-272-2.
- DeMers M. N. (1999). *Fundamentals of geographic information systems* 2nd ed. (498 pp.). Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons. ISBN 10: 0471314234
- Esri (2015). *ArcGis User's Guide. Released 10.3*. Redlands, CA, USA: Environmental Systems Research Institute.
- Garbanzo-León, J., Alemán-Montes, B., Alvarado-Hernández, A., & Henríquez-Henríquez, C. (2017). Validación de modelos geoestadísticos y convencionales en la determinación de la variación espacial de la fertilidad de suelos del Pacífico Sur de Costa Rica. *Investigaciones Geográficas*, 93, 20-41. <http://doi.org/10.14350/rig.54706>
- García-Amaro, E. (2004). *Modificaciones al Sistema de Clasificación Climática de Köppen* (para adaptarlo a las condiciones de la República Mexicana (5^a ed.). México: Instituto de Geografía, UNAM.
- García-López, Y., & Orozco-Bravo, M. B. (2021). Análisis geoestadístico como base para contribuir al manejo sostenible del agrosistema azucarero. *Ingeniería Industrial*, 42(2), 3-31.
- Gotway, C. A., Ferguson, R. B., Hergert, G. W., & Peterson, T. A. (1996). Comparison of Kriging and Inverse Distance Methods for mapping soil parameters. *Soil Science Society of American Journal* 60(4), 1237-1247. <https://doi.org/10.2136/sssaj1996.03615995006000040040x>
- González-Pedraza, A. F., Rey, J. C., & Atencio, P. (2014). Variabilidad espacial de los suelos de la unidad experimental la glorieta. *Revista de la Facultad de Agronomía*, 30, 2-16.
- Hawkins, B. A., Field, R., Cornell, H. V., Currie, D. J., Guégan, J. F., Kaufman, D. M., & Turner, J. R. (2003). Energy, water, and broad-scale geographic patterns of species richness. *Ecology*, 84(12), 3105-3117. <https://doi.org/10.1890/03-8006>
- Henríquez, C., Méndez, J. C., & Masis, R. (2013). Interpolación de variables de fertilidad de suelo mediante el Análisis kriging y su validación. *Agronomía Costarricense*, 37(2), 71-82.
- Henríquez, C., Killorn, R., Bertsch, F., & Sancho, F. (2005). La geoestadística en el estudio de la variación espacial de la fertilidad del suelo mediante el uso del interpolador Kriging. *Agronomía Costarricense*, 29(2), 73-81.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2012). *Continental-Continuo de elevaciones mexicano, CEM. Modelo digital de elevaciones escala 1:50 000*. Versión 3.0. Hidalgo, México: INEGI. Consultado el 11 de mayo, 2020, desde <https://www.inegi.org.mx/app/geo2/elevacionesmex/>.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía) (2007). *Conjunto de datos vectorial edafología escala 1:250 000 serie II (continuo espacial)*. Mexico: INEGI. Consultado el 11 de junio, 2020, desde <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825235635>.
- INIFAP (Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias). (2012). *Muestreo de Suelos y preparación de muestras. Campo Experimental Río Bravo. Desplegable para Productores Núm. 23 (INIFAP/CIRNE/A-487)*. Consultado el 19 de febrero, 2021, desde <http://www.inifapcirne.gob.mx/Biblioteca/Publicaciones/935.pdf>
- FAO (Organización de las Naciones Unidas para Agricultura y Alimentación) (2015). *World reference base for soil resources 2014, update 2015. World Soil Resources Reports No. 106*. Rome, Italy: FAO
- Muñoz, J. D., Martínez, L. J., & Giraldo, R. (2006). Variabilidad espacial de propiedades edáficas y su relación con el rendimiento en un cultivo de papa (*Solanum tuberosum* L.). *Agronomía Colombiana* 24(2), 1-16. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-99652006000200020
- Nawar, S., Corstanje, R., Halcro, G., Mulla, D., & Mouazen, A. M. (2017). Delineation of soil management zones for variable-rate fertilization: A review. *Advances in Agronomy*, 143, 175-245. <https://doi.org/10.1016/bs.agron.2017.01.003>
- Osorio, N. W. (2012). pH del Suelo y disponibilidad de nutrientes. *Manejo Integral del Suelo y Nutrición Vegetal*, 1(4), 1-4.
- Ovalles, F. A. (1991). Evaluación de la variabilidad de suelos a nivel de parcela para el establecimiento de lotes experimentales en el Estado Cojedes. *Agronomía Tropical*, 41(1-2), 5-21.
- Ovalles, F. A. (1992). *Metodología para determinar la superficie representada por muestras tomadas con fines de fertilidad*. (44 pp.) Maracay, Venezuela: FONAIAP-CENIAP-IIAG.
- Panday, D., Maharjan, B., Chalise, D., Shrestha, R. K., & Twanabasu, B. (2018). Digital soil mapping in the Bara district of Nepal using kriging tool in ArcGIS. *PLoS One*, 13(10), 10-18. <http://doi.org/10.1371/journal.pone.0206350>
- Pérez-Planells, L.L., Delegido, J., Rivera-Caicedo, J. P., & Verrelst, J. (2015). Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos. *Revista de Teledetección*, 44, 55-65. <http://dx.doi.org/10.4995/raet.2015.4153>
- Schweizer-Lassaga, S. (2010). *Muestreo y análisis de suelos para diagnóstico de fertilidad*. San José, Costa Rica: Instituto Nacional de Innovación y Transferencia en Tecnología Agropecuaria. ISBN 978-9968-586-08-5

- 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(2), 470-479.
- SEMARNAT (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales). (2002). Norma Oficial Mexicana NOM-021-SEMARNAT-2000, Que establece las especificaciones de fertilidad, salinidad y clasificación de suelos, estudios, muestreo y análisis. *Diario Oficial de la Federación*. D.F.: SEGOB.
- SMN (Servicio Meteorológico Nacional). (2020). *Base de datos climatológica diarios del sistema CLICOM a través de su plataforma web del CICESE*. Consultado el 11 de mayo, 2020, desde <http://clicom-mex.cicese.mx>
- Trangmar, B. B., Yost, R. S., & Uehara, G. (1986). Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. *Advances in agronomy*, 38, 45-94.
- Valbuena-Calderón, C. A., Martínez-Martínez, L. J., & Giraldo-Henao, R. (2008). Variabilidad espacial del suelo y su relación con el rendimiento de mango (*Mangifera indica L.*). *Revista Brasileira de Fruticultura*, 30, 1146-1151. <https://doi.org/10.1590/S0100-29452008000400049>
- Villatoro, M., Henríquez, C., & Sancho, F. (2008). Comparación de los interpoladores IDW y Kriging en la variación espacial de pH, Ca, CICE y P del suelo. *Agronomía Costarricense*, 32(1), 95-105.
- Viloria, J., Núñez, Y., Machado, G., Elizalde, G., & Pineda, M. (2009). Variación espacial del suelo y el paisaje en la cuenca alta del río Güey, estado Aragua, Venezuela. *Revista Facultad Agronomía (UCV)*, 35(2), 67-78.
- Wackernagel, H. (2003). *Multivariate Geostatistics*. Heidelberg, Germany: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-05294-5>
- Walkley, A., & Black, I. A. (1934). An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter and proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science*, 37(1), 29-38. <http://dx.doi.org/10.1097/00010694-193401000-00003>.
- Wei, Y., Bai, Y., Jin, J., Zhang, F., Zhang, L., & Liu, X. (2009). Spatial variability of soil chemical properties in the reclaiming marine foreland to yellow sea of china. *Agricultural Sciences in China*, 8(9), 1103-1111. [http://doi.org/10.1016/S1671-2927\(08\)60318-1](http://doi.org/10.1016/S1671-2927(08)60318-1)