

Relación de la materia orgánica con índices espectrales en suelo dedicado al cultivo del arroz

Relationship of Organic Matter Content with Spectral Indices in Soil Dedicated to Rice Cultivation



<https://cu-id.com/2177/v32n3e01>

Roberto Alejandro García Reyes^{I*}, María Elena Ruíz-Pérez^{II}

^IMinisterio de la Agricultura, Departamento Provincial de Suelos y Fertilizantes, Provincia Holguín, Cuba.

^{II}Universidad Agraria de La Habana, Facultad de Ciencias Técnicas, San José de las Lajas, Mayabeque, Cuba.

RESUMEN: La determinación de la materia orgánica del suelo es una técnica que se ve afectada por el costo de los reactivos, del personal especializado y el tiempo requerido. Como herramienta factible para la determinación de esta propiedad química, se plantea el uso de teledetección a partir del procesamiento digital de imágenes y el cálculo de índices espectrales. La investigación tuvo como objetivo encontrar las relaciones del contenido de materia orgánica (MO) con los índices espectrales obtenidos mediante teledetección y, dada la relación de la MO con la fertilidad de un suelo, conocer su variabilidad espacial en un área dedicada al cultivo del arroz. Se realizó un muestreo sistemático en un área de 100 ha donde se seleccionaron 100 puntos georeferenciados a una distancia entre puntos de 100 m. Las muestras para la determinación del contenido de materia orgánica fueron extraídas a la profundidad entre 0-0,20 en un Vertisol Crómico. Los índices espectrales NDVI, SAVI y el ClayIndex CI se calcularon a partir de una imagen Landsat 9. Posteriormente fueron realizados análisis de regresión lineal entre éstos índices y el contenido de materia orgánica. Los valores medios de materia orgánica, NDVI y SAVI fueron de 3,81; 0,26 y 0,52% respectivamente. El valor medio para CI fue de 1,32. Se obtuvo que existe un alto coeficiente de determinación con valores cercanos al 100% y de correlación significativa entre los índices espectrales y el contenido de materia orgánica. El análisis de la variabilidad espacial de los valores de materia orgánica se realizó con el software Surfer 8 y el modelo que mejor ajustó el semivariograma experimental fue el exponencial. Los resultados alcanzados resultan promisorios para la estimación futura del contenido de materia orgánica a partir de los índices espectrales en un agroecosistema dedicado al arroz bajo las mismas condiciones edafoclimáticas de la zona.

Palabras clave: kriging, Landsat, teledetección, materia orgánica, índices espectrales.

ABSTRACT: The determination of soil organic matter is a technique that is affected by the cost of reagents, specialized personnel and the time required. As a feasible tool for the determination of this chemical property, the use of remote sensing from digital image processing and the calculation of spectral indices is proposed. The objective of the research was to find the relationships of the organic matter (OM) content with the spectral index obtained by remote sensing and, given the relationship of OM with the fertility of a soil, to know its spatial variability in an area dedicated to rice cultivation. A systematic sampling was carried out in an area of 100 ha where 100 georeferenced points were selected at a distance between points of 100 m. The samples for the determination of the organic matter content were extracted at a depth between 0-0.20 m in a Chromic Vertisol. The spectral index NDVI, SAVI and the ClayIndex CI were calculated from a Landsat 9 image. Later, linear regression analyzes were performed between these indices and the organic matter content. The average values of organic matter, NDVI and SAVI were 3.81; 0.26 and 0.52%, respectively. The mean value for CI was 1.32. It was obtained that there is a high coefficient of determination with values close to 100 % and significant correlation between the spectral index and the organic matter content. The analysis of the spatial variability of the organic matter values was carried out with the Surfer 8 software and the model that best adjusted the experimental semivariogram was the exponential one. The results obtained are promising for the future estimation of the organic matter content from the spectral index in an agroecosystem dedicated to rice under the same edaphoclimatic conditions of the area.

Keywords: Kriging, Landsat, Remote Sensing.

*Autor para correspondencia: Roberto Alejandro García-Reyes, e-mail: ralejandro9409@gmail.com

Recibido: 13/12/2022

Aceptado: 24/06/2023

INTRODUCCIÓN

La degradación de los suelos tanto física, química, ecológica como biológica afectan el contenido de la materia orgánica (MO) de los mismos según Lal (2020) puesto que ella está vinculada con otras propiedades y procesos físicos, químicos y biológicos que tienen lugar en el suelo. Por lo anterior el contenido de MO es un indicador crítico de la salud del suelo por el impacto que produce en las propiedades y procesos antes mencionados (Doran y Zeiss, 2000; Lal, 2016).

Según lo planteado, el contenido de MO afecta por tanto los rendimientos de los cultivos (Reeves, 1997). Es también conocido que el contenido de materia orgánica está relacionado con la nutrición de las plantas, con el ciclo global del carbono y su contenido varía en dependencia del sistema de cultivo y de las condiciones climáticas (Romanyà y Rovira, 2011; Mirzaee et al., 2016). Por todo lo anteriormente expuesto, se considera el contenido de MO como indicador de la fertilidad del suelo (Shibu et al., 2006).

El método tradicional para la determinación de la MO es el de Walkley y Black (1934), no obstante para su utilización en grandes áreas resulta un método que requiere reactivos y tiempo de las muestras en el laboratorio por lo que sería conveniente la utilización de métodos indirectos que permitan su estimación una vez que sean calibrados y validados.

En la década del 90 del siglo pasado, con el avance de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y de la teledetección, han surgido nuevas técnicas para confeccionar mapas del contenido de materia orgánica del suelo mediante el uso de imágenes multispectrales obtenidas de satélites (Gomez et al., 2008; Sankar-Gouri. et al., 2019).

Las bandas de las imágenes multispectrales más utilizadas para la determinación del contenido de materia orgánica son la infrarroja y roja; siendo un método físico no destructivo, rápido, reproducible y que se ha extendido a la predicción además de otras propiedades físicas y biológicas del suelo (Wang et al., 2018). Investigaciones han demostrado la factibilidad del uso de imágenes de los satélites Landsat TM y LiDAR para predecir propiedades del suelo a diferentes escalas (Rasel et al., 2017).

En la provincia de Holguín, Cuba, se dispone de un área de 100 ha dedicada al cultivo del arroz que, en un futuro podrían extenderse hasta otras 2000 ha en la misma región en dependencia de la fertilidad de estos suelos. Entonces, considerando el contenido de MO como indicador para conocer el estado inicial de fertilidad de los suelos de esta región, en el presente estudio, se lleva a cabo el estudio de la relación de índices espectrales obtenidos a partir de imágenes Landsat 9 con los contenidos de MO determinados en laboratorio con vistas a utilizar los resultados obtenidos para estimaciones en áreas con iguales

características que la estudiada. Además se realiza el estudio de la estructura espacial de la MO dado que la descripción correcta de su dependencia espacial es fundamental para conocer su grado de continuidad espacial y la estructura de su variabilidad.

MATERIALES Y MÉTODOS

El área seleccionada para la investigación pertenece a la Empresa Agropecuaria Guatemala, CCS Tomás Machado del poblado de Cosme Herrera ubicada en los 20°44'54,601"N y 75°50'43,743"W del municipio Mayarí en la provincia Holguín (Figura 1). En ella se dedican al cultivo del arroz más de 100 ha con resultados productivos muy bajos de 0,63 t ha⁻¹ por lo que ha estado en barbecho tres años consecutivos, lo cual podría haber mejorado el estado físico del mismo para utilizarla en la siembra de arroz.

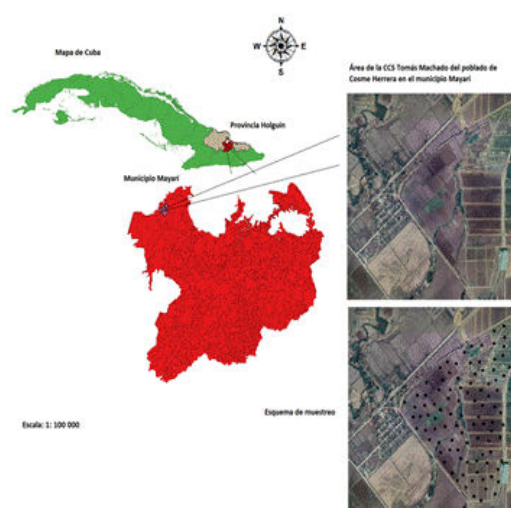


FIGURA 1. Ubicación del área donde se realizó la investigación, perteneciente a la CCS Tomás Machado del poblado de Cosme Herrera, Mayarí de la provincia Holguín, Cuba. Imagen tomada del SAS PlanetNightly 200718.10081 (www.geojamal.com).

En el área de 100 ha mencionada anteriormente, se realizó un muestreo sistemático en 100 puntos georeferenciados con un GPS con apreciación de 3 m, a una distancia entre puntos de 100 m. El suelo característico del área es del tipo Vertisol crómico según Hernández et al. (2015, 2019) con una pendiente de 2% por lo que puede considerarse plana. Las muestras fueron tomadas en el intervalo de profundidad entre 0 a 0,20 m pues las aproximaciones realizadas por información espectral derivada de satélites para la determinación del contenido de materia orgánica del suelo, ha presentado en la mayoría de los estudios realizados, relaciones más precisas cuando las muestras son tomadas *in situ* a una profundidad en este rango de profundidad (Denis et al., 2014; Angelopoulou et al., 2020).

El análisis del contenido de materia orgánica fue realizado en la Unidad de Ciencia y Tecnología de Base de Camagüey siguiendo la Norma Cubana para la determinación de compuestos orgánicos del suelo (Norma Cubana (NC), 2014).

Análisis geostatístico

A los valores obtenidos de materia orgánica se les realizó inicialmente un análisis exploratorio de datos comenzando por una descripción univariada. Fueron calculadas medidas de localización, de dispersión y de forma así como el histograma y la curva de normalidad. Se realizó el análisis estructural (variograma) de los datos con vistas a investigar si los valores mostraban una estructura espacial que permitiera la utilización de la técnica de interpolación kriging considerada el mejor estimador lineal insesgado (Cressie, 1990). Se realizó la interpolación por kriging para obtener los mapas de los contenidos de materia orgánica en puntos no medidos. Se utilizó el software Surfer 8 (Golden Software, Inc.).

El semivariograma experimental $\gamma(h)$ fue obtenido a partir de la expresión (1) (Journel y Huijbregts, 1978).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2Np(h)} \sum_{i=1}^{Np(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

En la que $Np(h)$ es el número de pares de observaciones separadas la distancia h , $Z(x_i)$ es el valor de la variable en el sitio x_i y $Z(x_i + h)$ es el valor de la variable en un sitio ubicado a una distancia h del sitio x_i .

Se realizó el ajuste del semivariograma experimental a modelos teóricos, obteniendo el de mejor ajuste según la metodología propuesta por Legrá-Lobaina y Atanes-Beatón (2010), donde el semivariograma se genera a partir de la adaptación de su alcance, meseta, efecto pepita y a su modelo, lo que permite obtener correcciones locales de la variabilidad de la magnitud que se estudia.

Una vez establecido el modelo teórico se hallaron los valores del efecto pepita (C_0) que es el menor valor de la semivarianza y de la máxima semivarianza ($C_0 + C_1$). Por otra parte C_1 es la diferencia entre la máxima semivarianza y el valor del efecto pepita. Para tener de forma rápida información cuantitativa de la dependencia espacial de la variable MO también se calculó el Grado de Dependencia Espacial (GDE) propuesto por Cambardella et al. (1994), que se define por la expresión (2).

$$GDE(\%) = \left(\frac{C_0}{C_0 + C_1} \right) * 100 \quad (2)$$

Seidel y Oliveira (2014) proponen para el GDE las siguientes categorías: fuerte dependencia espacial ($GDE > 75\%$), moderada dependencia espacial ($25 < GDE \leq 75\%$) y débil dependencia espacial ($GDE \leq 25\%$). Para tener en cuenta también el efecto del modelo empleado para el ajuste del variograma experimental así como todos las demás características del semivariograma, se utilizó el índice de dependencia espacial del modelo (IDE) propuesto por Seidel y Oliveira (2014) y Seidel y Oliveira (2016), que está dado por las siguientes expresiones para los modelos esférico, exponencial y gaussiano, respectivamente.

$$IDE_{esférico}(\%) = 0.375 * \left(\frac{C_1}{C_0 + C_1} \right) * \left(\frac{a}{0.5MD} \right) * 100 \quad (3)$$

$$IDE_{exponencial}(\%) = 0.317 * \left(\frac{C_1}{C_0 + C_1} \right) * \left(\frac{a}{0.5MD} \right) * 100 \quad (4)$$

$$IDE_{gausiano}(\%) = 0.504 * \left(\frac{C_1}{C_0 + C_1} \right) * \left(\frac{a}{0.5MD} \right) * 100 \quad (5)$$

En el que a es el alcance práctico y MD es la distancia máxima. Los coeficientes que aparecen al inicio de cada modelo según Seidel y Oliveira (2014), son conocidos como Factor del Modelo (FM) y expresan la fortaleza de la dependencia espacial que un modelo dado puede alcanzar, por lo que a mayor valor del mismo, mayor será la fortaleza de la dependencia espacial del modelo.

Seidel y Oliveira (2016) proponen según los valores del IDE la clasificación que se presenta en la Tabla 1.

Procesamiento de la imagen satelital

Se utilizó una imagen del día 26 de abril de 2022, perteneciente al satélite Landsat 9 OLI/TIRS 2 (LC09_L2SP_011046_20220426_20220428_02_T1) del Servicio Geológico de los Estados Unidos en el path 011 row 046 y fue proyectada en el Sistema WGS 84 UTM Zona 18 Norte en el software QGIS 3.10 "A Coruña" y se determinaron índices espectrales de suelo y vegetación (Tabla 2), luego de realizar la corrección atmosférica para eliminar el efecto de las nubes sobre la imagen.

Para la extracción de los valores digitales de la imagen se utilizó la capa de puntos de muestreo en el software ArcGIS 10.5 y se confeccionó una base de datos en Excel con dicha información por cada índice

TABLA 1. Clasificación del índice de dependencia espacial IDE para los modelos Esférico, Exponencial y Gaussiano

Modelo	Dependencia espacial (IDE%)		
	Fuerte	Moderada	Débil
Esférico	> 15	Entre 7 y 15	≤ 7
Exponencial	> 13	Entre 6 y 13	≤ 6
Gausiano	> 20	Entre 9 y 20	≤ 9

espectral calculado. En el software Statgraphics Plus se realizó el análisis exploratorio y de regresión lineal entre los valores de materia orgánica y de los índices espectrales de suelo y vegetación.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Análisis exploratorio de las variables bajo estudio

La [Tabla 3](#) muestra los estadígrafos de las variables analizadas. El contenido medio de materia orgánica se encontró en un 3,81% con valores mínimos y máximos de 1,65% y 6,75% respectivamente lo cual podría asociarse a que el área ha permanecido tres años en barbecho y también pudo existir en algún momento la presencia de animales pastando lo que conlleva a la incorporación de MO al suelo por la descomposición de la excreta de los mismos.

La mediana mostró una tendencia de un 3,74% con una desviación estándar de 1,25%, con un error estándar en su determinación de 0,12% en los rangos permisibles en los que oscila la unidad de medida de esta propiedad. El coeficiente de variación indicó que los valores de materia orgánica varían de forma moderada para un 32,80% según [Wilding \(1985\)](#); [Alexakis et al. \(2019\)](#) refieren que el coeficiente de variación refleja la distribución de cada propiedad del suelo y puede llegar a tener patrones espaciales característicos para cada área experimental. [Ayoubi et al. \(2011\)](#) obtuvieron una moderada variación con un coeficiente de variación de 32,00% y 34,00% en los sitios donde muestrearon el contenido de materia orgánica y abordan que esta variación depende de la acumulación de agua sobre la cobertura del suelo.

La asimetría y kurtosis tanto en el contenido de materia orgánica del suelo como en los índices

espectrales determinados se encuentra en el rango de -1 a 1 para los cuales indica que los valores no se ajustan a una distribución normal ([López-Granados et al., 2005](#)).

El valor medio de NDVI se encontraron de 0,26 el cual oscilan entre -1 a 1 lo que concuerda con lo planteado por [Rawashdeh \(2012\)](#) que para este índice, valores desde 0 hasta 0,5 se presenta una escasa vegetación que concuerda con estado actual del área de estudio. El índice de vegetación SAVI reportó una media de 0,52 en estrecha relación con el índice medio obtenido de NDVI y la clasificación del estado de vegetación correspondiente.

[Joko-Prasetyo et al. \(2020\)](#) utilizan el NDVI y el SAVI como indicadores del estado de aridez en Indonesia obteniendo valores similares a los encontrados en esta investigación y señalan que son áreas con baja cobertura vegetal donde la actividad fotosintética se encuentra en decrecimiento, y por ello los valores fluctúan entre 0,1 hasta 0,5.

En consonancia al tipo de suelo del área de estudio (Vertisol), caracterizado por tener un alto contenido de arcillas del tipo monmorillonitas [Hernández et al. \(2015, 2019\)](#), el CI arrojó valores medios superiores a 1 con 1,32. Los resultados obtenidos coinciden con lo planteado por [Boettinger et al. \(2008\)](#) donde refieren que las imágenes multispectrales del satélite Landsat en sus bandas del infrarrojo cercano puede ser utilizado para la identificación del material parental del suelo.

Análisis Geoestadístico

En la [Figura 2](#) se ilustra el semivariograma experimental y teórico de los valores obtenidos de materia orgánica en el área de estudio, el cual tuvo un

TABLA 2. Índices espectrales de suelo y vegetación determinados

Índice espectral	Ecuación	Referencia
Índice de Diferencia Normalizado de Vegetación (NDVI)	$\frac{B_{NIR} - B_{Red}}{B_{NIR} + B_{Red}}$	(7) Rouse et al. (1974)
Índice de Arcilla (Clayindex, CI)	$\frac{B_{NIR}}{B_{SWIR2}}$	(8) Boettinger et al. (2008)
Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI)	$(B_{NIR} - B_{Red}) * (1 + L) / (B_{NIR} + B_{Red} + L)$	(9) Huete (1988)

L=1 efecto de la corrección del suelo; B_{NIR} es la banda infrarroja del sensor; B_{Red} es la banda roja del sensor; SWIR2 es la banda infrarroja de onda corta del sensor.

TABLA 3. Estadígrafos de las variables determinadas

Propiedad	Media	D.E	E.E (%)	C.V	Mín.	Máx.	Mediana	Asimetría	Kurtosis
M.O	3,81	1,25	0,12	32,80	1,65	6,75	3,74	0,49	-0,17
NDVI	0,26	0,06	0,01	21,74	0,11	0,43	0,25	0,34	0,89
SAVI	0,52	0,11	0,01	21,74	0,22	0,85	0,51	0,34	0,89
CI	1,32	0,04	3,5E-03	2,67	1,21	1,39	1,32	-0,74	0,96

M.O: materia orgánica; D.E: desviación estándar; E.E: error estándar; C.V: coeficiente de variación; Mín: mínimo; Máx: máximo.

mejor ajuste a un modelo exponencial concordando con estudios realizados anteriormente por [Reza et al. \(2016\)](#); [Bogunovic et al. \(2017\)](#); [Durdevic et al. \(2019\)](#) donde refieren que la mayoría de las propiedades del suelo al realizarle un análisis estructural tienen un mejor ajuste a un modelo exponencial. [Jian-Bing et al. \(2006\)](#) y [Rawashdeh \(2012\)](#) al estudiar la variabilidad espacial de propiedades químicas del suelo obtuvieron resultados similares, donde la materia orgánica, pH, conductividad eléctrica, potasio asimilable y carbonato total tuvieron mejor ajuste a un modelo exponencial,

En la [Figura 2](#), de acuerdo al rango obtenido de 600 m, podremos establecer que muestras tomadas a distancias menores de esta distancia, sus valores estarán relacionados espacialmente, mientras que las que se toman a distancias mayores no están relacionadas, debido a que la semivarianza se hace igual a la varianza de la muestra ([Kerry y Oliver, 2007](#)).

El grado de dependencia espacial (GDE) fue de 43.75% lo cual se corresponde de acuerdo a la clasificación planteada anteriormente por [Cambardella et al. \(1994\)](#) como moderada dependencia espacial ($25 < GDE \leq 75\%$) y según la clasificación del efecto del modelo exponencial ajustado ([Tabla 1](#)) un valor de IDE de 16.36% que, al ser mayor que 13 % implica una fuerte dependencia espacial. Estos valores reflejan que la dependencia espacial es controlada por factores intrínsecos y extrínsecos influenciado por prácticas agrícolas inadecuadas en el suelo ([Liu et al., 2014](#)). La estructura espacial existente permite emplear como técnica de interpolación el kriging que permitirá la confección del mapa de MO estimando valores en puntos no medidos.

La [Figura 3](#) muestra la distribución del contenido de materia orgánica obtenido mediante kriging, donde los mayores valores de materia orgánica se encuentran al norte con tonalidades más oscuras en un transecto irregular en el área de estudio mientras que los valores más bajos están en el centro con tonalidades más claras. Es posible que estos mayores valores de MO en esta zona estén asociados a la presencia de ganado de campesinos al estar el área en barbecho.

Relaciones entre los índices espectrales y el contenido de materia orgánica

La [Tabla 4](#) presenta los estadígrafos del análisis de regresión lineal entre el contenido de materia orgánica del suelo y los índices espectrales de suelo y vegetación. Existe una alta correlación de 0,98 entre el contenido de materia orgánica del suelo, el NDVI y el SAVI lo cual puede estar dado en que ambos índices utilizan las bandas Roja e Infrarroja del sensor para su determinación.

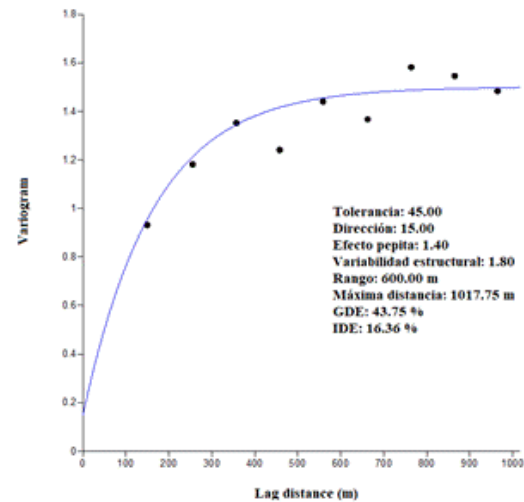


FIGURA 2. Semivariograma experimental y teórico de los valores obtenidos de materia orgánica.

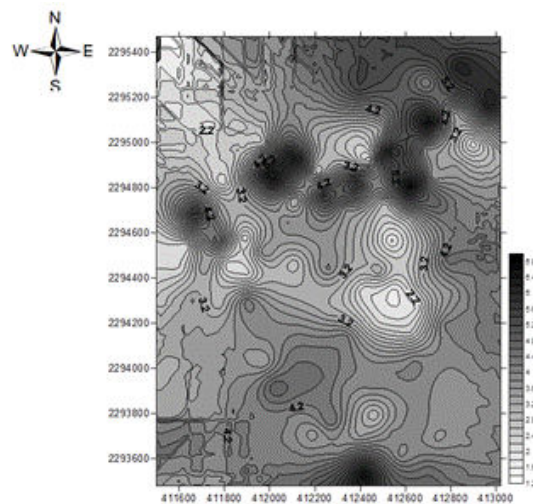


FIGURA 3. Mapa del contenido de materia orgánica obtenido mediante kriging.

El CI tuvo una correlación de 0.94 con respecto al contenido de materia orgánica del suelo. El coeficiente de determinación arrojó valores cercanos al 100%, el modelo *NDVI vs. M.O (%)* un 95,61%, *SAVI vs. M.O (%)* 95,66% y *CLAY INDEX vs. M.O (%)* de 88,92% por lo que se puede afirmar que los índices espectrales utilizados pueden predecir el contenido de materia orgánica, con un error en su pronóstico en todos los casos dentro de los rangos permisibles en los que son medidos las variables determinadas ([Ayoubi et al., 2011](#)).

Coefficiente de correlación cercanos a 1,0; de 0,86 y 0,90 fueron encontrados por [Wang et al. \(2018\)](#) con el uso de imágenes del Landsat 8 OLI/TIRS con el procesamiento de las bandas roja e infrarroja del sensor obtuvieron una fuerte determinación de un 92,00% en la relación que existe entre el contenido de materia orgánica del suelo y la combinación de bandas del sensor.

TABLA 4. Estadígrafos del análisis de regresión lineal entre el contenido de materia orgánica del suelo y los índices espectrales de suelo y vegetación

Estadígrafos	NDVI vs. M.O (%)	SAVI vs. M.O (%)	CLAY INDEX vs. M.O (%)
r ²	0,98	0,98	0,94
R ²	95,61	95,66	88,92
Error Estándar	0,26	0,26	0,01
EAM	0,19	0,19	0,01
Durbin-Watson	2,26 (P=0,08)	2,26 (P=0,08)	1,96 (P=0,37)
Ecuación del modelo	MO = -1,78 + 21,68*NDVI	MO = -1,78 + 10,84*SAVI	MO= 1,22 + 0,03*CI

r²: Coeficiente de correlación; R² Coeficiente de determinación; EAM: Error Absoluto Medio.

Xu et al. (2023) refieren que el uso de sensoramiento remoto es un indicador que establece una relación fuerte entre los datos captados por el sensor y la materia orgánica del suelo con una fuerte relación lineal entre las variables NDVI e índices obtenidos por un modelo digital de elevación (DEM) mientras que no se encontró relación positiva con las bandas espectrales del Sentinel 2. Estudios previos han demostrado que la relación del contenido de materia orgánica del suelo a través de teledetección no se pueden ver como una metodología que se generalice a diversos entornos, sino que es única para cada sitio de estudio, y depende del tipo de sensor que se utilice, las características del suelo, el relieve y el clima (Lamichhane et al., 2019).

Por otra parte Prudnikova y Savin (2021) encontraron una relación negativa entre el CI y el contenido de materia orgánica del suelo con un coeficiente de determinación para la época de lluvia de 81,00% y en la seca de 84,00% respectivamente al utilizar el Sentinel 2 para estimar el contenido de materia orgánica de un AlbicLuvisols en Rusia.

Existen referencias de otras investigaciones en las que se realizan estimaciones del contenido de carbono orgánico del suelo Sodango et al. (2021), elemento químico que se deriva del contenido de materia orgánica del suelo según Rasel et al. (2017); a partir de índices espectrales de vegetación, en los que al utilizar el NDVI con valores medios de 0,49 (vegetación densa) alcanzaron una correlación de 0,74 (Sankar-Gouri. et al., 2019).

CONCLUSIONES

La materia orgánica mostró valores medios de 3,81% con ajuste del semivariograma experimental a un modelo exponencial con un grado de dependencia espacial (IDE) de 43,75% (moderada dependencia espacial) y un fuerte índice de dependencia espacial de acuerdo al modelo empleado (IDE_{modelo}) de 16,36%. Los mayores valores de MO se encontraron al norte del área. La utilización de los índices espectrales NDVI, SAVI y CI mostraron estadígrafos de análisis de regresión lineal que posibilitan estimar el contenido de materia orgánica del suelo. Se encontró valores de correlación de 0,98 para el NDVI y el SAVI mientras

que para el CI fue de 0,94, mientras que la determinación mostró valores cercanos al 100%. Los resultados obtenidos en esta investigación demuestran las potencialidades del sensoramiento remoto como herramienta factible y de bajo costo en su adquisición para la estimación de la MO del suelo Vertisol crómico en barbecho.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALEXAKIS, D.D.; TAPOGLOU, E.; VOZINAKI, A.E.K.; TSANIS, I.K.: “Integrated use of satellite remote sensing, artificial neural networks, field spectroscopy, and GIS in estimating crucial soil parameters in terms of soil erosion”, *Remote Sensing*, 11(9): 1106, 2019, ISSN: 2072-4292, Publisher: MDPI, DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11091106>.
- ANGELOPOULOU, T.; BALAFOUTIS, A.; ZALIDIS, G.; BOCHTIS, D.: “From laboratory to proximal sensing spectroscopy for soil organic carbon estimation-A review”, *Sustainability*, 12(2): 443, 2020, ISSN: 2071-1050, Publisher: MDPI, DOI: <https://doi.org/10.3390/su12020443>.
- AYOUBI, S.; SHAHRI, A.; KARCHEGANI, P.A.; SAHRAWAT, K.L.: *Application of artificial neural network (ANN) to predict soil organic matter using remote sensing data in two ecosystems*, Ed. InTech Rijeka, Croatia, vol. Biomass and Remote Sensing of Biomass, 181-196 p., 2011, ISBN: 978-953-307-490-0.
- BOETTINGER, J.; RAMSEY, R.; BODILY, J.; COLE, N.; KIENAST-BROWN, S.; NIELD, S.; SAUNDERS, A.; STUM, A.: *Landsat spectral data for digital soil mapping*, Ed. Digital soil mapping with limited data Australia: Springer Scienc, A.E. Hartemink, A.B. McBratney, M.L. Mendonca-Santo ed., Australia, publisher: Springer, 2008, ISBN: 978-1-4020-8591-8.
- BOGUNOVIC, I.; KISIC, I.; MESIC, M.; PERCIN, A.; CAÑIZARES, Z.J.; BILANDŽIJA, D.; JONJIC, A.; PEREIRA, P.: “Reducing sampling intensity in order to investigate spatial variability of soil pH, organic matter and available phosphorus using co-kriging techniques. A case study of acid

- soils in Eastern Croatia”, *Archives of Agronomy and Soil Science*, 63(13): 1852-1863, 2017, ISSN: 0365-0340, publisher: Taylor & Francis, DOI: <https://doi.org/10.1080/03650340.2017.1311013>.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.; NOVAK, J.; PARKIN, T.; KARLEN, D.; TURCO, R.; KONOPKA, A.: “Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils”, *Soil science society of America journal*, 58(5): 1501-1511, 1994, ISSN: 0361-5995, Publisher: Wiley Online Library, DOI: <https://doi.org/10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x>.
- CRESSIE, N.: “The origins of kriging”, *Mathematical geology*, 22: 239-252, 1990, ISSN: 0882-8121, Publisher: Springer, DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-78999-6>.
- DENIS, A.; STEVENS, A.; VAN WESEMAEL, B.; UDELHOVEN, T.; TYCHON, B.: “Soil organic carbon assessment by field and airborne spectrometry in bare croplands: Accounting for soil surface roughness”, *Geoderma*, 226: 94-102, 2014, ISSN: 0016-7061, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.02.015>.
- DORAN, J.W.; ZEISS, M.R.: “Soil health and sustainability: managing the biotic component of soil quality”, *Applied soil ecology*, 15(1): 3-11, 2000, ISSN: 0929-1393, Publisher: Elsevier, DOI: [https://doi.org/10.1016/S0929-1393\(00\)00067-6](https://doi.org/10.1016/S0929-1393(00)00067-6).
- DURDEVIC, B.; JUG, I.; JUG, D.; BOGUNOVIC, I.; VUKADINOVIC, V.; STIPESEVIC, B.; BROZOVIC, B.: “Spatial variability of soil organic matter content in Eastern Croatia assessed using different interpolation methods”, *International Agrophysics*, 33(1), 2019, ISSN: 0236-8722, Publisher: Polska Akademia Nauk. Instytut Agrofizyki PAN, DOI: <https://doi.org/10.31545/intagr/104372>.
- GOMEZ, C.; ROSSEL, R.A.V.; MCBRATNEY, A.B.: “Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: An Australian case study”, *Geoderma*, 146(3-4): 403-411, 2008, ISSN: 0016-7061, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.06.011>.
- HERNÁNDEZ, J.A.; PÉREZ, J.J.M.; MESA, N.A.; BOSCH, I.D.; RIVERO, L.; CAMACHO, E.: *Nueva versión de la clasificación genética de los suelos de Cuba*, Ed. AGRINFOR, La Habana, Cuba, ISBN: 959-246-022-1, Barcaz L L ed., vol. I, La Habana, Cuba, 64 p., 2015, ISBN: 959-246-022-1.
- HERNÁNDEZ-JIMÉNEZ, A.; PÉREZ-JIMÉNEZ, J.M.; BOSCH-INFANTE, D.; SPECK-CASTRO, N.: “La clasificación de suelos de Cuba: énfasis en la versión de 2015”, *Cultivos Tropicales*, 40(1), 2019, ISSN: 0258-5936, Publisher: Ediciones INCA.
- HUETE, A.R.: “A soil-adjusted vegetation index (SAVI)”, *Remote sensing of environment*, 25(3): 295-309, 1988, ISSN: 0034-4257, Publisher: Elsevier, DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X).
- JIAN-BING, W.; DU-NING, X.; XING-YI, Z.; XIU-ZHEN, L.; XIAO-YU, L.: “Spatial variability of soil organic carbon in relation to environmental factors of a typical small watershed in the black soil region, northeast China”, *Environmental monitoring and assessment*, 121: 597-613, 2006, ISSN: 0167-6369, Publisher: Springer, DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-005-9158-5>.
- JOKO-PRASETYO, S.Y.; DWI, K.; CHRISMAWATI-PASELENG, M.; WIDIYANTO, D.C.; WINARKO, E.: “Satellite imagery and machine learning for aridity disaster classification using vegetation indices”, *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(3): 1149-1158, 2020, ISSN: 2302-9285, DOI: <https://doi.org/10.11591/eei.v9i3.1916>.
- JOURNEL, A.G.; HUIJBREGTS, C.J.: *Mining geostatistics*, Ed. Academic Press, London, England, 600 p., 1978.
- KERRY, R.; OLIVER, M.: “Comparing sampling needs for variograms of soil properties computed by the method of moments and residual maximum likelihood”, *Geoderma*, 140(4): 383-396, 2007, ISSN: 0016-7061, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.04.019>.
- LAL, R.: “Soil health and carbon management”, *Food and Energy Security*, 5(4): 212-222, 2016, ISSN: 2048-3694, Publisher: Wiley Online Library, DOI: <https://doi.org/10.1002/fes3.96>.
- LAL, R.: “Soil organic matter content and crop yield”, *Journal of Soil and Water Conservation*, 75(2): 27A-32A, 2020, ISSN: 0022-4561, Publisher: Soil and Water Conservation Society, DOI: <https://doi.org/10.2489/jswc.75.2.27A>.
- LAMICHHANE, S.; KUMAR, L.; WILSON, B.: “Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review”, *Geoderma*, 352: 395-413, 2019, ISSN: 0016-7061, V, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.031>.
- LEGRÁ-LOBAINA, A.A.; ATANES-BEATÓN, D.M.: “Variogramas adaptativos: un método práctico para aumentar la utilidad del error de estimación por kriging”, *Minería y Geología*, 26(4): 53-78, 2010, ISSN: 1993-8012, Publisher: Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa ‘Dr Antonio Nuñez Jiménez’.

- LIU, Z.; ZHOU, W.; SHEN, J.; HE, P.; LEI, Q.; LIANG, G.: "A simple assessment on spatial variability of rice yield and selected soil chemical properties of paddy fields in South China", *Geoderma*, 235: 39-47, 2014, ISSN: 0016-7061, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.06.027>.
- LÓPEZ-GRANADOS, F.; JURADO-EXPÓSITO, M.; PEÑA-BARRAGÁN, J.M.; GARCÍA-TORRES, L.: "Using geostatistical and remote sensing approaches for mapping soil properties", *European Journal of Agronomy*, 23(3): 279-289, 2005, ISSN: 1161-0301, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eja.2004.12.003>.
- MIRZAEI, S.; GHORBANI-DASHTAKI, S.; MOHAMMADI, J.; ASADI, H.; ASADZADEH, F.: "Spatial variability of soil organic matter using remote sensing data", *Catena*, 145: 118-127, 2016, ISSN: 0341-8162, Publisher: Elsevier, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2016.05.023>.
- NORMA CUBANA (NC): *Calidad del suelo-determinación de los componentes orgánicos. No. 1043. ICS: 13.080.10, 13.080.30*, Inst. Oficina Nacional de Normalización, Norma cubana, La Habana, Cuba, 2014.
- PRUDNIKOVA, E.; SAVIN, I.: "Some peculiarities of arable soil organic matter detection using optical remote sensing data", *Remote Sensing*, 13(12): 2313, 2021, ISSN: 2072-4292, Publisher: MDPI, DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13122313>.
- RASEL, S.; GROEN, T.A.; HUSSIN, Y.A.; DITI, I.J.: "Proxies for soil organic carbon derived from remote sensing", *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 59: 157-166, 2017, ISSN: 1569-8432, Publisher: Elsevier, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2017.03.004>.
- RAWASHDEH, A.S.B.: "Assessment of change detection method based on normalized vegetation index in environmental studies", *International Journal of Applied Science and Engineering*, 10(2): 89-97, 2012, ISSN: 1727-7841, Publisher: Chaoyang University of Technology.
- REEVES, D.: "The role of soil organic matter in maintaining soil quality in continuous cropping systems", *Soil and Tillage Research*, 43(1-2): 131-167, 1997, ISSN: 0167-1987, Publisher: Elsevier, DOI: [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(97\)00038-X](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(97)00038-X).
- REZA, S.; NAYAK, D.; CHATTOPADHYAY, T.; MUKHOPADHYAY, S.; SINGH, S.; SRINIVASAN, R.: "Spatial distribution of soil physical properties of alluvial soils: a geostatistical approach", *Archives of agronomy and soil science*, 62(7): 972-981, 2016, ISSN: 0365-0340, Publisher: Taylor & Francis, DOI: <https://doi.org/10.1080/03650340.2015.1107678>.
- ROMANYÀ, J.; ROVIRA, P.: "An appraisal of soil organic C content in Mediterranean agricultural soils", *Soil Use and Management*, 27(3): 321-332, 2011, ISSN: 0266-0032, Publisher: Wiley Online Library, DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2011.00346.x>.
- ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W.: *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS*, Third ERTS Symposium, NASA SP-351 ed., vol. NASA SP-351, 309-371 p., 1974, ISBN: 30103017.
- SANKAR-GOURI, G.; KUMAR-SHIT, P.; REZA-POURGHASEMI, H.: "Soil organic carbon mapping using remote sensing techniques and multivariate regression model", *Geocarto International*, 34(2): 215-226, 2019, ISSN: 1010-6049, Publisher: Taylor & Francis, DOI: <https://doi.org/10.1080/10106049.2017.1381179>.
- SEIDEL, E.J.; OLIVEIRA, M.S.: "Novo índice geoestatístico para a mensuração da dependência espacial", *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 38: 699-705, 2014, ISSN: 1806-9657, Publisher: SciELO Brasil, DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-06832014000300002>.
- SEIDEL, E.J.; OLIVEIRA, M.S.: "A classification for a geostatistical index of spatial dependence", *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 40, 2016, ISSN: 1806-9657, Publisher: SciELO Brasil.
- SHIBU, M.; LEFFELAAR, P.; VAN KEULEN, H.; AGGARWAL, P.: "Quantitative description of soil organic matter dynamics-A review of approaches with reference to rice-based cropping systems", *Geoderma*, 137(1-2): 1-18, 2006, ISSN: 0016-7061, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.08.00>.
- SODANGO, T.H.; SHA, J.; LI, X.; NOSZCZYK, T.; SHANG, J.; ANESEYEE, A.B.; CHAFIK, Z.: "Modeling the spatial dynamics of soil organic carbon using remotely-sensed predictors in Fuzhou city, China", *Remote Sensing*, 13(9): 1682, 2021, ISSN: 2072-4292, Publisher: MDPI, DOI: <https://doi.org/10.3390/rs1309168>.
- WALKLEY, A.; BLACK, I.A.: "An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method", *Soil science*, 37(1): 29-38, 1934, ISSN: 0038-075X, Publisher: LWW, DOI: <https://doi.org/10.1097/00010694-193401000-00003>.
- WANG, X.; ZHANG, F.; JOHNSON, V.C.: "New methods for improving the remote sensing estimation of soil organic matter content (SOMC) in the Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve (ELWNNR) in northwest China", *Remote Sensing of Environment*, 218: 104-118, 2018, ISSN: 0034-4257, Publisher: Elsevier, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.020>.

WILDING, L.: “Spatial variability: its documentation, accomodation and implication to soil surveys”, En: *Soil spatial variability, Las Vegas NV, 30 November-1 December 1984*, Netherlands, pp. 166-194, 1985, ISBN: 90-220-0891-6.

XU, X.; DU, C.; MA, F.; QIU, Z.; ZHOU, J.: “A Framework for High-Resolution Mapping of Soil

Organic Matter (SOM) by the Integration of Fourier Mid-Infrared Attenuation Total Reflectance Spectroscopy (FTIR-ATR), Sentinel-2 Images, and DEM Derivatives”, *Remote Sensing*, 15(4): 1072, 2023, ISSN: 2072-4292, Publisher: MDPI, DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15041072>.

Roberto Alejandro García-Reyes, Ing., Inv., Ministerio de la Agricultura, Departamento Provincial de Suelos y Fertilizantes, provincia Holguín, Cuba. e-mail: ralejandro9409@gmail.com .

María Elena Ruiz-Pérez, Dr.C., Profesora Titular, Universidad Agraria de La Habana “Fructuoso Rodríguez Pérez”. Carretera Tapaste y Autopista Nacional km 231/2, San José de Las Lajas, Mayabeque, Cuba. CP 32700. e-mail: mruiiz@unah.edu.cu

The authors of this work declare no conflict of interests.

AUTHOR CONTRIBUTIONS: **Conceptualization:** Roberto García. **Data curation:** Roberto García, María Elena Ruiz. **Formal Analysis:** Roberto García, María Elena Ruiz. **Investigation:** Roberto García, María Elena Ruiz. **Methodology:** Roberto García. **Supervision:** Roberto García, María Elena Ruiz. **Validation:** F. García. Shkiliova L, **Visualization:** Roberto García, María Elena Ruiz. **Writing-original draft:** Roberto García, María Elena Ruiz. **Writing-revision and editing:** Roberto García, María Elena Ruiz.

Este artículo se encuentra bajo licencia [Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional \(CC BY-NC 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

La mención de marcas comerciales de equipos, instrumentos o materiales específicos obedece a propósitos de identificación, no existiendo ningún compromiso promocional con relación a los mismos, ni por los autores ni por el editor.