

# Modelado espacial del carbono orgánico del suelo y su relación con otras propiedades químicas en el cultivo de arroz del distrito de riego del Norte de Santander Colombiano

*Spatial Modeling of Soil Organic Carbon and Relationship with other Chemical Properties in Rice Crops of Norte de Santander Irrigation District - Colombia*

Pablo Emilio Santos<sup>a\*</sup>, Hugo Alexander Roa<sup>b</sup>,  
Aquiles Enrique Darghan<sup>a, d</sup>, Julio César Monroy<sup>c</sup>

## RESUMEN

El carbono orgánico del suelo (COS) es importante en la determinación de las propiedades químicas que son fuente esencial de nutrientes para los cultivos y recurso natural. El estudio de su dinámica está relacionado con propiedades del suelo que sustentan los cultivos tal como la fertilidad. En este sentido, es crucial su estudio para intentar explicar los factores que favorecen su desestabilización, especialmente cuando los suelos están siendo afectados por perturbaciones como la quema de residuos de cosechas e inundaciones para riego, algo usual en ciertas regiones arroceras. El estudio actual evaluó el efecto de algunas propiedades químicas sobre el contenido de COS mediante diferentes modelos de regresión espacial utilizando 403 puntos de muestreo. La única propiedad química en rezago que resultó significativa fue el Zn y en condición natural el Ca, Mg, K, Cu y Zn, con mayor asociación para el Ca, lo que sugiere que el SOC está relacionado espacialmente en zonas arroceras del norte de Santander principalmente al contenido de Ca. De este modo, los planes de manejo del SOC mediante fertilización pueden hacerse controlando las aplicaciones de elementos del suelo que evidenciaron relación. El reconocimiento de la importancia de estas propiedades puede ser útil en el manejo sitio-específico de la fertilización y en la evaluación de la calidad del suelo.

**PALABRAS CLAVE:** materia orgánica; disponibilidad nutrientes (suelo); modelo autorregresivo; dependencia espacial.

## ABSTRACT

The soil organic carbon (SOC) is important for determining the chemical properties that are an essential source of nutrients for crops and natural resource. The study of their accumulation or loss is related to soil properties that support crops, such as fertility. In this sense, its study is crucial to explain the factors that favor its destabilization, especially when soils are being affected by disturbances like the burning of crop residues and floods for irrigation, which are usual in certain rice producing regions. The current study evaluated the effect of some chemical properties on SOC content by different spatial regression models and using 403 sampling points. The only significant chemical property in lag was Zn; and Ca, Mg, K, Cu and Zn in natural condition, with greater association for Ca. This suggests that the SOC is spatially related mainly to the content of Ca in rice producing areas of Norte de Santander. Thus, SOC management plans through fertilization can be done by controlling the application of soil elements showing a relationship. The recognition of the importance of these properties can be useful in site-specific management of fertilization and in the evaluation of soil quality.

**KEYWORDS:** mater organic; nutrient availability; autorregresive model; spatial dependence.

<sup>a</sup> Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias Agrarias. Bogotá, Colombia.

ORCID Santos, P.E.: 0000-0002-2838-948X; Darghan, A.E.: 0000-0001-5790-1684

<sup>b</sup> Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia, Facultad de Ciencias Agropecuarias. Tunja Colombia.

ORCID Roa, H.A.: 0000-0002-2071-3265

<sup>c</sup> Universidad de Pamplona, Facultad de Ciencias Básicas. Pamplona, Colombia. ORCID Monroy, J.C.: 0000-0001-6530-9373

<sup>d</sup> Autor de correspondencia: aqedarghanco@unal.edu.co

\* Los resultados presentados en este artículo hacen parte de la tesis de maestría del primer autor, titulada "Modelado espacial del carbono orgánico del suelo y su relación con otras propiedades químicas en el cultivo de arroz del distrito de riego del Norte de Santander"

## Introducción

El arroz constituye en uno de los cultivos de mayor relevancia mundial, ya que forma parte de la base de la seguridad alimentaria de la humanidad. En Colombia, el área cultivada de arroz se encuentra localizada en 211 municipios, bajo diferentes ambientes de siembra, modos y tiempos de cosecha. Ya que las condiciones de fertilización, temperatura, fotoperiodo y otras condiciones pueden hacer cambiar el ciclo vegetativo del arroz, resulta de importancia en el manejo de las propiedades químicas para el desarrollo de los planes de fertilización y el control del propio desarrollo del cultivo (Chica et al., 2016).

Una de las zonas productoras de arroz en el Departamento Norte de Santander Colombiano es el Distrito de Riego del Rio Zulia, el cual es manejado como monocultivo intensivo, obteniéndose dos cosechas por año (Canal et al., 2009), que abarcan alrededor de 9.000 ha, lo que lo convierte en el área adecuada por melgas más grande del país (Cuevas, 2012). Durante muchos años estos suelos han sido cultivados de forma ininterrumpida por alrededor de 50 años, lo que genera limitantes en sus propiedades físicas, químicas y biológicas, debido a que, al estar sometidos a largos periodos de cultivo, quemadas e inundaciones, así como la ausencia de rotación de cultivos, propicia la compactación, erosión y pérdida gradual de nutrientes esenciales para las plantas no solo por extracción sino por baja disponibilidad (Muñoz y Martínez, 2015; Chen et al., 2017).

La sustentabilidad de un sistema agrícola está relacionada con el nivel de carbono orgánico del suelo (COS en sus siglas en español), y este a su vez se relaciona con la cantidad y disponibilidad de nutrientes del suelo tal como nitrógeno, la cual tiende a afectar la acidez, la estructura y distribución del espacio poroso del suelo. El nivel de COS depende de las condiciones ambientales inherentes y por el propio manejo proporcionado al suelo, pues ciertas prácticas generan su pérdida en el tiempo, así como su acumulación (Martínez et al., 2008; Zamora-Morales et al., 2018). En este orden de ideas, la sustentabilidad de cultivo de arroz no escapa a estas relaciones, y el estudio del nivel del COS resulta relevante pues es claro el manejo intensivo y prolongado que se ha dado al cultivo en el Norte de Santander,

con manejos que sin duda pudieran haber provocado cambios importantes en las propiedades físicas y químicas del suelo, pudieran a su vez haber generado un deterioro al suelo para el desarrollo futuro de este cultivo y otras actividades (Ávila et al., 2016).

En esta investigación el interés se centró en el modelado del Carbono Orgánico del suelo obtenido del contenido de materia orgánica del suelo (MOS) proveniente de los estudios de suelos. La relación entre MOS y el COS se ha discutido en varias publicaciones y desde hace varios años se ha considerado el factor de Van Bemmelen de 1,724 para convertir el contenido de MOS en COS, sobre el supuesto de que en promedio, la materia orgánica contiene un 58% de Carbono Orgánico, aunque definitivamente no existe evidencia de que este escalar sea apropiado para todos los suelos, ya que el cociente entre el contenido de COS y MOS varía dependiendo del tipo de suelo (Jain et al., 1997) y según la profundidad (Westman et al., 2006) así como con el régimen hídrico y el manejo de la fertilidad del suelo (Rahman et al., 2016; Begum et al., 2018).

El estudio de la dependencia espacial de algunas propiedades químicas en el cultivo de arroz en la región del Norte de Santander Colombiano surgió del interés de investigar el efecto que pudieran tener las quemadas de los residuos de cosecha, la inundación intencionada para riego y otras actividades humanas que se hacen en las melgas de las fincas productoras sobre las propiedades químicas del suelo. Todo este manejo que parece seguir un patrón liderado por la Federación que reúne los productores de arroz, pudiera afectar la dependencia espacial de las propiedades químicas de los suelos sometidos al cultivo y a todas estas prácticas. Toda esta información generó las preguntas ¿está afectado el contenido de materia orgánica de los suelos y por ende el contenido de carbono orgánico del suelo por las actividades antropogénicas asociadas al manejo del cultivo de arroz? ¿podría generarse algún modelo estadístico que pudiera ser útil para predecir el contenido de carbono orgánico de los suelos aún con toda esta intervención?

Previo al proceso de modelado se realizó un análisis exploratorio de los datos, así como el estudio de la autocorrelación espacial de las variables asociadas a las propiedades químicas evaluadas utilizando

el índice de Moran como medida, para tener una primera percepción de la dependencia espacial. La matriz de datos se delimitó a aquella información que involucró información completa en las variables de pH, materia orgánica del suelo, fósforo, azufre, aluminio, calcio, magnesio, potasio, sodio, capacidad de intercambio catiónica efectiva, conductividad eléctrica, hierro, cobre, manganeso, zinc y boro. Para el proceso de modelado se utilizaron modelos de regresión espacial para involucrar y convertir en efectos espaciales la autocorrelación espacial y la heterogeneidad espacial, considerando la medida de autocorrelación espacial desde la perspectiva regional. En cada enfoque se tienen indicadores de la autocorrelación, sin embargo, es de nuestro interés el estudio de la autocorrelación regional utilizando el índice de Moran (Moran, 1948).

La búsqueda de la mejora en la precisión de la estimación del COS requiere de la incorporación de información geo-referenciada asociada a los puntos de muestreo, ya que esto rinde usualmente una representación más precisa de la variabilidad espacial en las propiedades del suelo (Meersmans et al., 2008). Son diversos los métodos para el modelado espacial del COS, entre los que se destacan trabajos cartográficos generados a partir de imágenes multiespectrales, modelos predictivos log-log, modelos lineales generalizados, regresión espacial, mapeo predictivo, redes neuronales, entre otros (Levine y Kimes, 1997; Pastukhov, 2016).

En la investigación actual, para modelar la autocorrelación espacial se especificó la matriz de pesos espaciales  $W$  (asociada a las distancias entre puntos de muestreo) para establecer la conectividad dentro de las observaciones para el patrón de vecindad considerado (todos los vecinos en nuestro caso). Los modelos considerados fueron el autorregresivo espacial puro, el modelo de error espacial (SEM) ya no autorregresivo para COS pero con la incorporación de las variables explicativas asociadas a las propiedades químicas; el modelo de retraso espacial (SML) autorregresivo y con la incorporación de las variables explicativas y finalmente el modelo SARAR [1,1]. Detalles adicionales de los modelos se encuentran en Arbia (2014).

Los modelos espaciales permitieron encontrar relaciones entre el carbono orgánico del suelo y

algunas propiedades químicas de suelos dedicados al cultivo de arroz que usualmente están perturbados con actividades antropogénicas tales como el batido de los suelos para simplificar nivelación, inundación para riego y quemado del tamo. Estos modelos evidenciaron clara relación del Ca con el contenido de COS, además del Mg, Cu, K y Zn en su condición natural (no retrasada espacialmente) y el Zn en condición retrasada. Las otras variables como la conductividad eléctrica, la capacidad de intercambio catiónico efectiva y el Na (%) quedaron por fuera en todos los modelos ajustados. De este modo es posible adoptar este modelo en la predicción de la materia orgánica de los suelos a pesar de la perturbación, pues sigue manteniéndose un patrón espacial que inhabilita el uso de metodologías estadísticas de análisis que asumen independencia de las observaciones.

## Metodología

### Localización y caracterización del área de muestreo

El estudio se realizó en 403 fincas ubicadas dentro en el departamento de Norte de Santander, con una variación altitudinal entre 45 y 126 msnm, con temperatura máxima y mínima promedio de 36,5°C y 25,5°C, respectivamente y con suelos de tipo Fluventic dystrudepts y Aeric fluvaquents (moderadamente profundos, de textura media y fina, fertilidad baja y media, ácidos, con un buen drenaje, contenidos de aluminio medio y saturación baja y alta) (IGAC, 2011). La Figura 1 detalla la ubicación de los puntos centroide de cada muestra compuesta obtenida para cada una de las fincas seleccionadas, separadas aproximadamente.

### Muestreo de suelos y distribución espacial de algunas propiedades químicas evaluadas en el muestreo

A mediados del año 2016 en cada finca se tomó un punto de georreferenciación, al interior de la finca se ubicaron los sitios de submuestreo dentro de cada melga, los cuales situaron entre sí a aproximadamente 100 m conformando una muestra conjunta para realizar un análisis compuesto de suelos. En



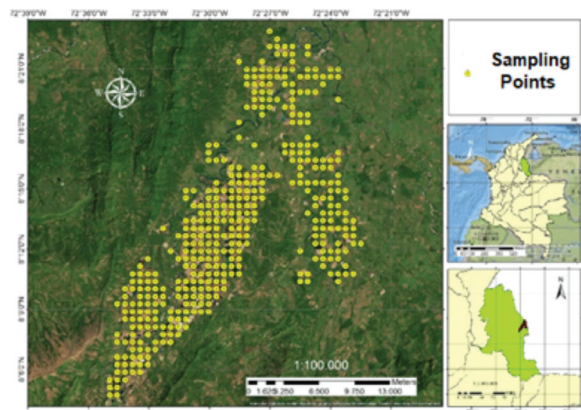


Figura 1. Distribución espacial de los centroides de los puntos de muestreo en fincas de arroz

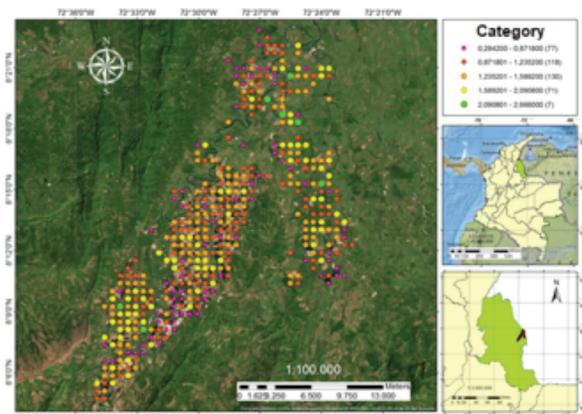


Figura 2. Distribución espacial del carbono orgánico del suelo (%) en fincas de arroz

cada sitio de observación se realizó el muestreo de suelos abriendo cajuelas de 50 x 50 cm de lado y 30 cm de profundidad, extrayendo bloques de suelo de 30 de lado y 18 cm de profundidad aproximadamente, los cuales se utilizaron para medir cada una de las variables asociadas a las propiedades químicas del suelo. Las categorías con mayor contenido de COS y del resto de variables explicativas asociadas a las propiedades químicas del suelo se señalaron con los círculos de mayor diámetro. La categorización se propuso con el fin de tener una apreciación visual de la dependencia espacial que se presentó en las variables involucradas.

### Análisis estadístico

Para el proceso de modelado se consideraron diferentes propuestas. Los modelos considerados fueron: 1) autorregresivo espacial puro (solo involucró al COS como respuesta y en retraso como variable explicativa); 2) modelo de error espacial ya no autorregresivo para COS pero con la incorporación de las variables explicativas asociadas a las propiedades químicas remanentes; 3) modelo espacial en retraso (SML) autorregresivo y con la incorporación de las variables explicativas, y 4) el modelo SARAR [1,1]. Para cada modelo se evaluó la significación estadística de los parámetros ya sea el coeficiente autorregresivo, el coeficiente de correlación asociado a la estructura de dependencia de los residuales, así como el efecto de las variables explicativas naturales o en retraso según el modelo involucrado. Todos los ajustes se asistieron mediante las librerías de R para análisis espacial.

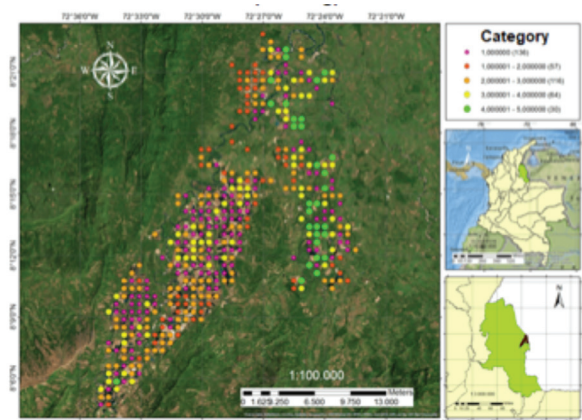


Figura 3. Distribución espacial del calcio ( $\text{cmol kg}^{-1}$  de suelo) en fincas de arroz

### Resultados

Inicialmente se realizó una representación visual tanto del carbono orgánico del suelo (Figura 2) como del contenido de Ca (Figura 3) mediante un mapa temático, en donde se agruparon en cinco categorías mutuamente excluyentes y ordenadas los contenidos tanto de COS como de Ca, propiedades que resultaron ser las variables mejor relacionadas con los modelos econométricos espaciales probados. Tanto para COS como en el caso del Ca fue evidente visualmente la dependencia espacial, pues puntos de una categoría de mayor concentración se encontraron próximos a puntos con una concentración en la categoría inmediatamente inferior en gran parte de la región de muestreo, tal como se espera en variables que evidencian autocorrelación espacial.

La Tabla 1 resume las estadísticas asociadas al índice de Moran para las variables explicativas que mostraron dependencia espacial ( $P \leq 0,05$ ).

**Tabla 1.** Índice de Moran para las variables involucradas en el proceso de modelado del carbono orgánico del suelo en fincas de arroz

Estadística	Mg (cmol kg <sup>-1</sup> )	Ca (cmol kg <sup>-1</sup> )	K (cmol kg <sup>-1</sup> )	CICE (cmol kg <sup>-1</sup> )	Cu (cmol kg <sup>-1</sup> )	COS (%)
Valor observado	0,118	0,081	0,056	0,081	0,088	0,034
p_valor(I. Moran)	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

De acuerdo con los valores observados del índice, las variables Mg, Cu y Ca mostraron la mayor autocorrelación en variables explicativas, del mismo modo, la variable que fue considerada como respuesta, a saber, el COS, registró un valor altamente significativo de autocorrelación espacial. Cada una de estas variables posee comportamientos inherentes a sus unidades y presencia en los suelos muestreados, por lo que resultó relevante presentar un conjunto de estadísticos descriptores de los contenidos conseguidos de los análisis de suelos, para ubicar al lector de forma rápida en valores contrastables con lo que pudiera conocerse de suelos afines donde se desarrolla el cultivo de arroz. La Tabla 2 incorporó la elevación

(Z) de cada punto de muestreo para examinar con la propia disponibilidad del COS.

La Tabla 3 resume las estadísticas de ajuste al modelo de error espacial con retraso en las variables explicativas (Ecuación 1) y el que mejor resultó de todos los modelos explorados. Con este modelo espacial se encontró que variables como el Ca, Mg, Cu, K y Zn en su condición natural (no retrasada espacialmente) se asociaron estadísticamente con el contenido de COS. Solo el Zn en condición retrasada mostró relación con el COS. Las otras variables como la conductividad eléctrica, la capacidad de intercambio catiónico efectiva y el Na (%) quedaron por fuera en todos los modelos ajustados.

**Tabla 2.** Estadísticas descriptivas para las variables en el proceso de modelado del carbono orgánico del suelo en fincas de arroz

Estadística	Z (m)	Mg (cmol kg <sup>-1</sup> )	MO (%)	Ca (cmol kg <sup>-1</sup> )	K (cmol kg <sup>-1</sup> )	CICE (cmol kg <sup>-1</sup> )	Cu (cmol kg <sup>-1</sup> )	COS (%)
Media	75,07	2,01	2,16	8,00	0,26	11,01	4,82	1,25
Mediana	73,00	1,83	2,18	7,76	0,24	10,64	4,59	1,26
DS	16,00	1,12	0,70	3,70	0,14	4,47	2,08	0,41
Min	45,00	0,03	0,49	0,74	0,01	0,93	0,50	0,28
Max	126,00	5,97	4,60	19,73	0,82	24,08	10,63	2,67

DS, desviación estándar.

**Tabla 3.** Parámetros estimados y su significación en el modelo de error espacial con retraso en variables explicativas del modelado del carbono orgánico del suelo en fincas de arroz

Parámetro	Estimación	Error estándar	Test	P_valor
Intercepto	1,121	0,337	Z: 3,33	1,00·10 <sup>-3</sup>
Ca	0,048	0,006	Z: 7,98	1,55·10 <sup>-15</sup>
lag(Ca)	-0,056	0,041	Z: -1,36	1,75·10 <sup>-1</sup>
Mg	-0,109	0,022	Z: -4,92	8,55·10 <sup>-7</sup>
lag(Mg)	-0,138	0,211	Z: -0,66	5,12·10 <sup>-1</sup>
K	0,590	0,140	Z: 4,21	2,55·10 <sup>-5</sup>
lag(K)	1,533	1,794	Z: 0,85	3,93·10 <sup>-1</sup>
Cu	0,067	0,012	Z: 5,72	1,05·10 <sup>-8</sup>
lag(Cu)	0,197	0,151	Z: 1,31	1,92·10 <sup>-1</sup>
Zn	0,032	0,009	Z: 3,38	1,00·10 <sup>-3</sup>
lag(Zn)	-0,563	0,140	Z: -4,02	5,79·10 <sup>-5</sup>
Rho	0,799	0,134	LR: 8,40	4,00·10 <sup>-3</sup>

El modelo de error espacial con retraso en las variables explicativas se expresa como:

$$y = X\beta + WX_{Zn}\beta_{Zn} + (I_n - \rho W)^{-1}\epsilon; |\rho| < 1 \quad (1)$$

donde  $WX_{Zn}\beta_{Zn}$  representó al término que se asoció a la variable explicativa en retraso que resultó significativa (solo Zn) y  $X\beta$  representó al intercepto y el resto de las variables explicativas en su condición natural. De la Tabla 3 fue evidente que no todas las variables explicativas en retraso resultaron significativas, pero sí todas en su estado natural al igual que el parámetro de autocorrelación para los residuales. En este modelo, el Ca, Mg y Cu son las variables mejor relacionadas con el COS, pero con cierta superioridad del Ca y con la incorporación del Zn en retraso como término significativo lag(Zn). La Tabla 4 presenta las estadísticas de ajuste, que comparadas con los otros modelos explorados, en este último se redujo el criterio de información de Akaike (Arbia, 2014) y la varianza residual, lo que hace de este un modelo relativamente mejor, pues se justifica además que los residuos estén autocorrelacionados con la estructura mostrada en Ecuación 1.

**Tabla 4.** Estadísticas de ajuste y dependencia espacial de residuales en el modelo de error espacial con retraso en variables explicativas del modelado del carbono orgánico del suelo en fincas de arroz

Varianza residual (ML)	AIC	I Moran residuos
0,0871	188,65	$P < 0,001$

Los modelos espaciales evaluados fueron significativos en alguno de los parámetros de autocorrelación o asociado a la estructura del error, además, en todos se presentó que el Ca fue el elemento que mejor esta asociado a la respuesta del COS en su estado natural o en retraso. Sin embargo, el interés no es solo el modelado sino la predicción del COS en términos de algunas de las propiedades químicas evaluadas en el muestreo, dentro de los modelos SARAR [1,1] y SEM con retraso en variables explicativas resultó ser SEM el mejor modelo debido a su menor criterio de información Akaike y varianza residual, por lo que el COS se logró predecir sin necesidad de considerar su retraso espacial en lo que respecta al COS. Finalmente, con solo el propósito de contrastar todos los modelos previos con el caso donde no se hubiese considerado la dependencia

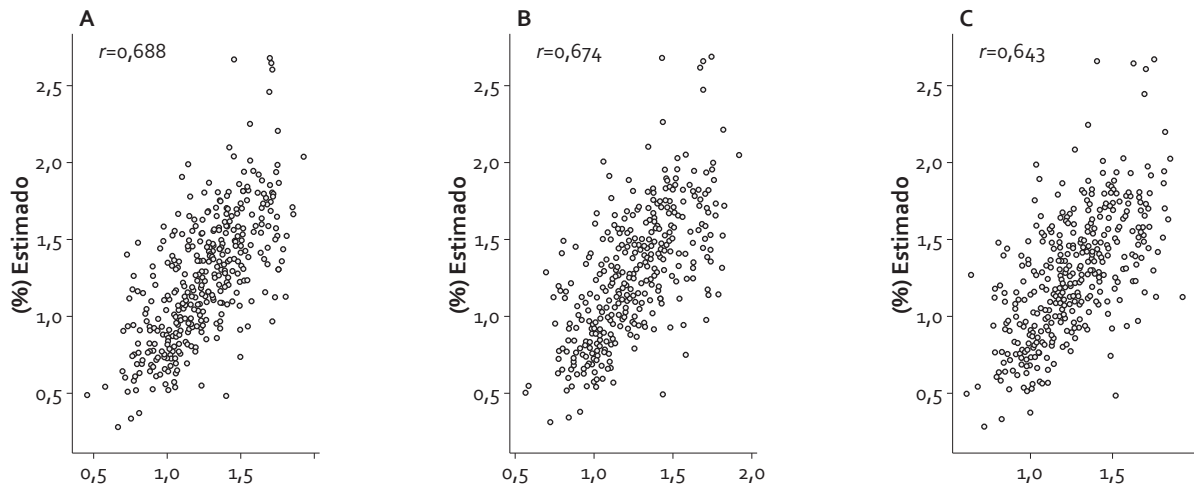
espacial, se ajustó un último modelo de regresión lineal múltiple convencional asumiendo independencia de residuos, supuesto que definitivamente se incumplió en nuestro caso.

Para los modelos ajustados se construyó un diagrama de dispersión entre el COS tal como se observó en campo y el COS estimado de cada modelo, de tal modo que se visualizara con mayor claridad el ajuste de los mejores modelos —SEM con retraso en variables explicativas y SARAR [1,1]— y la desventaja evidente con los modelos autorregresivos puro y regresión lineal múltiple no espacial. Adicionalmente se realizó un análisis de correlación de Pearson donde el mejor modelo fue SEM con retraso en variables explicativas con 0,688, además, con la menor varianza residual y el menor criterio de información de Akaike (Figura 4). En todos los modelos se verificó el supuesto de Normalidad usando diferentes pruebas (Cramer-von Mises, Lilliefors).

## Discusión

La variabilidad de las propiedades del suelo es una condición inherente al mismo y depende, aparte del tipo de suelo, de la propiedad que se analice (Jaramillo et al., 2006). Hay más variabilidad en las propiedades químicas que en las físicas y más en aquellos suelos que están siendo sometidos a uso agropecuario que los no disturbados en condición natural. Aquellas propiedades que más se alteran por el manejo del suelo (fertilización, riego, etc.) serán las que presenten la mayor variabilidad (Paz-González et al., 2010). El suelo puede variar espacialmente en sus propiedades debido a los procesos naturales (pedogenéticos) que han actuado en su formación y/o debido al manejo (agropecuario o de otro tipo) que se hace en él (Briggs et al., 2006; Ávila et al., 2015; Begum et al., 2018).

Entre las diversas propiedades químicas del suelo se destaca el contenido de COS, pues está relacionado con sustentabilidad de los sistemas agrícolas pues afecta directamente otras propiedades ligadas al rendimiento de los cultivos (pues suele mejorar la solubilidad de los nutrientes), propiedades tanto químicas como físicas y biológicas (Martínez et al., 2008; Chen et al., 2017; Begum et al., 2018; Zamora-Morales et al., 2018). La concentración de COS



**Figura 4.** Diagrama de dispersión entre el carbono orgánico del suelo en campo y estimado a través de modelos de regresión múltiple espaciales. A, SEM con retraso en variables explicativas; B, SARAR [1,1]; C, regresión múltiple no espacial

osciló entre 0,28% y 2,67% con una media de 1,25%. Esta variabilidad de casi 10 veces el valor superior respecto al inferior (y coeficientes de variación alrededor del 30%) justifican un análisis espacial en lugar del análisis convencional para el estudio del contenido de COS y su relación con algunas propiedades químicas del suelo. Aunque sin duda no resulta simple generar modelos geoquímicos espaciales debido a las características de heterogeneidad espacial de las propiedades del suelo, es posible aún aproximar y predecir el *stock* de COS por medio de modelos de modo que pueda mejorarse el manejo del suelo (Chen et al., 2018; Begum et al., 2018). De aquí la importancia de implementar los modelos de econometría espacial con este propósito.

McGrath y Zhang (2003) encontraron que las concentraciones más bajas de COS están asociadas con mayores porcentajes de tierra en labranza. Los autores detectaron valores atípicos espaciales y posteriormente depuraron su matriz de datos encontrando seguidamente que la distribución espacial de las concentraciones de COS basadas en la interpolación de kriging evidenciaban patrones espaciales coherentes, además encontraron que los suelos de mayor elevación contienen concentraciones más altas de COS.

En la zona del Norte de Santander en Colombia es una práctica común el riego del cultivo de arroz, de hecho, casi toda la zona es circundada por diferentes ríos lo que facilita el riego por gravedad controlado por esclusas. Este mismo riego puede influenciar los

contenidos de COS, de hecho, se ha encontrado relación entre las concentraciones del carbono orgánico disuelto (COD) en el agua de riego y las reservas de COS en un rango de escalas espaciales en subcapas del sistema River Dee en el noreste de Escocia. Sus resultados muestran que mientras el COS es un buen predictor de la concentración del COD en las tres escalas, las relaciones más fuertes se encontraron en las cuencas de pequeña escala. Los datos también mostraron que, para una determinada reserva de C del suelo, los arroyos que drenan las cuencas de las tierras bajas (menores a 700 m) tenían mayores concentraciones de carbono orgánico disuelto que las que drenan las cuencas de las tierras altas (mayores a 700 m), lo que sugiere que la perturbación y el uso de la tierra pueden tener un pequeño efecto en la concentración del COD. Sus resultados, sugieren que la relación entre la concentración del COD en el agua de riego y la cuenca del suelo existe en una gama de escalas espaciales (Aitkenhead et al., 1999).

En el distrito de riego los diferentes contenidos de COS se pueden atribuir a las prácticas de manejo que se llevan a cabo, como la quema de residuos de cosecha lo cual afecta de manera diferenciada los niveles de carbono a corto y largo plazo; otro factor asociado con la quema es el viento, el cual puede producir un arrastre de ceniza que posee una cantidad de carbono que varía de acuerdo al grado de combustión que sea sometida (Heard et al., 2006), la cual cae sobre los diferentes predios vecinos alterando su contenido.



Según el estudio general de suelos y zonificación de tierras de Norte de Santander (IGAC, 2011), la asociación de suelos VVBa presentes en la zona pertenecen al tipo Fluventic dystrochrepts con concentraciones de CO del 2,1% (0 a 20 cm) y Aeric fluvaquents con 0,7%-0,9% de CO (0 a 30 cm). Esta característica podría indicar que la zona donde hay mayores niveles de CO corresponden a suelos Fluventic dystrochrepts y los menores contenidos a suelos Aeric fluvaquents, sin embargo, la distribución espacial muestra muy pocos puntos con concentraciones superiores a 2,1% pero con mayor frecuencia entre 1,2% a 1,6%, lo que podría suponer un predominio del tipo Aeric fluvaquents con concentraciones bajas de COS. Con relación a las concentraciones altas o superiores del 2% que se presentan como pequeños parches, corresponde al producto de la acumulación de COS por riego o simplemente por las quemadas usuales del tamo del arroz en un suelo Aeric fluvaquents.

Los modelos espaciales evidenciaron clara relación del Ca con el contenido de COS, de hecho, desde hace más de medio siglo se ha atribuido a la lixiviación sea cual sea la zona climática, las acumulaciones de carbonatos de calcio, sin embargo, recientes investigaciones sugieren que la acumulación de carbonatos de calcio secundario es más una consecuencia de las interacciones mineral-orgánicas sea cual sea el pedoclima, por lo que la hipótesis de lixiviación resulta especulativa, primero, porque la presión de CO<sub>2</sub> es más alta en suelos más profundos, y en segundo lugar, se necesitaría más espacio poroso para lograr precipitar el carbonato, y finalmente, las acumulaciones del carbonato de calcio se relacionan con características bióticas, de modo que su precipitación está principalmente afectada por la materia orgánica, de ahí una razón probable de la estrecha relación del calcio con el COS del suelo (Verrecchia et al., 2005). Trabajos como Clough y Skjemstad (2000) evidenciaron que los materiales orgánicos se protegen más en suelos calcáreos que no calcáreos, independientemente de si el calcio se produce naturalmente o por enmiendas aplicadas al suelo. La investigación encontró que la presencia de calcio intercambiable redujo las pérdidas de material orgánico en aproximadamente un 7% debido a la formación de puentes de calcio. Estos resultados

tienen implicaciones al momento de generar recomendaciones de fertilizantes, ya que el calcio no afecta la degradabilidad de la materia orgánica. De igual manera Araújo et al. (2019), mencionan que las aplicaciones de yeso en un suelo ácido aumenta el secuestro de carbono en el suelo en las capas más profundas.

Bouajila y Gallali (2008) mostraron que la materia orgánica no es la misma en suelos carbonatados que no carbonatados, de hecho, la presencia de importantes niveles de carbonato de calcio afecta significativamente diferentes compuestos de la materia orgánica. Los autores aseveran que, en suelos con carbonatos de calcio, la materia orgánica fue el agente principal de agregación de las partículas del suelo, lo que sugiere que la materia orgánica y por ende el COS mejoran la estabilidad de los agregados. Con este resultado y a la luz de los modelos espaciales, el coeficiente asociado al calcio estuvo alrededor de 0,05 en todos los modelos que involucraron variables explicativas, por lo que un aumento en una unidad de medida del calcio aumenta el contenido de COS. El ensayo de Hu et al. (2011) mostró que el calcio del suelo fue un factor positivo en mantener la estabilidad del COS ya que la mineralización del COS es un proceso biótico, son las bacterias, los hongos y las plantas (tamo del arroz específicamente para la actual publicación) las que inducen la precipitación del carbonato de calcio pirogénico, concluyendo que este tipo de carbonatos y el tamo del arroz fueron los dos principales factores que influyeron en la mineralización del COS, lo que sin duda por la inmovilización causada por los microorganismos termina siendo benéfico en la liberación de nutrientes y en el mantenimiento de la productividad aún en suelos caracterizados por ser poco fértiles, por lo que se sugiere la incorporación del tamo del arroz para mantener el balance de acumulación y mineralización del COS en suelos con altos contenidos de calcio evitando la quema del mismo (Chen et al., 2017).

Al igual que el Ca, el magnesio (Mg) también es conocido como uno de los nutrientes esenciales en los cultivos. Cuando el magnesio es deficiente en el cultivo del arroz se produce una reducción de la biomasa de los brotes, disminución en la concentración total de clorofila y reducción de las actividades de



la nitrato-reductasa. Se han percibido efectos antagónicos y moderadamente sinérgicos entre K y Mg, pero los efectos de K fueron mucho más significativos que los de Mg en su captación y translocación. Estos hallazgos evidencian su importancia en el cultivo de arroz, de modo que la presencia de estos en el suelo en relaciones apropiadas pudiera tener efectos claros en el rendimiento del cultivo (Ding et al., 2006).

Suelos con una gran intervención son proclives a su degradación, de modo que el estudio de la variabilidad espacial de sus propiedades puede ayudar a detectar zonas que deben ser manejadas adecuadamente para minimizar su degradación. Behera y Shukla (2015) estudiaron la degradación de los suelos mediante el estudio de la variabilidad espacial de la acidez del suelo, el contenido de carbono orgánico en el suelo, el potasio intercambiable, el calcio y el magnesio. Sus resultados mostraron una acidez del suelo con baja variabilidad, sin embargo, las otras propiedades mostraron una variabilidad moderada, encontrando relaciones significativas entre potasio, magnesio y calcio con el carbono orgánico del suelo, precisamente los elementos que mostraron en nuestra investigación mayor dependencia espacial a nivel del suelo. De este modo, estas propiedades pueden ser usadas para modificar los niveles de carbono en suelo y por ende en la materia orgánica, lo que aporta una nueva ventaja al modelado de estas propiedades en el estudio de la degradación de los suelos (Begum et al., 2018).

Una predicción robusta de los contenidos de carbono del suelo involucra la consideración de la descomposición acelerada del material vegetal, debido a inundaciones, labranza de la tierra, manejo de los cultivos, entre otras. El suelo no es un medio homogéneo, por lo que el tiempo de los procesos de degradación y estabilización también está regulado por el complejo de distribución espacial de la materia orgánica, microorganismos y minerales.

Sin duda, el modelado permitió responder a las preguntas inicialmente planteadas, pues aún en presencia de actividades humanas aparentemente manejadas de forma individual sobre las melgas, se pudo no solo encontrar patrones espaciales entre el COS y algunas propiedades químicas, especialmente con los contenidos de calcio, por lo que si se quiere

mejorar la materia orgánicas de los suelos arroceros, se pueden manejar planes de fertilización que según los modelos puedan mejorar la calidad de los suelos basados en el contenido de materia orgánica (Chen et al., 2018; Begum et al., 2018). Además, como es bien conocida la capacidad del carbono orgánico del suelo en regular el contenido de pesticidas, este puede ser otra utilidad del proceso de modelado, solo falta que estas variables puedan ser medidas en campo y se pueda disponer de esta información para que estas a su vez puedan ser incorporadas en el proceso de modelado, de modo que pueda predecirse el cambio en los niveles de COS con cambios atribuibles a los agroquímicos, de modo que puedan establecerse políticas que permitan afectar menos al ambiente garantizando una máxima producción restringida por un menor daño al entorno ambiental. Modelar espacialmente el carbono orgánico del suelo es clave para la posterior medición de las tasas de acumulación y pérdida, las cuales se estiman normalmente por observación directa o basada en inferencias debida a medidas con métodos radiactivos. Si en condiciones normales, la hojarasca es la principal fuente de pérdida de carbono de los suelos (anualmente entre  $2 \cdot 10^6$  a  $10 \cdot 10^6$  g C/ha), es de importancia considerar escenarios donde las inundaciones y la quema del tamo del arroz pueden aumentar las pérdidas por aportes de carbono lábil, por lo que nuestra medición es base para la medición posterior y evaluación del cambio (Trumbore y Czimczik, 2008).

El progreso futuro provendrá de estudios que combinen medidas de comunidad y actividad microbiana, y propiedades físicas y químicas del suelo, la estructura, edad y naturaleza química de la materia orgánica almacenada en los suelos (Chen et al., 2018). Los nuevos estudios no deberían enfocarse solo en mejorar los modelos que se hacen hasta los 20 cm, además debe reconocerse que los procesos del suelo se extienden en tres dimensiones, es decir, no solo de latitud y longitud, sino en la profundidad del suelo donde están las raíces de los cultivos. La predicción de los cambios del contenido del carbono orgánico del suelo y su relación con otras propiedades físicas, químicas y biológicas será la ruta más segura, pues es indudable la importancia de la materia orgánica de los suelos en la sostenibilidad de la sociedad.

## Conclusiones

El rango de variabilidad del COS fue de 2,39%, con un mínimo de 0,28% y un máximo de 2,67% y con un promedio de 1,25%, lo que genera una relación de casi 10 veces el valor superior respecto al inferior (y coeficientes de variación alrededor del 30%), esto justificó un análisis espacial debido a la gran variabilidad encontrada entre los diferentes puntos de muestreo.

El análisis de la dependencia espacial sobre el conjunto global de propiedades químicas evaluadas evidenció dependencia significativa desde el punto de vista estadístico en las variables Mg, Ca, K, Cu, COS y capacidad de intercambio catiónico efectiva.

A pesar de los disturbios antropogénicos a los que están sometidos los suelos del Norte de Santander Colombiano, los modelos evidenciaron aún patrón de dependencia espacial, sobre todo en los residuales. Todos los modelos econométricos espaciales evidenciaron clara relación del Ca con el contenido de COS del suelo, lo que se soporta con recientes investigaciones que mencionan que la acumulación de carbonatos de calcio secundario es más una consecuencia de las interacciones mineral-orgánicas sea cual sea el pedo-clima, reconociendo que las acumulaciones del carbonato de calcio se relacionan con características bióticas, de modo que su precipitación está principalmente afectada por la materia orgánica, de ahí una razón probable de la estrecha relación del calcio con el COS del suelo. Otras variables predictoras asociadas a las propiedades químicas, donde se evidenció finalmente relación espacial con el COS fueron el Mg, K, Cu, Zn, además del propio Zn rezagado espacialmente.

La posibilidad de ajuste de modelos econométricos espaciales sobre datos en ambiente fuertemente perturbados asegura la posibilidad de hacer predicciones del carbono orgánico del suelo como función de algunas propiedades químicas, lo que muy probablemente asegurará la incorporación de indicadores del rendimiento, lo que puede generar un mapeo sitio-específico del rendimiento y del manejo de la fertilización así como en la generación de propuestas para crear alertas tempranas sobre la pérdida del COS y su relación con el desprendimiento de metano a causa de la quema de residuos de cosecha, pues la introducción de cambios deliberados en el

modelo a partir de simulaciones estadísticas pueden permitir la prospección de escenarios que sirvan a los investigadores interesados como base para la toma de decisiones ambientales para la protección adecuada del suelo.

---

**Agradecimientos.** Los autores agradecen a Asozulia, especialmente al Ingeniero agrónomo Juan Carlos Salcedo, por la facilitación de la información y por la disposición de aclarar todos los aspectos consultados sobre los datos proporcionados.

---

**Conflicto de intereses.** El manuscrito fue preparado y revisado con la participación de los autores, quienes declaran no tener algún conflicto de interés que ponga en riesgo la validez de los resultados aquí presentados.

---

## Bibliografía

- Aitkenhead, J., Hope, D., Billett, M., 1999. The relationship between dissolved organic carbon in stream water and soil organic carbon pools at different spatial scales. *Hydrol. Proces.* 13, 1289-1302. DOI: 10.1002/(SICI)1099-1085(19990615)13:8<1289::AID-HYP766>3.0.CO;2-M
- Araújo, L., Sousa, D., Figueiredo, C., Rein, T., de Souza Nunes, R., Santos Júnior, J., Malaquias, J., 2019. How does gypsum increase the organic carbon stock of an Oxisol profile under sugarcane? *Geoderma* 343, 196-204. DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.02.029
- Arbia, G., 2014. A primer for spatial econometrics with applications in R. Palgrave text in Econometrics. Palgrave Macmillan, Basingstoke, UK. DOI: 10.1057/9781137317940
- Ávila P., E., Leiva, F., Darghan, A., Madriñán M., R., 2015. Effect of aggregate size and superficial horizon differentiation on the friability index of soils cultivated with sugar cane: a multivariate approach. *Agron. colomb.* 33, 92-98. DOI: 10.15446/agron.colomb.v33n1.49855
- Begum, K., Kuhnert, M., Yeluripati, J., Ogle, S., Parton, W., Kader, M., Smith, P., 2018. Soil organic carbon sequestration and mitigation potential in a rice cropland in Bangladesh – a modelling approach. *Field Crops Res.* 226, 16-27. DOI: 10.1016/j.fcr.2018.07.001
- Behera, S., Shukla, A., 2015. Spatial distribution of surface soil acidity, electrical conductivity, soil organic carbon content and exchangeable potassium, calcium and magnesium in some cropped acid soils of India. *Land Degrad. Develop.* 26, 71-79. DOI: 10.1002/ldr.2306
- Bouajila, A., Gallali, T., 2008. Soil organic carbon fractions and aggregate satability in carbonated and no carbonated soils in Tunisia. *J. Agron.* 7, 127-137. DOI: 10.3923/ja.2008.127.137

- Briggs, C., Busacca, A., McDaniel, P., 2006. Pedogenic processes and soil-landscape relationships in North Cascades National Park, Washington. *Geoderma* 137, 192-204. DOI: 10.1016/j.geoderma.2006.08.015
- Canal, R., Arnaude, O., Ortiz, A., Valverde, B., Fuentes, C., 2009. Caracterización morfológica de poblaciones de arroz maleza, en el distrito de riego del río Zulia, Norte de Santander, Colombia. *Agron. Trop.* 59, 387-400.
- Chen, Z., Wang, H., Liu, X., Zhao, X., Lu, D., Zhou, J., Li, C., 2017. Changes in soil microbial community and organic carbon fractions under short-term straw return in a rice-wheat cropping system. *Soil Tillage Res.* 165, 121-127. DOI: 10.1016/j.still.2016.07.018
- Chica, L., Tirado, Y., Barreto, J., 2016. Indicadores de competitividad del cultivo del arroz en Colombia y Estados Unidos. *Rev. Cienc. Agríc.* 33, 16-31. DOI: 10.22267/rcia.163302.49
- Clough, A., Skjemstad, J., 2000. Physical and chemical protection of soil organic carbon in three agricultural soils with different contents of calcium carbonate. *Aust. J. Soil Res.* 38, 1005-1016. DOI: 10.1071/SR99102
- Cuevas, A., 2012. El clima y el cultivo del arroz en Norte de Santander. *Rev. Arroz* 60, 4-8.
- Ding, Y., Luo, W., Xu, G., 2006. Characterization of magnesium nutrition and interaction of magnesium and potassium in rice. *Annu. Appl. Biol.* 149, 111-123. DOI: 10.1111/j.1744-7348.2006.00080.x
- Heard, J., Cavers, C., Adrian, G., 2006. Up in smoke-nutrient loss with straw burning. *Better Crops* 90, 10-11.
- Hu, L., Su, Y., He, X., Wu, J., Zheng, H., Li, Y., Wang, A., 2011. Response of soil organic carbon mineralization in typical Karst soils following the addition of <sup>14</sup>C-labeled rice straw and CaCO<sub>3</sub>. *J. Sci. Food Agric.* 92, 1112-1118. DOI: 10.1002/jsfa.4647
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), 2011. Estudio general de suelos y zonificación de tierras departamento Norte de Santander. Bogotá.
- Jain, T., Graham, R., Adams, D., 1997. Carbon to organic matter ratios for soils in Rocky Mountain coniferous forests. *Soil Sci. Am. J.* 61, 1190-1195. DOI: 10.2136/sssaj1997.03615995006100040026x
- Jaramillo, D., 2006. Efecto de la variabilidad sistemática de la producción de frijol en experimentos de fertilización. Segunda siembra. *Rev. Fac. Nac. Agron. Medellín* 59, 3147-3165.
- Levine, E., Kimes, D., 1997. Predicting soil carbon in Mollisols using neural networks. En: Lal, R., Kimble, J., Follett, R., Stewart, B. (Eds.), *Soil process and the carbon cycle*. CRC Press, Boca Raton, FL.
- Martínez, E., Fuentes, J., Acevedo, E., 2008. Carbono orgánico y propiedades del suelo. *R.C. Suelo Nutr. Veg.* 8, 68-96. DOI: 10.4067/S0718-27912008000100006
- McGrath, D., Zhang, C., 2003. Spatial distribution of soil organic carbon concentrations in grassland of Ireland. *Appl. Geochem.* 18, 1629-1639. DOI: 10.1016/S0883-2927(03)00045-3
- Meersmans, J., De Ridder, F., Canters, F., De Baets, S., Van Molle, M., 2008. A multiple regression approach to assess the spatial distribution of soil organic carbon (SOC) at the regional scale (Flanders, Belgium). *Geoderma* 143, 1-13. DOI: 10.1016/j.geoderma.2007.08.025
- Moran, P., 1948. The interpretation of statistical maps. *J. R. Stat. Soc. Series B Stat. Methodol.* 10, 243-251.
- Muñoz, D., Martínez, A., 2015. Evaluación de la calidad de los suelos en áreas cultivadas con arroz riego y secano en los Llanos de Casanare. *Rev. Guarracuco* 19(30), 39-48.
- Pastukhov, A., 2016. Methodology for spatial modeling of soil organic carbon stocks In the north of European Russia. *Earth's Cryosphere* 20, 32-40.
- Paz-González, A., Vieira, S., Taboada, M., 2010. The effect of cultivation on the spatial variability of selected properties of an umbric horizon. *Geoderma* 97, 273-292.
- Rahman, F., Rahman, M., Mustafizur, R., Saleque, M., Sakhawat, H., Miah, M., 2016. Effect of organic and inorganic fertilizers and rice straw on carbon sequestration and soil fertility under a rice-rice cropping pattern. *Carbon Manag.* 7, 41-53. DOI: 10.1080/17583004.2016.1166425
- Trumbore, S., Czimczik, C., 2008. An uncertain future for soil carbon. *Science* 321, 1455-1456. DOI: 10.1126/science.1160232
- Verrecchia, E., Braissant, O., Cailleau, G., Dupraz, C., Aragno, M., 2005. Secondary CaCO<sub>3</sub> accumulation in soils: origin and role in carbon storage. En: *European Geosciences Union, Viena, Austria. EGU05-A-00406*
- Westman, C., Hytönen, J., Wall, A., 2006. Loss-on-ignition in the determination of pools of organic carbon in soils of forests and afforested arable fields. *Commun. Soil Sci. Plant Anal.* 37, 1059-1075. DOI: 10.1080/00103620600586292
- Zamora-Morales, B., Mendoza-Cariño, M., Sangerman-Jarquín, D., Quevedo, A., Navarro-Bravo, A., 2018. El manejo del suelo en la conservación de carbono orgánico. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* 9, 1787-1799. DOI: 10.29312/remexca.v9i8.1723