

Variabilidad de carbono en el suelo de un arrozal en Costa Rica

Roberto Aguirre-Elizondo¹

Mayela Monge-Muñoz¹

Ana Gabriela Pérez-Castillo¹

Melvin Alpízar-Marín¹

Helber Guillen-Arroyo¹

Cristina Chinchilla-Soto^{1,§}

1 1 Centro de Investigación en Contaminación Ambiental-Universidad de Costa Rica. Montes de Oca, Costa Rica. AP. 1. CP. 11501-2060. (roberto.aguirre@ucr.ac.cr; mayela.monge@ucr.ac.cr; ana.perezcastillo@ucr.ac.cr; melvin.alpizar@ucr.ac.cr; helber.guillen@ucr.ac.cr).

Autor para correspondencia: cristina.chinchilla@ucr.ac.cr.

Resumen

El conocimiento del reservorio de carbono del suelo (RCS) es vital para la gestión de prácticas agrícolas apropiadas, como la labranza y para el monitoreo en los cambios en el RCS en proyectos relacionados con la mitigación de la huella de carbono. El objetivo de este estudio es cuantificar la variabilidad y distribución espacial del reservorio de carbono del suelo. En el año 2019, en 1 ha se realizaron 45 micro-calicatas (1 x 0.8 x 1 m) y se analizaron cuatro estratos. Se cuantificó la distribución vertical del carbono y otras propiedades químicas y físicas del suelo que afectan la producción de arroz en Parrita, Costa Rica. Se elaboró un mapa de predicción espacial de la distribución del carbono y se estimó la efectividad de la predicción del reservorio de carbono del suelo cuando se utilizan diferentes cantidades de puntos de muestreo: 45, 27, 15 y 7. Como medidas de precisión, se calculó el error absoluto medio y el error cuadrático medio. El reservorio de carbono del suelo en el perfil total (0-100 cm) fue de 85.8 (± 2.6) Mg C ha⁻¹, donde los primeros 30 cm representaron el 46.2% del C total. La predicción de la distribución espacial sugiere que, en cultivos agrícolas anuales con sistemas de labranza, 15 puntos ha⁻¹ pueden estimar efectivamente el reservorio de carbono del suelo.

Palabras clave:

interpolación geoestadística, mapeo de suelos, método Kriging, mitigación del cambio climático.



License (open-access): Este es un artículo publicado en acceso abierto bajo una licencia **Creative Commons**

Introducción

Los suelos son fundamentales para la mitigación del cambio climático, ya que representan el mayor reservorio de carbono (C) de la biosfera terrestre (Zomer *et al.*, 2017). Si bien están surgiendo iniciativas que promueven el secuestro de C en el suelo (FAO, 2019), la fijación de C basada en árboles domina los mercados de crédito de C (Valderrama *et al.*, 2018). Estos mercados, moldeados por programas y políticas voluntarias como el Régimen de Comercio de Derechos de Emisión de la UE, el Acuerdo de París y la iniciativa 4 por 1 000 (Lal, 2016), requieren plataformas sólidas para el seguimiento y la verificación del C del suelo a escala (Smith *et al.*, 2020).

La estimación precisa de los reservorios de carbono del suelo (SCS), por sus siglas en inglés exige resoluciones espaciales y temporales adecuadas, junto con protocolos mundiales estandarizados (FAO, 2020). Comprender la variabilidad de los reservorios de C y nitrógeno (N) es esencial para analizar cómo las prácticas agrícolas, en particular la labranza, afectan las propiedades del suelo. Esto permite la identificación de estrategias óptimas de manejo del suelo para mejorar la producción de cultivos y preservar la salud del suelo. La determinación de los niveles iniciales de C en el suelo es crucial para establecer las condiciones de referencia para evaluar los cambios, la retención y la pérdida de C (Nayak *et al.*, 2019).

La distribución del C del suelo dentro del perfil es heterogénea (Jandl *et al.*, 2014), influenciada por factores como la distribución de las raíces, el uso de la tierra y las propiedades del suelo (Yu *et al.*, 2019). Si bien el C se acumula en capas más profundas (30-100 cm) (Aguilera *et al.*, 2013; Oliveira *et al.*, 2016), las profundidades de muestreo comunes (20-40 cm) pueden ser insuficientes para un seguimiento preciso del C (FAO, 2019). El muestreo superficial puede dar lugar a evaluaciones inexactas, especialmente en lo que respecta a la erosión (Davis *et al.*, 2018). En Costa Rica, la iniciativa Recsoil, enfocada en los sectores ganadero y cafetalero, utiliza una profundidad de muestreo de 30 cm. Sin embargo, la aplicabilidad de este protocolo en los sistemas de cultivo anual requiere una evaluación más profunda para una implementación más amplia (FAO, 2024).

Los incrementos de profundidad de muestreo apropiados son cruciales para cuantificar con precisión los cambios de C. Las técnicas comunes incluyen el muestreo por horizonte de suelo, que puede ser un desafío debido a las diferentes pautas de taxonomía del suelo, o por la profundidad fija (Davis *et al.*, 2018). Para tener en cuenta la variabilidad espacial, las metodologías de muestreo deben tener en cuenta factores como la distancia y la profundidad de los puntos de muestreo. Los métodos geoestadísticos, como el Kriging, son eficaces para cuantificar la distribución espacial y predecir el C del suelo (Wen *et al.*, 2015; Ahmed *et al.*, 2022).

Los objetivos de este estudio fueron cuantificar la distribución vertical del C del suelo a través del perfil del suelo (0-100 cm) y determinar el número óptimo de muestreos para cuantificar el SCS mediante la técnica de interpolación espacial. Nuestra hipótesis es que las propiedades del suelo, como el contenido de C, pueden predecirse mediante el uso combinado de métodos estadísticos y geoestadísticos. Este enfoque tiene como objetivo determinar el número óptimo de puntos de muestreo necesarios para capturar la variabilidad espacial (menos de 15 puntos por hectárea), optimizando así los recursos y mejorando la eficiencia del muestreo.

Material y métodos

Sitio del estudio

El estudio se llevó a cabo en el Pacífico Central costarricense, en la finca experimental de la Corporación Arrocera Nacional en Parrita, Puntarenas (9° 30' 55.02" N, 84° 22' 22.56" O). El área clasificada como bosque tropical húmedo (sistema de zonas de vida de L. Holdridge) presenta una temperatura media anual de 27 °C (máx. 32.5 °C y mín. de 22.5 °C), con precipitación media anual de 2 000 a 3 000 mm año⁻¹ (Alvarado-Velas *et al.*, 2021).

El suelo se clasificó como *Fluventic Haplustepts* con una textura gruesa media. Se trata de un Inceptisol aluvial caracterizado por ser coluvial del río Pirris, con un régimen climático ústico, baja materia orgánica, fertilidad media a alta, granulometría superficial media a fina en profundidad y presencia de afloramientos rocosos, para uso agrícola ver otras propiedades del suelo en el material suplementario (Cuadro 1).

Cuadro 1. Características físicas y químicas del suelo de la parcela experimental ubicada en la Finca Experimental Conarroz, Parrita, Costa Rica (n= 9).

Profundidad (cm)	Dap	Ksat	C	pH	CE	Arena	Arcilla	Limo
10	1.2 ±0.02	0.14 ±0.02	1.24 ±0.03	5.86 ±0.06	0.16 ±0.01	33 ±2.87	30.04 ±1.52	37.09 ±2.46
30	1.26 ±0.01	0.1 ±0.02	0.83 ±0.04	6.2 ±0.04	0.14 ±0.01	35.58 ±2.97	32.24 ±1.81	32.38 ±2.29
50	1.28 ±0.01	0.07 ±0.02	0.63 ±0.03	6.37 ±0.04	0.13 ±0.01	37.67 ±2.85	32.64 ±1.94	29.89 ±2.44
80	1.27 ±0.01	0.05 ±0.01	0.39 ±0.02	6.33 ±0.04	0.13 ±0.01	41.36 ±2.91	29.64 ±1.45	29.11 ±2.57

Diseño experimental

En 2019, se establecieron 45 puntos de muestreo en un área de 1 ha con un espaciamiento de aproximadamente 15 m para evaluar la variabilidad espacial de las propiedades del suelo. Se hizo una calicata de 1 x 0.8 x 1 m en cada punto. La calicata se dividió en cuatro estratos: 0 a 20 cm, 20 a 40 cm, 40 a 60 cm y 60 a 100 cm, con muestras tomadas en el centro de cada perfil (10, 30, 50 y 80 cm) para análisis químico y físico. Para el cálculo del SCS utilizamos los estratos 0-30, 30-60 y 60 a 100 cm según la FAO (2020) y para facilitar la comparación con otros esquemas que utilizan una profundidad de 0-30, se interpolaron los valores de las concentraciones originales de los estratos.

Propiedades físicas y químicas

El análisis de textura se realizó mediante el método del hidrómetro modificado. La densidad aparente se determinó con muestras no perturbadas, para lo cual se utilizaron cilindros de 8 x 5 cm. La conductividad hidráulica (CH) saturada se determinó mediante el método de columna de agua constante, en cilindros de 8 x 5 cm. Se midió el pH y la conductividad eléctrica (CE) (marca Mettler Toledo, modelo SevenGo Duo pro) en 1:1 H₂O.

El contenido total de C y N se determinó por combustión seca (método de Dumas) utilizando un analizador de CN cubo vario Macro (Elementar Analyse Systeme GmbH, Alemania). Dado que los datos no estaban distribuidos normalmente, se determinó la significancia de las diferencias entre las profundidades para todas las variables medidas mediante la prueba no paramétrica de H de Kruskal-Wallis y cuando se presentó una diferencia significativa (*p*-valor de 0.05), la prueba de Tukey-Kramer.

Se determinaron los niveles de significancia de las correlaciones de Pearson para encontrar la relación entre pares de variables. Todos los análisis estadísticos se realizaron en la interfaz del programa R Studio versión 1.1.463 (RStudio Team, 2020). Para analizar el grado de autocorrelación espacial de las variables se utilizó el índice I de Moran con valores nominales de 10 cm, 30 cm, 50 cm y 80 cm. Este índice examina la ubicación de cada observación a partir de una comparación con sus observaciones vecinas (Wu *et al.*, 2024).

Reservorios de carbono del suelo y de nitrógeno total del suelo (STN)

Los reservorios se estimaron a partir de las concentraciones de C y N y del volumen y la densidad de cada capa de suelo según la FAO (2022). Las diferencias en el efecto de la profundidad sobre el SCS y el STN se evaluaron a través de una separación del reservorio total (medido a 100 cm) en tres estratos de medición. Se examinaron las diferencias entre los estratos de medición utilizando un Anova de un factor y cuando hubo significancia (*p*-valor= 0.05), se realizó un análisis con la función de la diferencia significativa honesta de Tukey.

Optimización del muestreo del suelo mediante análisis geoestadístico y comparación de predicciones

La distribución espacial del reservorio de C y N del suelo se examinó mediante mapas de interpolación con ArcMap 10.5 y QGIS 3.12.3 con el software Grass 7.8.3, utilizando el Kriging ordinario de interpolación geoestadística. Se supone que los datos más cercanos a un punto de interés tienen mayor peso o influencia en la interpolación, este método es muy utilizado cuando la intensidad de muestreo es alta, y también es una buena opción cuando hay una distancia mínima en los datos (Bhunia *et al.*, 2018).

Se realizó un mapa de predicción de la distribución espacial del C en el suelo con diferencias en el número de puntos de muestreo: 45, 27, 15 y 7. La comparación de las predicciones se basó en medidas de precisión: el error absoluto medio (EAM), el error cuadrático medio (ECM) y la bondad de la predicción (G) (Schloeder *et al.*, 2001).

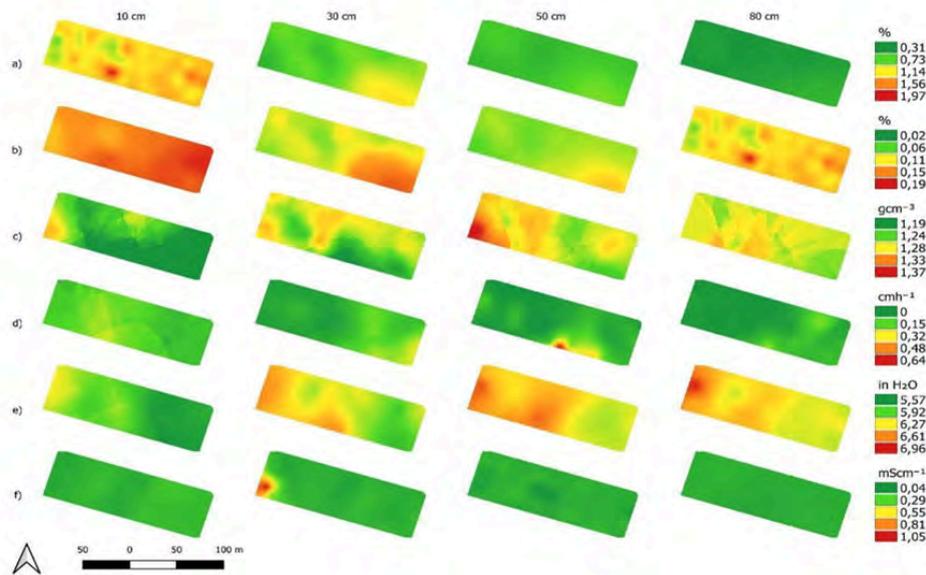
Resultados

Variabilidad de las propiedades físicas y químicas

La variabilidad espacial en C, N, pH, densidad aparente, CH y CE fue más pronunciada en los 10 cm superiores (Figura 1). Los contenidos totales de C y N alcanzaron un máximo de 1.23% (± 0.03) y 0.15% (± 0.003) en los 10 cm superiores, respectivamente, y disminuyeron con la profundidad, alcanzando mínimos de 0.39% (± 0.02) y 0.07% (± 0.002) en el estrato más profundo. La distribución de C fue homogénea en todos los estratos, mientras que el contenido de N varió dentro de la parcela.



Figura 1. Distribución espacial a) contenido de carbono total (%C); b) contenido de nitrógeno total (%N); c) densidad aparente (g cm^{-3}); d) conductividad hidráulica (cm h^{-1}); e) pH y f) conductividad eléctrica (mS cm^{-1}) realizada por interpolación Kriging ($n=45$) en la Finca Experimental en Parrita, Costa Rica. Los valores en la parte superior (10, 30, 50, 80 cm) son el punto medio en las categorías de suelo muestreadas como se describió previamente en la metodología.



La densidad aparente mostró valores mayores a 1 g cm^{-3} , aumentando de 1.2 g cm^{-3} (± 0.01) en el estrato superior a 1.28 (± 0.01) a 50 cm , el valor más alto registrado a través del perfil (Figura 1c). Este estrato presentó una alta variabilidad en la distribución horizontal. La CH disminuyó a través del perfil del suelo, de 0.14 cm h^{-1} (± 0.02) a 0.048 cm h^{-1} (± 0.01), manteniendo la homogeneidad horizontal en la parcela. A los 80 cm , la distribución fue uniforme con valores cercanos a cero (Figura 1d).

El pH del suelo aumentó con la profundidad, de 5.89 (± 0.06) a 10 cm a 6.33 (± 0.04) a 80 cm (Figura 1e), exhibiendo heterogeneidad horizontal con valores más altos hacia el oeste. La CE mostró uniformidad en toda la parcela, disminuyendo gradualmente con la profundidad, desde 0.16 mS cm^{-1} (± 0.01) en la capa superior del suelo hasta 0.13 mS cm^{-1} (± 0.01) (Figura 1f). El contenido de arcilla aumentó inicialmente de 30% (± 1.5) a 32.2% (± 1.8), pero disminuyó a un mínimo de 29.6% (± 1.5) por debajo de 50 cm de profundidad. El contenido de arena exhibió un aumento casi lineal de 33% (± 2.9) en la capa superior del suelo a 41.4% (± 2.9) en el estrato más profundo.

El contenido de limo disminuyó con la profundidad ($37.1 \pm 2.5\%$ a 10 cm vs. $29.1 \pm 2.6\%$ a 80 cm de profundidad). La CH presentó la mayor correlación con otras variables, material suplementario (Cuadro 2), mostrando correlaciones positivas con C, N, CE y arcilla. El contenido de arena se correlacionó positivamente con la densidad aparente ($r=0.306$, $p < 0.01$), el pH ($r=0.464$, $p < 0.01$) y la CE ($r=0.053$, $p < 0.05$). Como se anticipó, la correlación de Pearson más fuerte fue entre C y N ($r=0.957$, $p < 0.01$).



Cuadro 2. Análisis del coeficiente de correlación de Pearson entre los parámetros del suelo en la Finca Experimental Conarroz en Parrita, Costa Rica.

	Densidad aparente	CH	Carbono	Nitrógeno	pH	CE	Arena	Arcilla	Limo
Densidad aparente	1								
CH	-0.195**	1							
Carbono	-0.498***	0.329***	1						
Nitrógeno	-0.484***	0.34***	0.957***	1					
pH	0.356***	-0.217**	-0.599***	-0.6***	1				
CE	-0.002	0.041	0.054	0.097	-0.048	1			
Arena	0.306***	-0.238**	-0.342***	-0.392***	0.464***	0.053	1		
Arcilla	-0.096	0.038	0.126	0.161	-0.195**	-0.006	-0.531***	1	
Limo	-0.293***	0.252***	0.316***	0.35***	-0.414***	-0.058	-0.816***	-0.056	1

* = nivel de significancia al 5%; ** = nivel de significancia al 1%; *** = nivel de significancia al 0.1%; CH= conductividad hidráulica; CE= conductividad eléctrica.

En cuanto a la autocorrelación espacial del índice global de Moran, C, N, CH y pH presentaron asociación espacial débil en los primeros 10 cm (C: 0.34, N: 0.34, CH: -0.11 y pH: 0.29), alcanzaron la autocorrelación espacial más fuerte a los 30 cm (C: 0.64, N: 0.69, CH: 0.32, pH: 0.49), variables que disminuyen nuevamente a 50 cm y 80 cm de profundidad, como lo indica un valor Z bajo (Z-valor < 4.02).

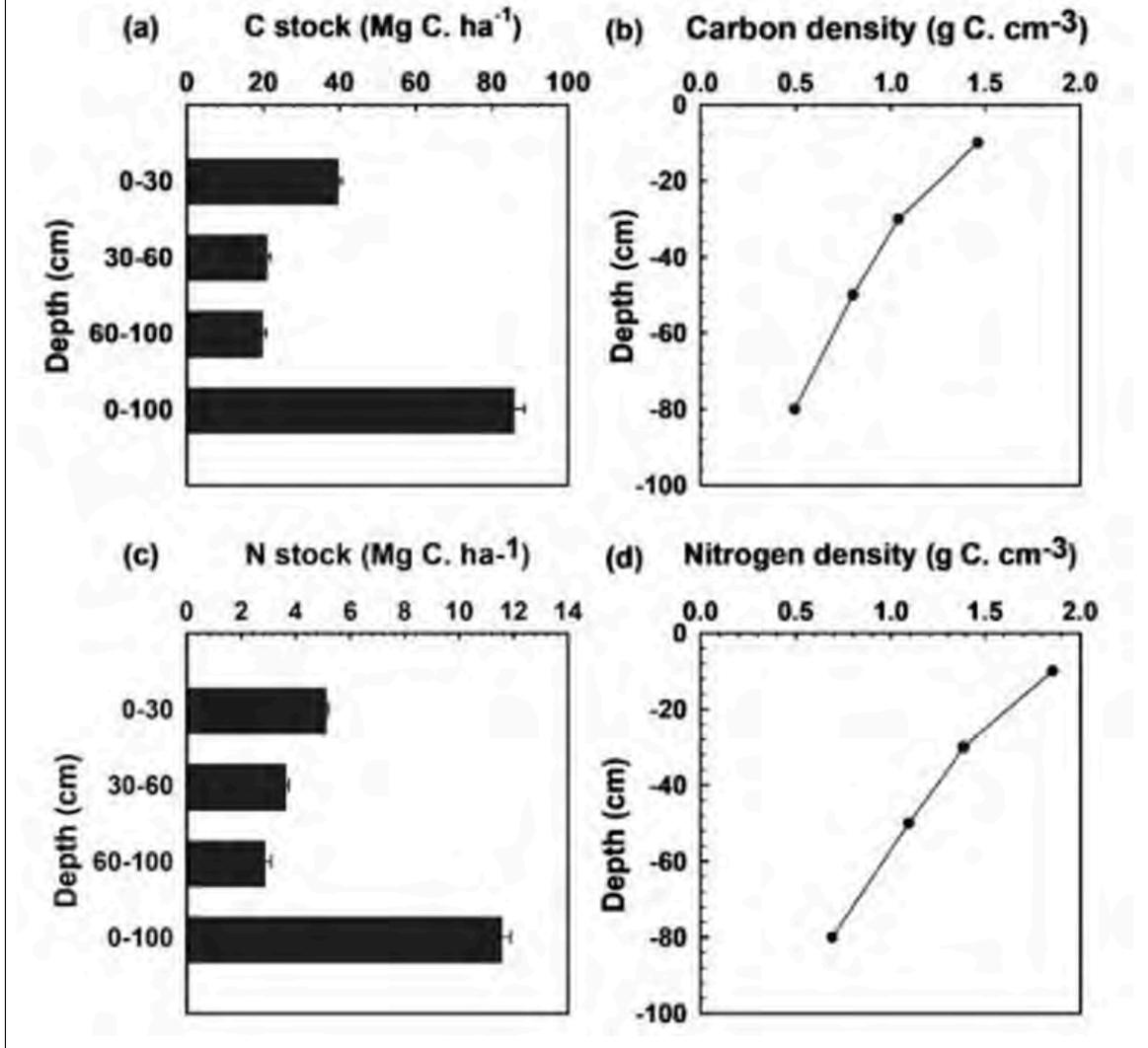
La densidad aparente y la CE mostraron una autocorrelación espacial consistentemente baja en todos los estratos del suelo. Valores de autocorrelación de la densidad aparente que oscilan entre 0.26 y -0.18, alcanzando un máximo de 50 cm (0.26), pero que siguen siendo insuficientes para una alta asociación espacial. Del mismo modo, la CE mantuvo la tendencia de baja autocorrelación en todas las profundidades, con valores que oscilaron entre 0.37 y -0.03.

Reservorios de carbono y nitrógeno del suelo

En el perfil total (0-100 cm), el SCS fue de 85.8 (± 2.6) Mg C ha⁻¹ (Figura 2a) con un valor máximo de C en los primeros 10 cm. El C del suelo disminuyó con la profundidad, con el mayor contenido de C (46.2%) en los 30 cm superiores (39.64 ± 0.86 Mg C ha⁻¹), mientras que los 30 a 60 cm representaron el 24.3% (20.93 ± 0.81 Mg C ha⁻¹) y los 60 a 100 cm el 23.1% restante (19.77 ± 0.95 Mg C ha⁻¹) del SCS.



Figura 2. a) reservorio de carbono del suelo (Mg C ha^{-1}); b) densidad de carbono del suelo (g C cm^{-3}); c) reservorio de nitrógeno (Mg N ha^{-1}) y d) densidad de nitrógeno (g N cm^{-3}) a 30, 60 y 100 cm de profundidad en la Finca Experimental en Parrita, Costa Rica ($n=15$).



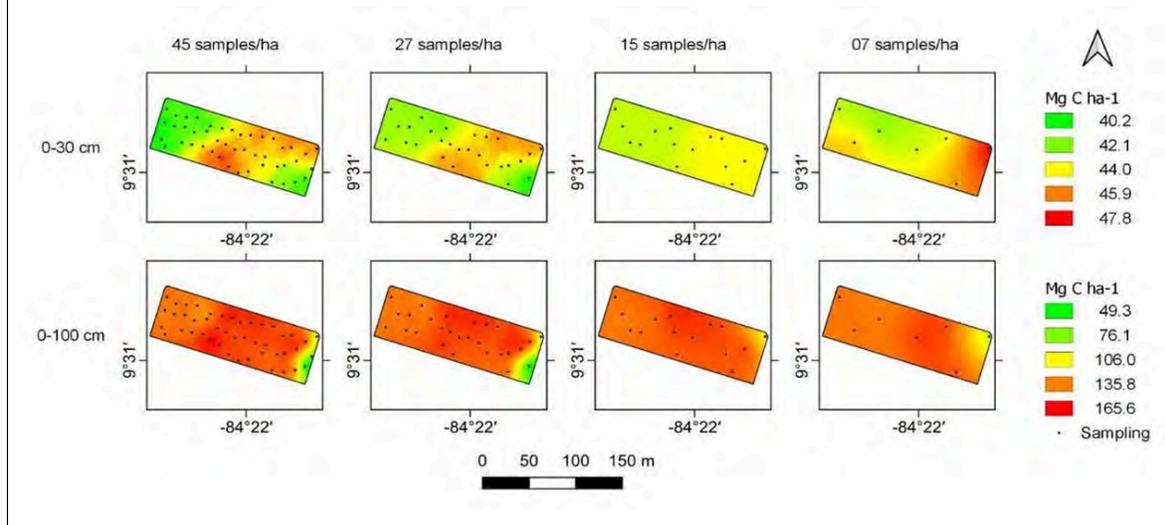
El STN fue de $11.54 (\pm 0.36) \text{ Mg N ha}^{-1}$ (Figura 2c). Como era de esperar, el STN disminuye más linealmente con la profundidad que el C del suelo. El contenido de STN mostró una diferencia significativa entre los estratos, el de 0 a 30 cm representó el 44.2% ($3.52 \pm 0.12 \text{ Mg N ha}^{-1}$), el de 30 a 60 cm representó el 31.3% ($5.1 \pm 0.09 \text{ Mg N ha}^{-1}$) y el de 60 a 100 cm representó el 24.9% ($2.87 \pm 0.2 \text{ Mg N ha}^{-1}$).

Las densidades de C y N se estimaron para evitar el efecto del espesor de la capa de suelo en la evaluación del reservorio. Las densidades de C y N disminuyeron con la profundidad (Figura 2b; 2d) desde un máximo de $1.46 \text{ g C cm}^{-3} (\pm 0.026)$ y $1.85 \text{ g N cm}^{-3} (\pm 0.029)$ a 10 cm, respectivamente, a un valor mínimo de $0.49 \text{ g C cm}^{-3} (\pm 0.02)$ y $0.69 \text{ g N cm}^{-3} (\pm 0.06)$ a 80 cm de profundidad.

Optimización del esfuerzo de muestreo

El efecto del esfuerzo de muestreo en las predicciones de SCS mostró una reducción importante cuando las muestras se redujeron de 45 a 27, pero la predicción de la variabilidad no cambió con 15 o 7 muestras. La distribución del SCS se mantuvo constante entre 0 y 100 cm al reducir el número de muestras de 45 a 7 (Figura 3).

Figura 3. Distribución espacial de los reservorios de carbono en el suelo (Mg C ha^{-1}) por interpolación utilizando el método de Kriging ($n=45$, $n=27$, $n=15$ y $n=7$) en la Finca Experimental en Parrita, Costa Rica.



Para SCS en perfiles de suelo de 0-30 cm y 0-100 cm, 20 m entre puntos de muestreo (es decir, 15) alcanzaron una efectividad de predicción de 99.38 y 99.98, respectivamente, dando una predicción casi perfecta. Para una distancia menor (15 m) entre puntos de muestreo (es decir, 45) los valores se vuelven negativos (-5.83 y 61.52 a 0-30 cm y 0-100 cm, respectivamente), lo que demuestra que habría sido mejor utilizar la media general que la predicción, material complementario (Cuadro 3).

Cuadro 3. Efectividad de predicción de valores de distancia (G %), utilizando el método de Kriging ordinario para existencias de carbono del suelo de 0-30 cm y 0-100 cm con diferencias entre puntos de muestreo (45, 27, 15 y 7).

Puntos de muestreo	Distancia entre puntos (m)	G (%)	
		0-30 cm	0-100 cm
45	15	-5.83	61.52
27	17	69.92	84.98
15	20	99.38	99.97
7	45	0.01	5.12

Discusión

Variabilidad de las propiedades físicas y químicas

La distribución a diferentes profundidades del suelo puede verse afectada diferencialmente por factores como la textura. Nuestro estudio, al igual que el de Chatterjee *et al.* (2020), sugiere que el contenido de limo y arcilla en el suelo tuvo una relación con el C del suelo, respaldada por una correlación positiva de Pearson del C con estos elementos texturales, particularmente con el limo (Augustin y Cihacek, 2016; Matus *et al.*, 2021).

Según Zhong *et al.* (2018), los cambios en el SCS y la dinámica de arcilla en una escala menor pueden estar relacionados con la vegetación y la dinámica de nutrientes del suelo. Las correlaciones observadas entre las variables, material suplementario (Cuadro 2), están de alguna manera enmascaradas por el efecto de las prácticas agrícolas. Como era de esperar, C y N tienen una correlación fuerte y positiva (0.957), pero las correlaciones entre las variables físicas y químicas son menos claras.

Las correlaciones entre CH, C, N y arcilla podrían tener que ver con el efecto que estos elementos tienen sobre la agregación de suelos y la formación de sus estructuras. Curiosamente, el N, el pH y la densidad aparente exhiben homogeneidad en la capa superior, pero una variabilidad significativa a mayor profundidad, lo que sugiere que la homogeneidad de la superficie probablemente esté influenciada por prácticas de manejo como la fertilización y la labranza (Lawrence *et al.*, 2020).

Reservorios de carbono y nitrógeno del suelo

Si bien el SCS se ha estudiado en varios usos del suelo en Costa Rica (Chacón *et al.*, 2015; Sherman y Brye, 2019; Chatterjee *et al.*, 2020), la investigación sobre los sistemas de arroz de tierras altas es limitada. Nuestros resultados muestran que la mayor acumulación total de C y N ocurre en la capa superficial del suelo y disminuye rápidamente con la profundidad a una tasa de $0.01\% \text{ C cm}^{-1}$. En particular, el reservorio de C a 0-30 cm ($39.64 \pm 0.86 \text{ Mg C ha}^{-1}$) es menor que el observado por Xu *et al.* (2013) ($59.7 \text{ Mg C ha}^{-1}$ 0-20 cm), pero comparable con el de Chen *et al.* (2021) ($13.7 \text{ Mg C ha}^{-1}$ 0-15 cm) y Anantha *et al.* (2018) ($20.7 \text{ Mg C ha}^{-1}$ 0-15 cm) en sistemas arroceros de tierras altas.

Para las fincas de arroz de tierras altas, la profundidad de 0-30 cm, utilizada por Recsoil (FAO, 2019), constituye el 46.2% de la población del reservorio de 1 m. Nuestros resultados confirman que, en campos manejados uniformemente, la mayor parte del SCS se encuentra dentro de la capa superior del suelo (0-30 cm), la zona principal para las raíces de los cultivos, el ciclo de nutrientes y la eficiencia en el uso del agua (Gregorio *et al.*, 2016).

Por lo tanto, es probable que trabajar a una profundidad de 30 cm sea suficiente para el arroz, dado que sus sistemas radicales poco profundos se distribuyen principalmente dentro de la capa de 0-20 cm, especialmente en la capa de 0-10 cm, donde la biomasa de raíces constituye más del 80% de toda la biomasa (Li *et al.*, 2020), particularmente en presencia de una capa compactada, como se observa en este sistema productivo (Figura 1c).

A pesar del potencial del subsuelo para proteger el C de las pérdidas (Tautges *et al.*, 2019), las profundidades de medición de C del suelo por debajo de 30-40 cm son poco comunes (Tautges *et al.*, 2019). Si bien la estimación de SCS a 1 m en el subsuelo a menudo se presume estable, puede tener importancia en experimentos de manejo a largo plazo (Gregorio *et al.*, 2016). El reservorio de nitrógeno se pasa por alto debido a su fuerte correlación con el contenido de C (Averill y Waring, 2018; Li *et al.*, 2023).

Sin embargo, es notable que, en nuestro sitio, el reservorio de N de 0-30 cm es solo un 30% más alto que el de 30-60 cm y el de 60-100 cm. Esto podría atribuirse a la fertilización de N que impacta la capa superior, y la tendencia de N a moverse en el perfil, menos influenciada por el crecimiento de las raíces en comparación con el movimiento de C (Börjesson *et al.*, 2018; Ojeda *et al.*, 2018), particularmente más allá de la capa compactada.

Optimización del esfuerzo de muestreo

Determinar el tamaño de muestra apropiado es crucial para un estudio de campo exacto y preciso (Nayak *et al.*, 2019; Lawrence *et al.*, 2020). Los resultados de la interpolación mediante el método Kriging han demostrado ser efectivos en la interpolación del C del suelo, lo que lleva a una reducción del 66% en el muestreo con 15 muestras ha^{-1} . El Kriging interpoló efectivamente el C del suelo, lo que permitió una reducción del 66% en el muestreo, de 45 a 15 muestras ha^{-1} en nuestra área pequeña y homogénea, particularmente cuando se considera el perfil de profundidad de 1 m. Bogunovic *et al.* (2017) proponen reducciones similares (50 a 70%) utilizando co-Kriging con variables auxiliares.

La baja autocorrelación observada para C, N, CH y pH en los 10 cm superiores refleja su alta variabilidad y susceptibilidad a las prácticas agrícolas (Usovicz y Lipiec, 2021), lo curioso de este

resultado es que esta autocorrelación disminuye a los 30 cm y vuelve a aumentar a los 50-60, esto podría sugerir un efecto de mecanización ya que estos suelos se caracterizan por una grave compactación alrededor de los 20 cm.

La intensidad del muestreo debe variar en función de la variable y los objetivos del estudio (Nayak *et al.*, 2019). La capa superior del suelo requiere un muestreo más denso debido a su sensibilidad a los insumos. No obstante, para parámetros menos variables espacialmente, como CH y CE, se puede reducir la intensidad del muestreo (Usowicz y Lipiec, 2021).

Conclusiones

El Kriging interpoló eficazmente el reservorio de C, lo que permitió una reducción del 66% en el esfuerzo de muestreo a 15 muestras ha^{-1} para estimaciones de profundidad de 1 m. Las variables físicas exhiben una menor variabilidad espacial, lo que permite un muestreo reducido en comparación con las variables químicas. Nuestros hallazgos demuestran un potencial significativo para reducir el esfuerzo humano y los costos asociados en la estimación de SCS. Para campos pequeños y homogéneos, el uso de muestras compuestas justifica una mayor investigación como una alternativa potencial a las muestras individuales.

Bibliografía

- 1 Aguilera, E.; Lassaletta, L.; Gattinger, A. and Gimeno, B. S. 2013. Managing soil carbon for climate change mitigation and adaptation in mediterranean cropping systems: a meta-analysis. *Agriculture, Ecosystems and Environment*. 168:25-36. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2013.02.003>.
- 2 Ahmed, I. S.; Hassan, F. A.; Sulieman, M. M.; Keshavarzi, A.; Elmobarak, A. A.; Yousif, K. M. and Brevik, E. C. 2022. Using environmental covariates to predict soil organic carbon stocks in Vertisols of Sudan. *Geoderma Regional*. 31(e00578):1-16. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2022.e00578>.
- 3 Alvarado-Velas, M.; Monge-Cordero, M.; Arias-Fernández, M.; Chinchilla-Cortés, J.; Briones-Cambroner, K.; and Alfaro-Martínez, A. 2021. Estudio hidrogeológico de los acuíferos del Pacífico Central, provincias de Puntarenas y San José, Costa Rica, América Central (Informe técnico). Dirección de Investigación y Gestión Hídrica, Unidad de Investigación Hidrogeológica. SENARA. 12-246 pp.
- 4 Anantha, K. C.; Majumder, S. P.; Padhan, D.; Badole, S.; Datta, A.; Mandal, B. and Gade, K. R. 2018. Carbon dynamics, potential and cost of carbon sequestration in double rice cropping system in semiarid southern India. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*. 18(2):418-434. <https://doi.org/10.4067/S0718-95162018005001302>.
- 5 Augustin, C. and Cihacek, L. J. 2016. relationships between soil carbon and soil texture in the northern great plains. *Soil Science*. 181(8):386-392. Doi: <https://doi.org/10.1097/SS.0000000000000173>.
- 6 Averill, C. and Waring, B. 2018. Nitrogen limitation of decomposition and decay: How can it occur?. *Global Change Biology*. 24(4):1417-1427. <https://doi.org/10.1111/gcb.13980>.
- 7 Bhunia, G. S.; Shit, P. K. and Maiti, R. 2018. Comparison of GIS-based interpolation methods for spatial distribution of soil organic carbon (SOC). *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*. 17(2):114-126. <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.02.001>.
- 8 Bogunovic, I.; Kusic, I.; Mesic, M.; Percin, A.; Zgorelec, Z.; Bilandžija, D.; Jonjic, A. and Pereira, P. 2017. 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. <https://doi.org/10.1080/03650340.2017.1311013>.

- 9 Börjesson, G.; Bolinder, M. A.; Kirchmann, H. and Kätker, T. 2018. Organic carbon stocks in topsoil and subsoil in long-term ley and cereal monoculture rotations. *Biology and Fertility of Soils*. 54(4):549-558. <https://doi.org/10.1007/s00374-018-1281-x>.
- 10 Chacón, P.; Lorenz, K.; Lal, R.; Calhoun, F. G. and Fausey, N. 2015. Soil organic carbon in some land uses of Costa Rica. *Acta Agriculturae Scandinavica Section B: soil and Plant Science*. 65(4):310-320. <https://doi.org/10.1080/09064710.2015.1008563>.
- 11 Chatterjee, N.; Nair, P. K.; Nair, V. D.; Bhattacharjee, A.; Virginio-Filho, E. M.; Muschler, R. G. and Noponen, M. R. A. 2020. Do coffee agroforestry systems always improve soil carbon stocks deeper in the soil? a case study from Turrialba, Costa Rica. *Forests*. 11(1):1-49. <https://doi.org/10.3390/f11010049>.
- 12 Chen, X.; Hu, Y.; Xia, Y.; Zheng, S.; Ma, C.; Rui, Y.; He, H.; Huang, D.; Zhang, Z.; Ge, T.; Wu, J.; Guggenberger, G.; Kuzyakov, Y. and Su, Y. 2021. Contrasting pathways of carbon sequestration in paddy and upland soils. *Global Change Biology*. 27(11):2478-2490. <https://doi.org/10.1111/gcb.15595>.
- 13 Davis, M.; Alves, B. J.; Karlen, D. L.; Kline, K. L.; Galdos, M. and Abulebdeh, D. 2018. Review of soil organic carbon measurement protocols: a US and Brazil comparison and recommendation. *Sustainability*. 10(1):1-20. <https://doi.org/10.3390/su10010053>.
- 14 FAO. 2019. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Recarbonization of global soils. A dynamic response to offset global emissions. <http://www.fao.org/3/i7235en/i7235EN.pdf>. 1-8 pp.
- 15 FAO. 2020. Food and Agriculture Organization of the United Nations. A protocol for measurement, monitoring, reporting and verification of soil organic carbon in agricultural landscapes GSOC-MRV Protocol. Rome. <https://doi.org/10.4060/cb0509en>.
- 16 FAO. 2022. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Global Soil Organic Carbon Sequestration Potential Map GSOCseq v.1.1. Technical report. Rome. <https://doi.org/10.4060/cb9002en>.
- 17 FAO. 2024. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Cómo la iniciativa RECSOIL impulsa el cambio en Costa Rica. FAO Global Soil Partnership. <https://www.fao.org/global-soil-partnership/resources/highlights/detail/es/c/1680245/>.
- 18 Gregory, A. S.; Dungait, J. A. J.; Watts, C. W.; Bol, R.; Dixon, E. R.; White, R. P. and Whitmore, A. P. 2016. Long-term management changes topsoil and subsoil organic carbon and nitrogen dynamics in a temperate agricultural system. *European Journal of Soil Science*. 67(4):421-430. <https://doi.org/10.1111/ejss.12359>.
- 19 Jandl, R.; Rodeghiero, M.; Martinez, C.; Cotrufo, M. F.; Bampa, F.; Wesemael, B.; Harrison, R. B.; Guerrini, I. A.; Richter, D. D.; Rustad, L.; Lorenz, K.; Chabbi, A. and Miglietta, F. 2014. Current status, uncertainty and future needs in soil organic carbon monitoring. *Science of the Total Environment*. 468-469:376-383 pp. Doi: 10.1016/j.scitotenv.2013.08.026.
- 20 Lal, R. 2016. Beyond COP21: potential and challenges of the '4 per Thousand' initiative. *Journal of Soil and Water Conservation*. 71. 20A-25A pp. <https://doi.org/10.2489/jswc.71.1.20A>.
- 21 Lawrence, P. G.; Roper, W.; Morris, T. F. and Guillard, K. 2020. Guiding soil sampling strategies using classical and spatial statistics: a review. *Agronomy Journal*. 112(1):493-510. <https://doi.org/10.1002/agj2.20048>.
- 22 Li, C.; Wang, G.; Han, Q.; Sun, J.; Ning, H. and Feng, D. 2023. Soil moisture and water-nitrogen synergy dominate the change of soil carbon stock in farmland. *Agricultural Water Management*. 287(1):108-424. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108424>.
- 23 Li, Q.; Li, A.; Dai, T.; Fan, Z.; Luo, Y.; Li, S.; Yuan, D.; Zhao, B.; Tao, Q.; Wang, C.; Li, B.; Gao, X.; Li, Y.; Li, H. and Wilson, J. P. 2020. Depth-dependent soil organic carbon dynamics of croplands across the Chengdu plain of China from the 1980s to the 2010s. *Global Change Biology*. 26(7):4134-4146. <https://doi.org/10.1111/gcb.15110>.

- 24 Matus, F. J. 2021. Fine silt and clay content is the main factor defining maximal C and N accumulations in soils: a meta-analysis. *Sci. Rep.* 11(6438):1-17. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-84821-6>.
- 25 Nayak, A. K.; Rahman, M. M.; Naidu, R.; Dhal, B.; Swain, C. K.; Nayak, A. D.; Tripathi, R.; Shahid, M.; Islam, M. R. and Pathak, H. 2019. Current and emerging methodologies for estimating carbon sequestration in agricultural soils: a review. *Science of the Total Environment.* 665:890-912. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.125>.
- 26 Oliveira, D. D.; Paustian, K.; Davies, C. A.; Cherubin, M. R.; Franco, A. L.; Cerri, C. C. and Cerri, C. E. 2016. Soil carbon changes in areas undergoing expansion of sugarcane into pastures in south-central Brazil. *Agriculture, Ecosystems and Environment.* 228:38-48. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2016.05.005>.
- 27 Ojeda, J. J.; Caviglia, O. P. and Agnusdei, M. G. 2018. Vertical distribution of root biomass and soil carbon stocks in forage cropping systems. *Plant and Soil.* 423(1-2):175-191. <https://doi.org/10.1007/s11104-017-3502-8>.
- 28 RStudio Team. 2020. RStudio: integrated development environment for R (Version 1.3.1093) [Computer software]. RStudio, PBC. <https://www.rstudio.com/>.
- 29 Sherman, L. A. and Brye, K. R. 2019. Soil chemical property changes in response to long-term pineapple cultivation in Costa Rica. *Agrosystems, Geosciences and Environment.* 2(1):1-9. <https://doi.org/10.2134/age2019.07.0052>.
- 30 Schloeder, C. A.; Zimmerman, N. E. and Jacobs, M. J. 2001. Comparison of methods for interpolating soil properties using limited data. *Soil Science Society of America Journal.* 65(2):470-479. <https://doi.org/10.2136/sssaj2001.652470x>.
- 31 Smith, P.; Soussana, J.; Angers, D.; Schipper, L.; Chenu, C.; Rasse, D. P.; Batjes, N. H.; Egmond, F.; McNeill, S.; Kuhnert, M.; Arias-Navarro, C.; Olesen, J. E.; Chirinda, N.; Fornara, D.; Wollenberg, E.; Álvaro-Fuentes, J.; Sanz-Cobena, A. and Klumpp, K. 2020. How to measure, report and verify soil carbon change to realize the potential of soil carbon sequestration for atmospheric greenhouse gas removal. *Global Change Biology.* 26(1):219-241. <https://doi.org/10.1111/gcb.14815>
- 32 Tautges, N. E.; Chiartas, J. L.; Gaudin, A. C. M.; O'Geen, A. T.; Herrera, I. and Scow, K. M. 2019. Deep soil inventories reveal that impacts of cover crops and compost on soil carbon sequestration differ in surface and subsurface soils. *Global Change Biology.* 25(11):3753-3766. <https://doi.org/10.1111/gcb.14762>.
- 33 Usowicz, B. and Lipiec, J. 2021. Spatial variability of saturated hydraulic conductivity and its link with other soil properties at the regional scale. *Scientific Reports.* 11(1):1-12. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86862-3>.
- 34 Valderrama-López, C. F.; Castillo-Vargas, J. A.; Torres-Romero, J. C.; Guzmán-Lenis, A. R.; Forero-Ausique, V. F.; Duque-Chaves, C. M.; Sepúlveda-Casadiago, Y. A.; Montenegro-Gómez, S. P. 2018. Capítulo 6. Secuestro y almacenamiento de carbono: capturas de carbono por pagos de servicios ambientales. *Escuela de Ciencias Agrícolas, Pecuarias y del Medio Ambiente. Universidad Nacional Abierta y a Distancia.* 106-117 pp.
- 35 Wen, W.; Wang, Y.; Yang, L.; Liang, D.; Chen, L. D.; Liu, J. and Zhu, A. X. 2015. Mapping soil organic carbon using auxiliary environmental covariates in a typical watershed in the loess plateau of China: a comparative study based on three kriging methods and a soil land inference model (SoLIM). *Environ Earth Sci.* 73:239-251. <https://doi.org/10.1007/s12665-014-3518-9>.
- 36 Wu, H.; Zheng, X. Zhou, L. and Meng, Y. 2024. Spatial autocorrelation and driving factors of carbon emission density of crop production in China. *Environ Sci Pollut Res.* 31:27172-27191. <https://doi.org/10.1007/s11356-024-32908-8>.

- 37 Xu, S. Q.; Zhang, M. Y.; Zhang, H. L.; Chen, F.; Yang, G. L. and Xiao, X. P. 2013. Soil organic carbon stocks as affected by tillage systems in a double-cropped rice field. *Pedosphere*. 23(5):696-704. [https://doi.org/10.1016/S1002-0160\(13\)60062-4](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(13)60062-4).
- 38 Yu, H.; Zha, T.; Zhang, X. and Ma, L. 2019. Vertical distribution and influencing factors of soil organic carbon in the loess plateau, China. *Science of The Total Environment*. 693:133632. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.133632>.
- 39 Zhong, Z.; Chen, Z.; Xu, Y.; Ren, C.; Yang, G.; Han, X.; Ren, G. and Feng, Y. 2018. Relationship between soil organic carbon stocks and clay content under different climatic conditions in Central China. *Forests*. 9(10):1-14. <https://doi.org/10.3390/f9100598>.
- 40 Zomer, R. J.; Bossio, D. A.; Sommer, R. and Verchot, L. V. 2017. Global sequestration potential of increased organic carbon in cropland soils. *Scientific Reports*. 7(15554):1-8. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-15794-8>.



Variabilidad de carbono en el suelo de un arrozal en Costa Rica

Journal Information
Journal ID (publisher-id): remexca
Title: Revista mexicana de ciencias agrícolas
Abbreviated Title: Rev. Mex. Cienc. Agríc
ISSN (print): 2007-0934
Publisher: Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias

Article/Issue Information
Date received: 01 January 2025
Date accepted: 01 March 2025
Publication date: 22 July 2025
Publication date: Jul-Aug 2025
Volume: 16
Issue: 5
Electronic Location Identifier: e3664
DOI: 10.29312/remexca.v16i5.3664

Categories

Subject: Artículo

Palabras clave:

Palabras clave:

interpolación geoestadística
mapeo de suelos
método Kriging
mitigación del cambio climático

Counts

Figures: 3
Tables: 3
Equations: 0
References: 40
Pages: 0