

Estimación del carbono orgánico en los suelos de ecosistema de páramo en Colombia

J. Gutiérrez¹, N. Ordoñez^{1,2,*}, A. Bolívar^{1,3}, S. Bunning⁴, M. Guevara⁵, E. Medina¹, C. Olivera⁴, G. Olmedo⁶, L. Rodríguez¹, V. Sevilla⁷, R. Vargas⁸

(1) Subdirección de Agrología. Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). Carrera 30 N° 48-51, Bogotá. Colombia, 110221.

(2) Facultad de Ciencias Agrarias. Universidad Nacional de Colombia. Carrera 45 N° 26-85, Bogotá. Colombia, 111321.

(3) Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia. Ave., Central del Norte 39-115, Tunja, Colombia. 150001.

(4) Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), Oficina Regional para Latinoamérica y el Caribe, Dag Hammarskjöld, Vitacura, Chile.

(5) Department of Plant and Soil Science, University of Delaware, Newark DE. Estados Unidos.

(6) Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, Argentina.

(7) Universidad Central de Venezuela. Instituto de Edafología, Maracay, Venezuela.

(8) Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), Viale delle Terme di Caracalla, Roma, Italia.

* Autor de correspondencia: N. Ordoñez [nordonez@igac.gov.co]

> Recibido el 01 de octubre de 2019 - Aceptado el 25 de enero de 2020

Gutiérrez, J., Ordoñez, N., Bolívar, A., Bunning, S., Guevara, M., Medina, E., Olivera, C., Olmedo, G., Rodríguez, L., Sevilla, V., Vargas, R. 2020. Estimación del carbono orgánico en los suelos de ecosistema de páramo en Colombia. *Ecosistemas* 29(1):1855. <https://doi.org/10.7818/ECOS.1855>

Los ecosistemas montañosos (en los cuales se encuentran los páramos) ocupan una quinta parte de la superficie terrestre, albergan el 25% de la biodiversidad del planeta y suministran agua de consumo para la población mundial. Se consideran estratégicos para el cambio climático por su relación con captura y almacenamiento de carbono. Con el objetivo de estimar el contenido de carbono orgánico en los primeros 30 cm de profundidad en los suelos (COS) de páramos de Colombia, y su relación con los factores ambientales mediante el mapeo digital de suelos; se tomaron 390 perfiles provenientes de los estudios semidetallados de suelos en un área de 1 469 980.1 ha (aproximadamente 1.3% del área nacional). La información de densidad aparente para calcular COS se estimó mediante funciones de pedotransferencia ajustadas con los datos disponibles. La técnica de modelado predictivo fue Random Forest (RF), usando 44 covariables ambientales como posibles predictores con información de clima, vegetación, relieve y ordenes de suelo. Este modelo fue evaluado mediante validación cruzada ($R^2 = 0.48 - 0.52$). El contenido estimado de COS osciló entre 22 y 338 t.ha⁻¹, y sus mejores predictores son la cobertura y uso del suelo y las condiciones climáticas (temperatura y precipitación). El mapa de COS de páramos de Colombia (2013-2016) establece una línea base de este indicador para el ecosistema, brinda un panorama de la susceptibilidad a la degradación de los suelos, y sirve de apoyo para la planificación del territorio.

Palabras clave: covariables ambientales; funciones de pedotransferencia; Incertidumbre; mapeo digital de suelos; predicción espacial; random forest

Gutiérrez, J., Ordoñez, N., Bolívar, A., Bunning, S., Guevara, M., Medina, E., Olivera, C., Olmedo, G., Rodríguez, L., Sevilla, V., Vargas, R. 2020. Estimation of organic carbon in paramo ecosystem soils in Colombia. *Ecosistemas* 29(1):1855. <https://doi.org/10.7818/ECOS.1855>

The mountainous ecosystems (in which the paramos are found) occupy a fifth of the earth's surface, hold 25% of the planet's biodiversity and supply water to almost half of the world's population. They are considered strategic for climate change due to their relationship with carbon dioxide capture and storage. With the objective of estimating the organic carbon content in the first 30 cm of depth in the soils (COS) of Colombia paramos, and its relationship with the environmental factors affecting its spatial patterns, by means of digital soil mapping; 390 profiles were taken from the semi-detailed studies of soils in an area of 1 469 980.1 ha (approximately 1.3% of the national area). The missing information of bulk density was estimated by means of pedotransference functions adjusted with the available data. The predictive modeling technique was Random Forest (RF), using 44 environmental covariables as possible predictors that included information on climate, vegetation, relief and soil orders. The quality of the model was evaluated by cross validation ($R^2 = 0.48 - 0.52$). The estimated COS content oscillated between 22 and 338 t.ha⁻¹, this is related to the coverage and use of the soil and the climatic conditions (temperature and precipitation). The map of COS of paramos of Colombia establishes a baseline of this indicator for the ecosystem, provides an overview of the susceptibility to soil degradation and serves as support for the planning of the territory.

Key words: environmental covariates; pedotransfer functions; uncertainty; digital mapping of soils; spatial prediction; random forest

Introducción

El entendimiento de las funciones globales del suelo, su uso, manejo sostenible y las estrategias para evaluar los riesgos que posee este recurso natural, requiere de información precisa sobre la distribución espacial de las diferentes propiedades del suelo de

importancia en los ecosistemas (Forkuor et al. 2017). Una de estas propiedades es el carbono orgánico del suelo (COS) por su significancia para el cambio climático (Hinge et al. 2018).

Pese a la existencia de inventarios locales y globales de almacenamiento de carbono en el suelo (Wiesmeier et al. 2011), el proceso de evaluación y monitoreo de COS enfrenta retos para la

ciencia actual, como la colecta de información de perfiles de suelo, la estandarización de datos y la implementación de técnicas eficientes de modelado predictivo (e.g., maquinarias de aprendizaje automático, redes neuronales).

El direccionamiento que se dé a estos retos requiere de información armonizada y su análisis adecuado (Zhang et al. 2017). La comunidad científica ha desarrollado mapas y bases de datos regionales, continentales y mundiales, que sirven de base para la evaluación del riesgo del suelo; no obstante, algunos productos cartográficos derivados de levantamientos de suelos y generados mediante técnicas de mapeo convencionales, son de escala pequeña y carecen de detalles en los límites espaciales (Arrouays et al. 2017). Dado esto, el mapeo digital de suelos (MDS), definido por Lagacherie y McBratney (2006), emerge como una herramienta de conocimiento útil para analizar patrones espaciales de las propiedades del suelo en función de datos auxiliares disponibles, relacionados con clima, vegetación, topografía, material parental y uso del suelo (Hinge et al. 2018; Kumar et al. 2018).

Con este enfoque, las propiedades del suelo pueden inferirse a partir de información de los sitios muestreados en campo y de datos auxiliares (Wiesmeier et al. 2011). Globalmente, se cuenta con estimaciones de contenido de carbono orgánico en suelo en diferentes zonas (Xu et al. 2013), en zonas áridas (Santra et al. 2017), y húmedas (Sreenivas et al. 2016; Hinge et al. 2018; Kumar et al. 2018). No obstante, es importante estudiar y entender la dinámica de almacenamiento del COS en áreas montañosas vulnerables al cambio climático, particularmente cómo ocurre este almacenamiento y cuáles son los factores que lo controlan (Bierman-Lytle 2015).

El estudio de estos procesos en ecosistemas tropicales de alta montaña ha aumentado en los últimos años, especialmente, en la región de los Andes (Gavilan 2015), en el Ecuador (Dercon et al. 2003; Liess et al. 2009; Hitziger and Ließ 2014; Ließ et al. 2016; Alvarez y Moreno 2018), en el Perú (Oliver et al. 2017) y concretamente en páramos (Minaya et al. 2016). Estos últimos son nichos ecológicos localizados discontinuamente a lo largo de la cordillera de los Andes (Buytaert et al. 2006) entre 3000 y 5000 m de altitud. Presentan valles y llanuras glaciales cubiertos por arbustos y bosques de bajo porte, el clima típico es tropical de alta montaña y los suelos más comunes son Andisoles, Entisoles, Inceptisoles e Histosoles (Morales et al. 2007). La alta productividad primaria neta de las plantas y la baja tasa de mineralización de la materia orgánica, debido a bajas temperaturas, alta humedad de suelo y la reducida actividad microbiana, favorece la acumulación de COS (Wang et al. 2010, 2013; Munoz et al. 2015).

Nosotros hipotetizamos que el sistema de inferencia espacial (Random Forest), combinando factores ambientales como clima, relieve, uso del suelo y material parental, permite explicar la variabilidad espacial del COS en ecosistemas de páramos de Colombia. Este trabajo usa información patrimonial de Colombia a partir de la cual se buscó estimar el contenido de carbono orgánico hasta 30 cm de profundidad en los suelos de páramos de Colombia, mediante técnicas de mapeo digital, y determinar los factores ambientales que controlan la acumulación de CO en los suelos de este ecosistema.

El mapa obtenido en el estudio podrá ser comparado con el mapa global de almacenamiento de carbono orgánico de suelo hasta 30 cm (GSOCmap) (FAO e ITPS 2018) y aumentará la resolución espacial en zonas del país que merecen atención por parte de tomadores de decisiones debido a su importancia ecológica y a la amenaza de degradación que sufren sus suelos.

Materiales y métodos

Área de estudio

Esta investigación se realizó con base en la información de los estudios semidetallados de suelos de páramos de Colombia (escala 1:25.000), que abarcaron 1 470 019.1 ha (1.3% de la super-

ficie nacional). Los estudios fueron realizados entre los años 2013 y 2016 en diez áreas de páramos en Colombia, denominadas Distritos, que fueron: Altiplano, Boyacá, Cundinamarca, Frontino-Tamámá, Macizo, Nariño-Putumayo, Perijá, Santander, Sonsón y Viejo Caldas-Tolima. El límite del área de estudio, la delimitación de los distritos y su agrupación en tres zonas (norte, centro y sur) para la interpretación de los resultados se presenta en la **Figura 1**. La zona norte abarca 16 000 ha, la zona centro 1 170 248 ha y la zona sur 283 771 ha.

Información base de los estudios de suelo

Los datos para esta investigación se obtuvieron de descripciones morfológicas de 390 perfiles de suelo georreferenciados y de análisis de laboratorio de muestras tomadas de cada horizonte pedogenético, hasta máximo 130 cm de profundidad, dependiendo la limitante de profundidad efectiva en cada perfil. Información disponible en el Sistema de Información de Suelos de Latinoamérica y el Caribe (URL: <http://54.229.242.119/sislac/es>). La clasificación taxonómica de los perfiles se realizó a nivel de familia (USDA 2014). Dicha información conto con procesos de calidad temático, estadístico y espacial, con el fin de garantizar su utilización.

Las muestras de suelos fueron procesadas en el Laboratorio Nacional de Suelos del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), determinando el contenido de carbono orgánico por combustión húmeda (Walkley y Black 1934), la distribución de partículas por tamaño (Gee y Bauder 1986) y la densidad aparente por el método del cilindro de volumen conocido (Blake y Hartge 1986). La base de datos contó con CO (%), porcentaje de arcilla, limo y arena, densidad aparente (g cm^{-3}) y porcentaje de fragmentos gruesos para cada horizonte. Dado que no fue posible tomar muestras de algunos horizontes para determinación de densidad aparente, la información faltante de esta propiedad se estimó ajustando una función de pedotransferencia a partir de los porcentajes de A, L, Ar, CO y la densidad aparente disponible, con base en lo sugerido por Abdelbaki (2016). Se calibró un modelo de regresión lineal múltiple con 70% de los horizontes y con el 30% restante se validó. Se verificaron supuestos de normalidad y homocedasticidad ($\alpha=0.05$). La exactitud del modelo se evaluó estadísticamente y con el conocimiento experto de edafólogos.

Con funciones de suavizado de área equivalente (Ponce-Hernandez et al. 1986; Bishop et al. 1999) se estandarizaron los valores de carbono orgánico y densidad aparente a una profundidad de 30 cm.

El almacenamiento de COS (t ha^{-1}) se calculó así (Ec. 1).

$$\text{cos} = \text{CO} * \text{DA} * E * \left(1 - \left(\frac{\text{FG}}{100}\right)\right) \quad (1)$$

donde, CO es el contenido de carbono orgánico de suelo (%) determinado en laboratorio, DA es la densidad aparente (g cm^{-3}), E es el espesor (30 cm) y FG es el contenido de fragmentos gruesos para cada perfil (%). El almacenamiento de COS se calculó para los primeros 30 cm siguiendo las directrices del IPCC (2006) y IUCN (2015).

Covariables ambientales

Se emplearon 44 capas de información ambiental como posibles predictores. Dos capas tipo vector a escala 1:25 000 (suelos y coberturas y uso de la tierra) y 42 capas tipos raster. Las capas de suelos, y coberturas y uso de la tierra, fueron rasterizadas y ajustadas a un tamaño de pixel de 250 x 250 m. Se usó información espacial ambiental de WorldGrids (Reuter y Hengl 2012).

El conjunto de capas disponibles fue armonizado a una misma extensión (área de influencia de páramos de Colombia), redimensionado a un tamaño de pixel de 250x250 m y proyectado a datum WGS84. La **Tabla 1** muestra el resumen de las capas empleadas, detallando su fuente y resolución o escala original.

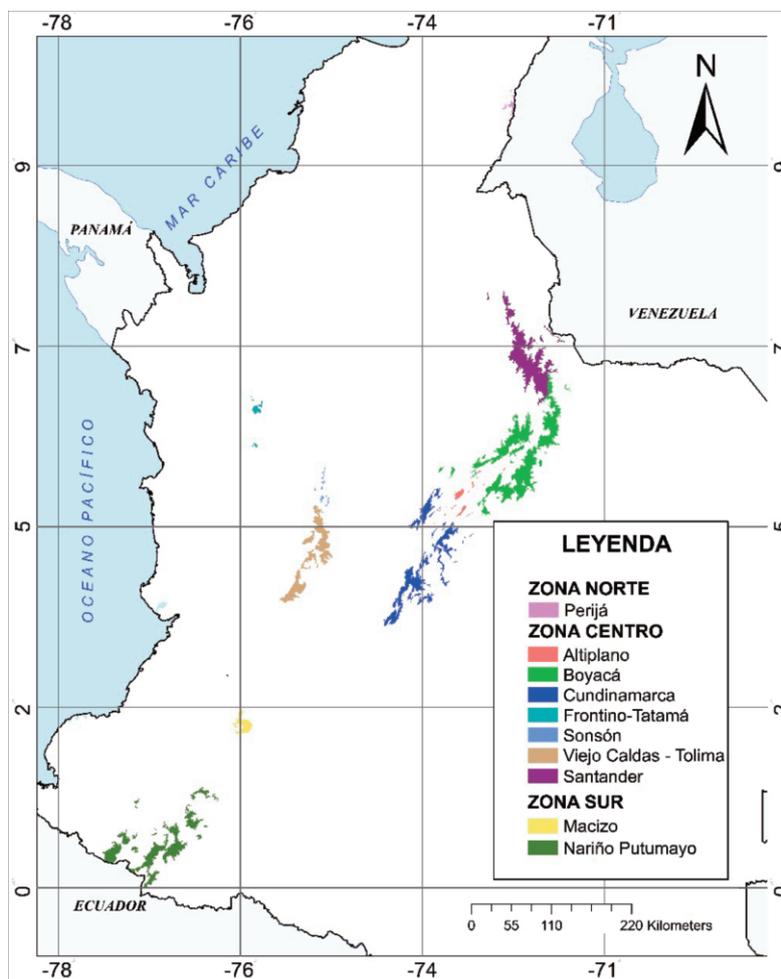


Figura 1. Localización del área de estudio y distritos de páramos de Colombia.

Figure 1. Location of the study area and districts of páramos of Colombia.

Tabla 1. Covariables ambientales empleadas, fuente y resolución espacial (datos ráster) o escala cartográfica (datos vector).

Table 1. Environmental covariates used, source and spatial resolution (raster data) or cartographic scale (vector data).

Fuente	Nombre	Escala/resolución original
IGAC	Elevación, pendiente, índice topográfico de humedad, índice de vegetación, tipo de suelo (orden)	90 m (ráster) 1:25.000 (vector)
IDEAM-IGAC -IAvH	Coberturas y uso de la tierra (metodología Corine Land Cover, adaptada en Colombia)	1:25.000 (vector)
IDEAM	Índice de aridez, índice de regulación hídrica, producción potencial de sedimentos, inundación máxima, humedad relativa, precipitación, temperatura	90 m (ráster)
WorldGrids	Temperatura diurna, temperatura nocturna, precipitación, forma del terreno, índices topográficos, radiación solar incidente, índice de área foliar, evapotranspiración, productividad primaria bruta, probabilidad de presencia de Histosoles e índices de vegetación.	1000 m (ráster)

Ajuste del modelo

La predicción espacial de COS se realizó usando el modelo Random Forest (RF), que fue desarrollado como una extensión del método conocido como Árboles de Regresión y Clasificación (CART), con el que es posible usar diferentes combinaciones de variables predictoras para entrenar múltiples árboles de regresión o clasificación (Breiman 2001). La especificación del modelo RF depende de parámetros como el número de variables predictoras usadas en cada árbol (Mtry) y el número total de árboles a construir (Ntree) (Wiesmeier et al. 2011).

El resultado del modelo RF es una única predicción obtenida del promedio ponderado de las predicciones obtenidas de todos los árboles (Breiman 2001) y brinda información acerca de la importancia relativa de las covariables para la predicción de la variable objetivo (Liaw y Wiener 2002; Prasad et al. 2006; Wiesmeier et al. 2011).

Para identificar el subconjunto óptimo de covariables útiles para la predicción, se usó la eliminación recursiva de variables (RFE), que iterativamente elimina los predictores menos promisorios con base en una medición inicial de importancia de variables en el modelo (Guyon et al. 2002).

Para el procesamiento de los datos se empleó el software R v. 3.5.3, y las librerías caret (Kuhn et al. 2019), randomForest (Liaw y Wiener 2002), raster (Hijmans 2019), aqp (Beaudette et al. 2013) y GSIF (Hengl et al. 2017).

Estimación de la incertidumbre y validación del modelo

Para estimar la incertidumbre se empleó la metodología de bosques de regresión por cuantiles (QRF). Vaysse y Lagacherie (2017), reportan que el uso de QRF genera estimaciones confiables de la incertidumbre en productos de mapeo digital de suelos y actualmente, se considera como uno de los principales enfoques para la estimación de incertidumbre de modelos RF (Hengl et al. 2018). La validación del modelo se hizo con el algoritmo de QRF, mediante validación cruzada.

Para analizar la sensibilidad del modelo, entendida como la incertidumbre derivada de las variaciones en los datos disponibles (Guevara et al. 2018), se segmentó la base de datos inicial en subconjuntos aleatorios con 25% de los datos cada uno, para construir varios modelos de predicción y determinar la dispersión de los valores predichos en cada pixel, cuando los insumos para el ajuste del modelo son modificados.

La incertidumbre se evaluó mediante la construcción de funciones de distribución de probabilidad, es decir que para cada pixel del mapa se obtuvo un dato de desviación de la función construida, el cual representa el valor extremo (ya sea máximo o mínimo) que una predicción puede tomar para un sitio específico, con base en los datos de perfiles incluidos y las covariables seleccionadas (Guevara et al. 2018).

Resultados

El modelo de regresión lineal múltiple ajustado para la estimación de datos faltantes de densidad aparente se muestra en la **Ec. 2**.

$$DA = (0.005Ar - 0.04CO + 1.11)^{0.8} \quad (2)$$

donde, *CO* es el contenido de carbono orgánico de suelo (%) determinado en laboratorio y *Ar* es el contenido de arcilla en el suelo (%).

Las medidas descriptivas de la densidad aparente, el porcentaje de CO y el COS observado y estimado se presentan en la **Tabla 2**.

Los datos de densidad aparente oscilaron entre 0.1 y 1.46 g cm⁻³, valores propios de los órdenes de suelo más comunes en el área de estudio, Andisoles, Entisoles, Inceptisoles e Histosoles, siendo el más común el tipo de suelo derivado de cenizas volcánicas, lo cual se refleja en que la media y mediana de la densidad aparente sean cercanas a 0.9 g cm⁻³. El valor negativo de asimetría para densidad aparente (**Tabla 2**), señala que los datos se concentran hacia valores mayores que el promedio.

El análisis de la distribución del COS observado (**Fig. 2**) mostró que los valores estuvieron ligeramente sesgados a la derecha y mayormente concentrados hacia el valor promedio (164 t ha⁻¹), lo que podría estar condicionado por el tipo de suelo y la vegetación predominante (herbazales, arbustales y bosques densos, no intervenidos).

Tabla 2. Estadística descriptiva de densidad aparente (g cm⁻³), carbono orgánico (%) y contenido de carbono orgánico (t ha⁻¹) hasta 30 cm en suelos de páramos de Colombia.

Table 2. Descriptive statistics of bulk density (g cm⁻³), organic carbon (%) and organic carbon content (t ha⁻¹) up to 30 cm in Colombian paramos soils.

	Valor mínimo	1° cuartil (Q1)	Promedio	Mediana	3° cuartil (Q3)	Valor máximo	Desviación estándar	Curtosis	Asimetría
DA (g cm ⁻³)	0.10	0.50	0.75	0.86	1.00	1.46	0.32	2.13	-0.52
CO (%)	0.06	4.08	11.31	7.18	15.68	60.09	10.52	5.70	1.66
COS observado (t ha ⁻¹)	1.25	101.8	163.95	159.02	212.20	571.77	86.00	5.18	0.97
COS estimado (t ha ⁻¹)	22.02	128.87	163.85	164.75	197.60	337.98	50.91	3.63	0.32

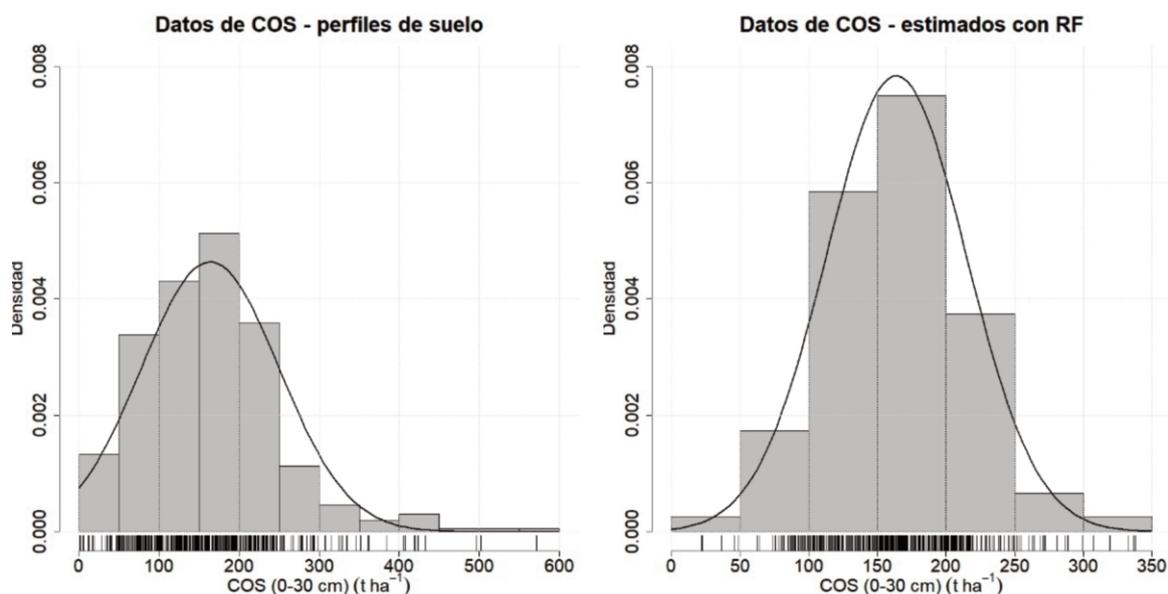


Figura 2. Histogramas de valores observados y estimados de COS hasta 30 cm.

Figure 2. Histograms of observed and estimated values of SOC up to 30 cm.

El ajuste del modelo se resume en el coeficiente de determinación (R^2) de 0.51 y en el RECM de 5.41 t ha^{-1} . El modelo RF fue entrenado, verificando los parámetros más adecuados para su ajuste ($mtry=2$ y $ntree=200$). El mapa de estimación de COS fue generado a una resolución espacial de $250 \times 250 \text{ m}$.

Las variables ambientales de mayor importancia para estimar el COS en páramos de Colombia fueron la temperatura nocturna y diurna, precipitación, radiación solar, pendiente, forma del terreno, índices de vegetación (EVI, NDVI y área foliar), y algunos índices derivados del modelo digital de elevación (índice topográfico de humedad e índice de apertura) (Fig. 3).

El COS estimado varió entre 22 y 338 t ha^{-1} , con promedio de 164 t ha^{-1} . Los valores de COS para las tres zonas de páramos y los correspondientes distritos se muestran en la Tabla 3. Los mapas de distribución espacial de COS se aprecian en las Figuras 4, 5 y 6, en sus partes izquierdas. Se observa una tendencia espacial que marca zonas con mayor almacenamiento de carbono en los páramos del sur del país, seguidos por los distritos del centro de Colombia y en último lugar la región norte, con el distrito de Perijá.

Para la zona norte, el mapa de predicción de COS y de incertidumbre se presenta en la Figura 4. El valor promedio en esta zona fue de 147 t ha^{-1} . En la zona central (Fig. 5), los valores promedio por distrito oscilaron entre 153 y 182 t ha^{-1} (Fig. 5). En la zona Sur (Fig. 6), los promedio por distrito variaron entre 167 y 169 t ha^{-1} .

El rango de variación de la incertidumbre asociada a la sensibilidad a los datos de entrada fue de 4.03 t ha^{-1} (Tabla 4). Las Figuras 4, 5 y 6, en sus partes derechas, muestran los mapas de incertidumbre de la predicción para cada una de las zonas de páramos del país. El patrón espacial de la incertidumbre señala a la zona norte, que concentra los menores reservorios de COS, como la región del área de estudio con mayor incertidumbre en la predicción. Lo anterior puede asociarse con la baja densidad de datos disponibles en el distrito de Perijá. La zona central y sur, mostraron valores bajos de incertidumbre, que posiblemente responde a la homogeneidad ambiental entre los distritos de estas zonas, en comparación con la zona norte, que presenta condiciones climáticas contrastantes. El resumen descriptivo de la incertidumbre en el área de estudio se observa en la Tabla 5.

Se observa que la variación en la predicción derivada del modelo osciló entre 0.27 y 3.8%, con un promedio de 0.7%. Se presentan datos con bajo nivel de dispersión, representados por el coeficiente de variación de la media (19%), por lo cual, la distribución espacial estimada de COS es la línea base para monitorear cambios a nivel de ecosistema en el total del área de estudio. Lo anterior se sustenta en lo reportado por Kempen et al. (2019), quienes sugieren que una distribución adecuada de puntos, bajo un esquema de muestreo no probabilístico, repercute en la obtención de incertidumbres bajas.

Error decreciente del modelo y pureza de nodo

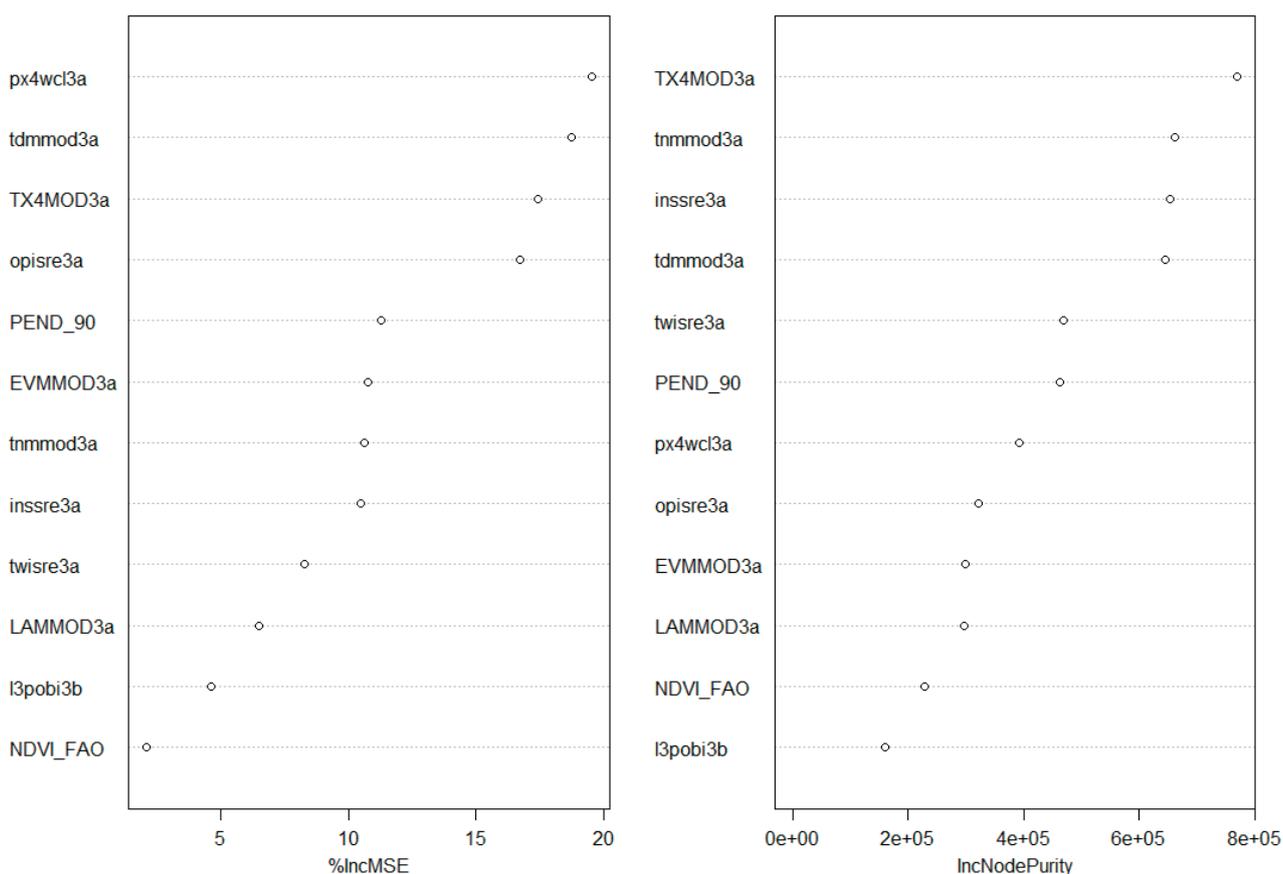
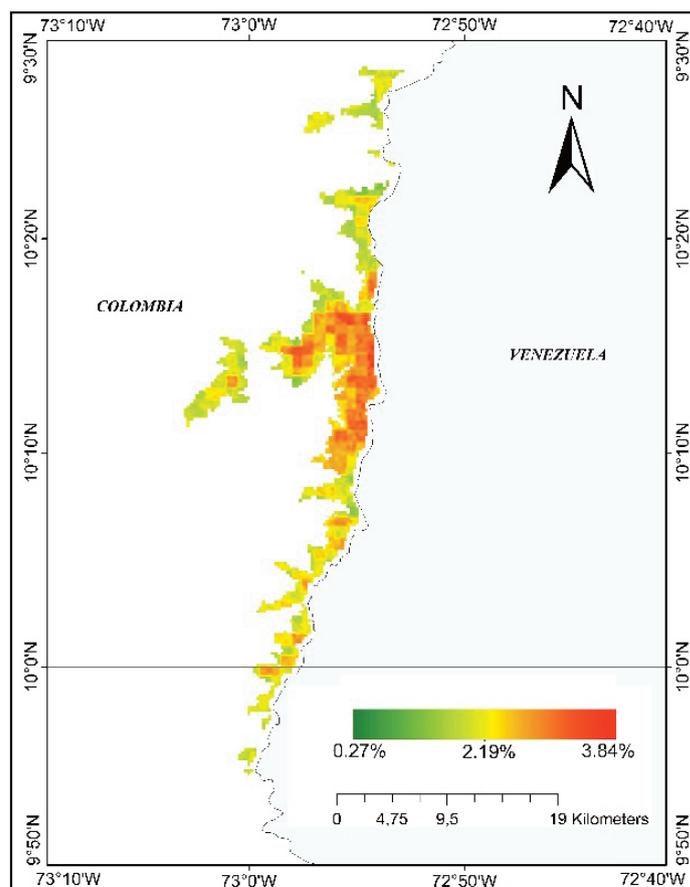
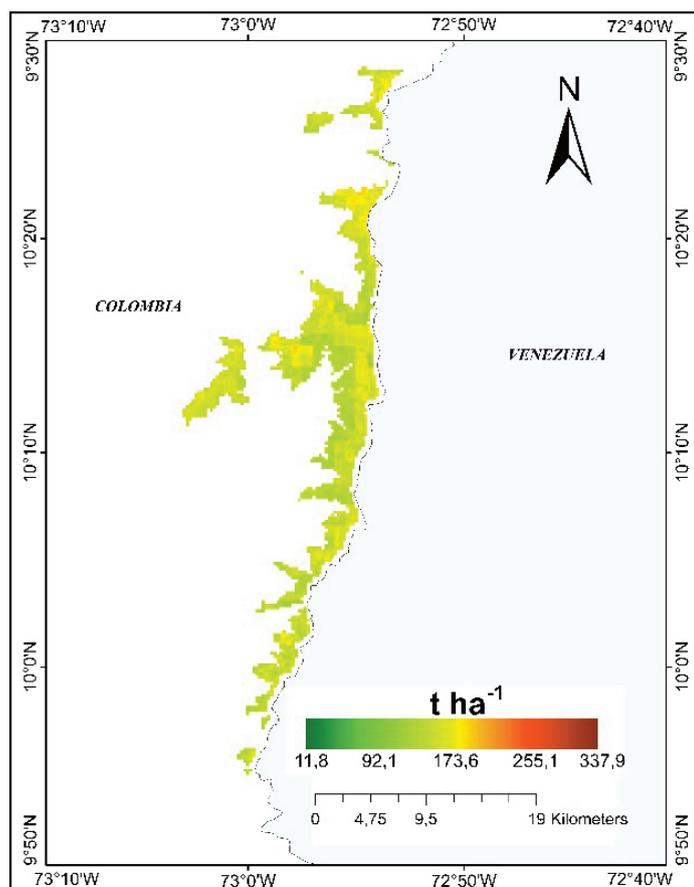


Figura 3. Diagrama mostrando las variables de mayor importancia en el modelo Random Forest para la estimación de COS en páramos de Colombia.

Figure 3. Diagram showing the most important variables in the Random Forest model for estimating the SOC in paramos of Colombia.

Tabla 3. Estadísticas descriptivas de CO ($t\ ha^{-1}$) hasta 30 cm, en las zonas norte, centro y sur de suelos de paramo en Colombia.**Table 3.** Descriptive statistics of OC ($t\ ha^{-1}$) up to 30 cm, in north, central and south zones of Colombian paramo soils.

Zona-Distrito	Valor máximo ($t\ ha^{-1}$)	Valor Mínimo ($t\ ha^{-1}$)	Promedio ($t\ ha^{-1}$)	Mediana ($t\ ha^{-1}$)	Desviación estándar ($t\ ha^{-1}$)	Coefficiente de variación de la media CV (%)
Norte	189.97	103.61	147.48	146.30	13.01	8.82
Perijá	189.97	103.61	147.48	146.30	13.01	8.82
Centro	336.29	22.02	163.09	161.12	25.8	15.92
Altiplano	260.55	131.33	181.91	180.52	19.53	10.74
Boyacá	289.07	64.79	161.4	159.96	25.3	15.67
Cundinamarca	332.79	98.85	176.21	175.23	22.81	12.95
Frontino-Tatamá	254.55	129.98	175.58	171.75	21.81	12.42
Sonsón	209.15	107.55	158.42	158.87	13.88	8.76
Viejo Caldas-Tolima	227.27	22.02	152.96	152.24	27.45	17.94
Santander	336.29	94.17	158.65	152.47	23.65	14.9
Sur	337.98	82.6	167.34	168.63	23.5	14.04
Macizo	264.11	116.76	169.18	169.24	18.33	10.84
Nariño-Putumayo	337.98	82.6	167.14	168.6	24.12	14.43

**Figura 4.** Mapa de predicción de COS (izquierda) e incertidumbre (derecha) en la zona norte de páramos de Colombia.**Figure 4.** Prediction map of COS (left) and uncertainty (right) in the northern zone of páramos of Colombia.

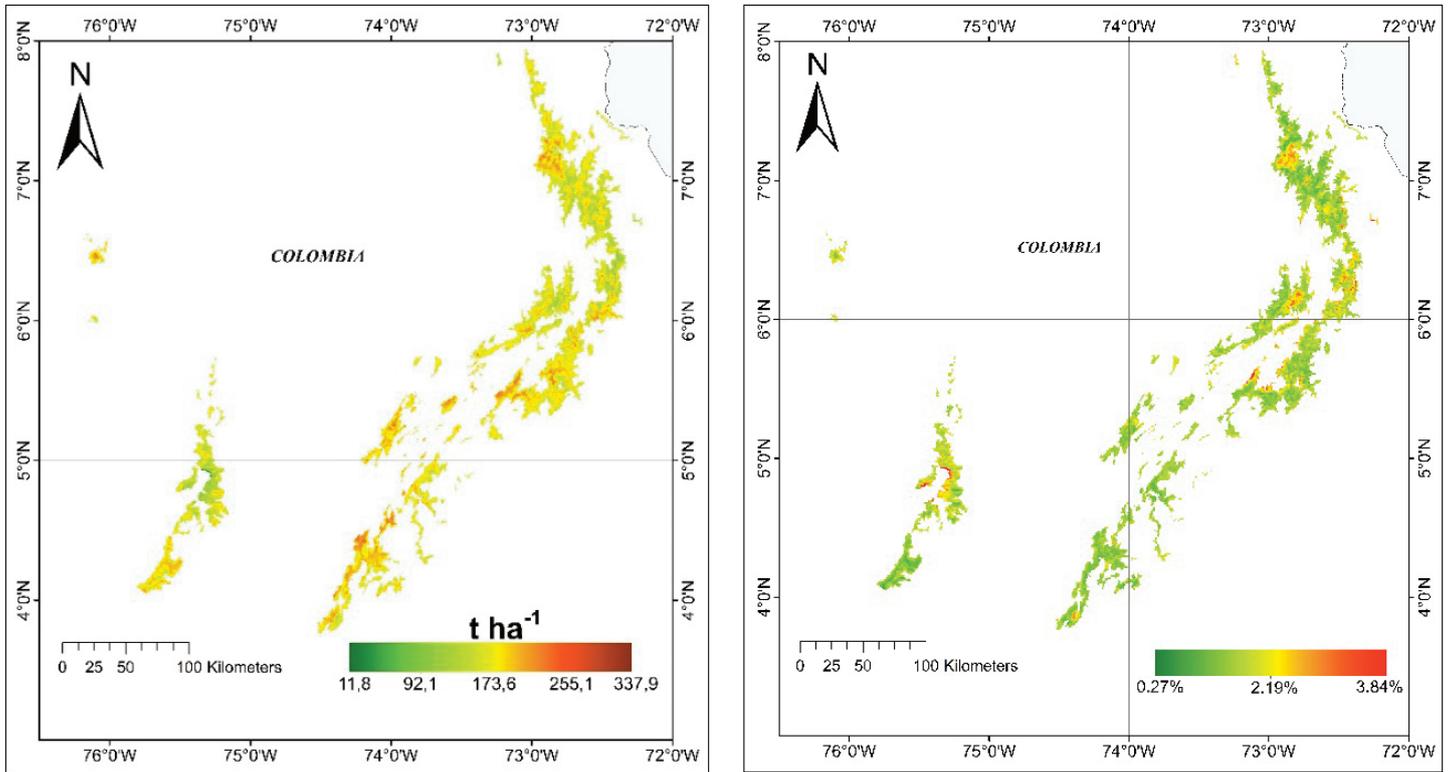


Figura 5. Mapa de predicción de COS (izquierda) e incertidumbre (derecha) en la zona centro de páramos de Colombia.

Figure 5. Prediction map of COS (left) and uncertainty (right) in the central zone of páramos of Colombia.

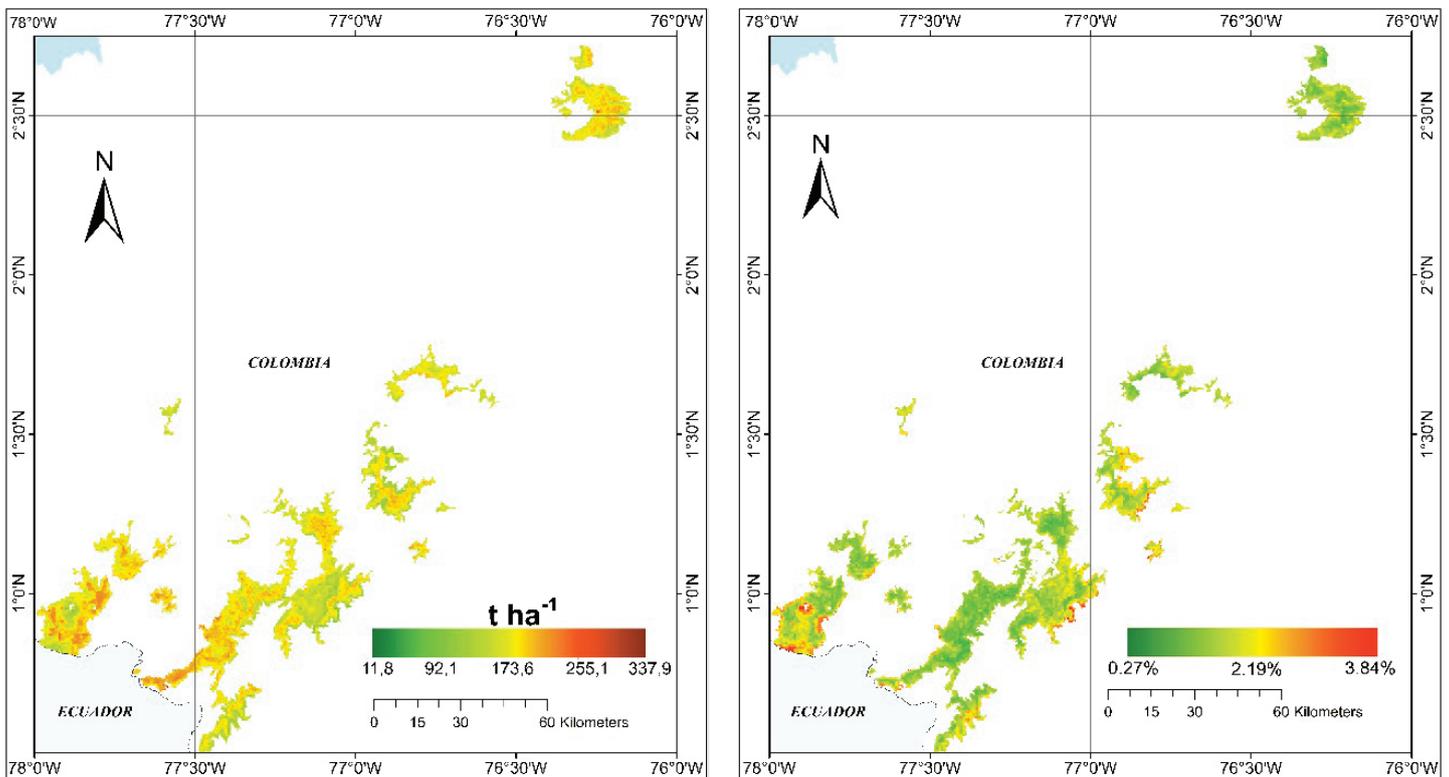


Figura 6. Mapa de predicción de COS (izquierda) e incertidumbre (derecha) en la zona sur de páramos de Colombia.

Figure 6. Prediction map of COS (left) and uncertainty (right) in the southern zone of páramos of Colombia.

Tabla 4. Medidas de ajuste para evaluar la sensibilidad del modelo QRF para predicción de COS a 30 cm en páramos de Colombia.

Table 4. Adjustment measures to evaluate the sensitivity of the QRF model for prediction of SOC up to 30 cm in paramos of Colombia.

	RECM	R2
Valor mínimo	52.99	0.48
Primer cuartil (Q1)	53.99	0.49
Mediana	54.45	0.49
Promedio	54.82	0.49
Tercer cuartil (Q3)	55.85	0.50
Valor máximo	57.02	0.52

Tabla 5. Medidas descriptivas de la incertidumbre del modelo de estimación de COS hasta 30 cm en páramos de Colombia.

Table 5. Descriptive measurements of the uncertainty of the SOC estimation model up to 30 cm in paramos of Colombia.

Medida descriptiva	Incertidumbre de la estimación (%)
Valor máximo	3.85
Valor mínimo	0.27
Promedio	0.72
Mediana	0.70
Varianza	0.02
Desviación estándar	0.14

Discusión

Variables ambientales que controlan la distribución espacial de COS

Los resultados muestran que usando Random Forest se modeló la distribución espacial del COS en los primeros 30 cm de suelo en páramos de Colombia, encontrando que es el clima, la vegetación y el relieve los factores que controlan tal distribución.

La repercusión de la precipitación en la acumulación del COS se relaciona con su influencia sobre el tipo de vegetación predominante en la zona, la productividad primaria neta de las plantas y la tasa de descomposición de la materia orgánica (Toosi et al. 2014; Wang et al. 2014; Yang et al. 2016).

La temperatura fue determinante para la acumulación del COS. El clima predominante en los distritos estudiados es frío húmedo a muy húmedo y extremadamente húmedo, lo que indica que las temperaturas bajas y la alta pluviosidad son condiciones responsables de la inhibición de la actividad enzimática de microorganismos encargados de la descomposición de la materia orgánica, que posibilita una mayor acumulación de carbono orgánico en el suelo según Davidson y Janssens (2006) y Buol et al. (2011). Estas zonas de mayor acumulación, que se localizan principalmente en las regiones de estudio central, coinciden con zonas que reportan la mayor presencia de Histosoles (suborden Wassists) y Andisoles (Cryands y Udands) en tipos de relieve depresional o zonas de acumulación (Monsalve et al. 2018), específicamente en el caso de Andisoles, suelos derivados de cenizas volcánicas, estas condiciones dan paso a la formación de complejos altamente estables entre el humus y el Al (Feller et al. 2001).

Lo anterior da cuenta de la influencia del relieve y por ende la importancia de las variables derivadas del modelo digital de elevación en la acumulación de COS. El tipo de relieve y la forma del terreno afectan el microclima y la dinámica del agua al interior del suelo (Yang et al. 2016).

La zona norte que abarca el distrito de páramos de Perijá, marca los límites entre Colombia y Venezuela, y debido a que el sistema montañoso bloquea el paso de vientos alisios provenientes de la costa venezolana, la vertiente colombiana es predominantemente seca y con menos vegetación, lo que favorece la mineralización de la materia orgánica en el suelo (Morales et al. 2007). Lo anterior sugiere que el almacenamiento de COS en esta zona también se ve influenciado por las condiciones climáticas.

En suma, tanto la precipitación como la temperatura, en interacción con el relieve y la forma del terreno, fueron parámetros determinantes de la variabilidad espacial del COS, lo que señala su importancia en la génesis de suelo (Martin et al. 2011).

Las variables relacionadas con la vegetación fueron parte de las variables ambientales más importantes en el modelo predictivo. La incorporación de biomasa vegetal en el suelo, proveniente de las

coberturas de la tierra y que varía en función del uso del suelo, aporta material orgánico a través de la caída de hojarasca y la descomposición de las raíces, lo que aumenta el contenido de carbono orgánico (Kumar et al. 2018).

Lo anterior explica la importancia de los índices de vegetación para la predicción y su contribución en nuestro modelo predictivo. Particularmente para el distrito de Perijá (Norte), la acumulación de COS fue la más baja dadas las condiciones climáticas, pese a que la intervención antrópica en esta zona es baja y 70% de su superficie se encuentra cubierta por vegetación natural de páramos, lo que confirma que para este distrito el aspecto determinante fue el clima y no la cobertura y el uso de la tierra.

La vegetación predominante en la zona central son herbazales y arbustales y en zonas intervenidas, dominan las praderas. El costado occidental (Distrito Viejo Caldas-Tolima) muestra el menor promedio de acumulación de COS (Tabla 3), allí predomina la cobertura de pastos limpios y suelo con poca cobertura vegetal, lo que sugiere que el cambio de la vegetación natural a praderas y territorios desprovistos de vegetación afecta significativamente el COS, como lo indican Yang et al. (2018).

Herbazales, bosques densos, abiertos y otros espacios naturales cubren gran parte de la superficie de los distritos de la zona sur (Nariño-Putumayo y Macizo). Las áreas de mayor acumulación de COS (Tabla 3), se encuentran sobre suelos de suborden Folists, indicando que en esta región de páramos el mecanismo que determina la acumulación de carbono en el suelo es el alto aporte de material orgánico proveniente de la vegetación, que se da en formas convexas de terreno. Los valores bajos se dan en áreas con coberturas de pastos y cultivos, lo cual indica que el tipo de vegetación condiciona el almacenamiento de COS (Yang et al. 2018).

Conclusiones

Se estimó el contenido de carbono orgánico hasta 30 cm de profundidad en los suelos de ecosistemas de páramos en Colombia, mediante técnicas de mapeo digital, empleando el modelo Random Forest, encontrando que la totalidad del área almacena 240.7 Mt de carbono en suelo. De esta cifra, 79.3% se almacena en la zona Centro (190.8 Mt), seguido por la zona Sur con 47.5 Mt (19.7%) y la zona Norte con 2.4 Mt de C (1 %).

Pese a sus altos contenidos, la zona centro presenta mayor riesgo de liberar CO₂, debido a la intervención antrópica, específicamente por cambio de uso del suelo a cultivos agrícolas y pastoreo. La zona norte, presenta condiciones que no favorecen la acumulación de COS; sin embargo, los bajos niveles de intervención antrópica contribuyen al almacenamiento de carbono en suelo. De ahí que, el factor antrópico incide fuertemente en el almacenamiento de carbono y marca la necesidad de establecer estrategias de conservación de los suelos de este ecosistema en Colombia.

El uso conjunto de los mapas de predicción y estimación de la incertidumbre del modelo RF ajustado, es útil para investigaciones futuras en los ecosistemas de alta montaña del país y darán soporte a estudios relacionados con la dinámica del COS, ya que se constituyen como la información de respaldo para el seguimiento del COS a través del tiempo.

La información de este estudio será útil para la identificación de zonas potenciales para el almacenamiento de carbono del suelo, así como para la demarcación de las zonas más vulnerables en este ecosistema. También apoyara a los tomadores de decisiones en la formulación de políticas para el manejo de recursos naturales en los páramos de Colombia o en ecosistemas de alta montaña en otras partes del mundo.

Nuestro trabajo es una primera evaluación de la distribución espacial de COS superficial en estos ecosistemas de alto valor ambiental para la conservación de bienes ecosistémicos y dada su importancia, estudios futuros incluirán datos de capas subsuperficiales que permitan generar información de mayor relevancia ambiental para los páramos de Colombia.

Se recomienda para estudios similares, plantear diseños de muestreo probabilísticos que permitan aumentar la capacidad predictiva de los modelos e involucrar la variación muestral dentro de la estimación de la incertidumbre.

Agradecimientos

Este esfuerzo de compilación fue apoyado por la Alianza Global por el Suelo y la Alianza Suramericana por el Suelo, ambos patrocinados por la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO). El proyecto se realizó entre el Instituto Geográfico Agustín Codazzi y el Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander Von Humboldt.

M.G. agradece una beca de CONACyT de México (382790) para estudios de doctorado.

A la Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia-UPTC, por el aporte a esta investigación con datos de perfiles descritos en las áreas de páramos de Boyacá.

Referencias

- Abdelbaki, A.M. 2016. Evaluation of pedotransfer functions for predicting soil bulk density for U.S. soils. *Ain Shams Engineering Journal* 9, (4):1611-1619. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2016.12.002>
- Alvarez, P., Moreno, G. 2018. Spatial variability of soil carbon pools in the Andean. En: *Proceedings of the 21st World Congress of Soil Science, Rio de Janeiro, 12-17 de Agosto 2018, (Volume II)*, pp. 63-64. Disponible en: https://www.21wcss.org/docs/Proceedings_of_the_21WCSS_Volume_II.pdf
- Arrouays, D., Lagacherie, P., Hartemink, A.E. 2017. Digital soil mapping across the globe. *Geoderma Regional* 9, 1-4. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.03.002>
- Beaudette, D.E., Rouser, P., O'Geen, A. 2013. Algorithms for quantitative pedology: a toolkit for soil scientists. *Computers and Geosciences* 52:258-268. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.10.020>
- Bierman-Lytle, P.W. 2015. Climate Change Impact on High-Altitude Ecosystems and Their Impact on Human Communities, En: Öztürk, M., Hakeem, K.R., Faridah-Hanum, I., Efe, R. (Eds.), *Climate Change Impacts on High-Altitude Ecosystems. Case Study: San Bernardino Mountains and Urban Communities Interface: Historical, Contemporary, and Future*, pp. 289-341. Springer International Publishing, Cham, Alemania. https://doi.org/10.1007/978-3-319-12859-7_12
- Bishop, T.F.A., McBratney, A.B., Laslett, G.M. 1999. Modeling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma* 91, 27-45. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(99\)00003-8](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(99)00003-8)
- Blake, G., Hartge, K. 1986. Bulk Density, En: Klute, A. (Ed.), *Methods of Soil Analysis, Part 1. Physycial and Mineralogical Methods*, pp. 363-375. SSSA Book Series. Soil Science Society of America, American Society of Agronomy. Madison, Estados Unidos. <https://doi.org/10.2136/sssabookser5.1.2ed.c13>
- Breiman, L. 2001. Random Forests. *Machine Learning* 45, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Buol, S., Southard, R., Graham, R., McDaniel, P. 2011. *Soil Genesis and Classification*. John Wiley, Chichester, Reino Unido.
- Buytaert, W., Céleri, R., De Bièvre, B., Cisneros, F., Wyseure, G., Deckers, J., Hofstede, R. 2006. Human impact on the hydrology of the Andean páramos. *Earth-Science Reviews* 79, 53-72. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2006.06.002>
- Davidson, E.A., Janssens, I.A. 2006. Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature* 440, 165-173. <https://doi.org/10.1038/nature04514>
- Dercon, G., Deckers, J., Govers, G., Poesen, J., Sánchez, H., Vanegas, R., Ramírez, M., Loaiza, G. 2003. Spatial variability in soil properties on slow-forming terraces in the Andes region of Ecuador. *Soil and Tillage Research* 72, 31-41. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(03\)00049-7](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(03)00049-7)
- FAO and IPTS 2018. *Global Soil Organic Carbon Map (GSOCmap)*. The Food and Agriculture Organization (FAO), Roma, Italia. Disponible en: <http://54.229.242.119/GSOCmap/>
- Feller, C., Albrecht, A., Blanchart, E., Cabidoche, Y.M., Chevallier, T., Hartmann, C., et al. 2001. Soil organic carbon sequestration in tropical areas. General considerations and analysis of some edaphic determinants for Lesser Antilles soils. *Nutrient Cycling in Agroecosystems* 61, 19-31. Disponible en: <https://doi.org/10.1023/A:1013359319380>
- Forkuor, G., Hounkpatin, O.K.L., Welp, G., Thiel, M. 2017. High resolution mapping of soil properties using Remote Sensing variables in southwestern Burkina Faso: A comparison of machine learning and multiple linear regression models. *PLoS One* 12, 1-21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0170478>
- Gavilan, C. 2015. Modeling Soil Organic Carbon Variation Along Climatic and Topographic Trajectories in the Central Andes. En: *Proceedings of the AGU Fall Meeting, San Francisco, 14-18 diciembre 2015*, paper 86162: B43I-0673. Disponible en: <https://agu.confex.com/agu/fm15/webprogram/Paper86162.html>
- Gee, G., Bauder, J. 1986. Particle-size Analysis, En: Klute, A. (Ed.), *Methods of Soil Analysis, Part 1. Physycial and Mineralogical Methods*, pp. 383-411. SSSA Book Series. Soil Science Society of America, American Society of Agronomy. Madison, Estados Unidos. <https://doi.org/10.2136/sssabookser5.1.2ed.c15>
- Guevara, M., Thine, C., Olmedo, G.F., Vargas, R. 2018. Data mining: Ransom Forest, En: Yigini, Y., Olmedo, G.F., Reiter, S., Baritz, R., Viatkin, K., Vargas, R. (Eds.), *Soil Organic Carbon Mapping Cookbook*, pp. 83-98. Food and Agricultural Organization of the United Nations, Roma, Italia. Disponible en: <http://www.fao.org/3/I8895EN/I8895en.pdf>
- Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S., Vapnik, V. 2002. Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines. *Machine Learning* 46, 389-422. <https://doi.org/10.1023/A:1012487302797>
- Hengl T., Kempen B., Heuvelink G.B.M. 2017. Methods to fit a regression-kriging model [online]. Disponible en: <http://gsif.r-forge.r-project.org/fit.gstatModel.html>
- Hengl, T., Nussbaum, M., Wright, M.N., Heuvelink, G.B.M., Gräler, B. 2018. Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *PeerJ* 6, e5518. <https://doi.org/10.7717/peerj.5518>
- Hijmans, R., van Etten, J., Sumner, M., Cheng, J., Bevan, A., Bivand, R., et al. 2019. *raster: Geographic Data Analysis and Modeling*. Disponible en: <https://cran.r-project.org/web/packages/raster/index.html>
- Hinge, G., Surampalli, R.Y., Goyal, M.K. 2018. Prediction of soil organic carbon stock using digital mapping approach in humid India. *Environmental Earth Sciences* 77, 1-10. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7374-x>
- Hitziger, M., Ließ, M. 2014. Comparison of three supervised learning methods for digital soil mapping: Application to a complex terrain in the Ecuadorian Andes. *Applied and Environmental Soil Science* 2014: 809495. <https://doi.org/10.1155/2014/809495>
- IPCC 2006. *2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. Prepared by the National Greenhouse Gas Inventories Programme, Eggleston H.S., Buendia L., Miwa K., Ngara T. and Tanabe K. (eds). IGES, Kanagawa, Japan. Disponible en: <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/>
- IUCN 2015. *Land Degradation Neutrality: implications and opportunities for conservation*, Technical Brief. Second edition. International Union for Conservation of Nature, Nairobi, Kenya. Disponible en: https://www.iucn.org/downloads/tech_brief_land_degradation_neutrality_ver4.pdf

- Kempen, B., Dalsgaard, S., Kaaya, A.K., Chamuya, N., Ruipérez-González, M., Pekkarinen, A., Walsh, M.G. 2019. Mapping topsoil organic carbon concentrations and stocks for Tanzania. *Geoderma* 337, 164–180. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.011>
- Kuhn, M., From, C., Wing, J., Weston, S., Williams, A., Keefer, C., et al. 2019. *caret: Classification and Regression Training*. Disponible en: <https://cran.r-project.org/web/packages/caret/index.html>
- Kumar, N., Velmurugan, A., Hamm, N.A.S., Dadhwal, V.K. 2018. Geospatial Mapping of Soil Organic Carbon Using Regression Kriging and Remote Sensing. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 46, 705–716. <https://doi.org/10.1007/s12524-017-0738-y>
- Lagacherie, P., McBratney, A.B. 2006. Chapter 1 Spatial Soil Information Systems and Spatial Soil Inference Systems: Perspectives for Digital Soil Mapping. *Developments in Soil Science* 31, 3–22. [https://doi.org/10.1016/S0166-2481\(06\)31001-X](https://doi.org/10.1016/S0166-2481(06)31001-X)
- Liaw, A., Wiener, M. 2002. Classification and Regression by randomForest. *R News* 2, 18–22. Disponible en: https://www.r-project.org/doc/Rnews/Rnews_2002-3.pdf
- Liess, M., Glaser, B., Huwe, B. 2009. Digital soil mapping in Southern Ecuador. *Erdkunde* 63, 309–319. <https://doi.org/10.3112/erdkunde.2009.04.02>
- Ließ, M., Schmidt, J., Glaser, B. 2016. Improving the spatial prediction of soil organic carbon stocks in a complex tropical mountain landscape by methodological specifications in machine learning approaches. *PLoS One* 11, 1–22. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0153673>
- Martin, M.P., Wattenbach, M., Smith, P., Meersmans, J., Jolivet, C., Boulonne, L., Arrouays, D. 2011. Spatial distribution of soil organic carbon stocks in France. *Biogeosciences* 8, 1053–1065. <https://doi.org/10.5194/bg-8-1053-2011>
- Minaya, V., Corzo, G., Romero-Saltos, H., Van Der Kwast, J., Lantinga, E., Galárraga-Sánchez, R., Mynett, A. 2016. Altitudinal analysis of carbon stocks in the Antisana páramo, Ecuadorian Andes. *Journal of Plant Ecology* 9, 553–563. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/jpe/rtv073>
- Monsalve, A., Fernández, A.F., Grisales Camargo, C.J., Gutiérrez, E.F., Robayo Rocha, J.S., Caguasango Eraso, L.J., et al. 2018. *Análisis de resultados del contenido de carbono orgánico en los suelos de ecosistemas de páramos y humedales de Colombia*. Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt. Bogotá, Colombia. Disponible en: <http://hdl.handle.net/20.500.11761/34979>
- Morales, M., Otero, J., Van der Hammen, T., Torres, A., Cadena, C., Pedraza, C., et al. 2007. *Atlas de Páramos*. Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt. Bogotá, Colombia. Disponible en: <http://repository.humboldt.org.co/handle/20.500.11761/35044>
- Munoz, M.A., Faz, A., Mermut, A.R. 2015. Soil Carbon Reservoirs at High-Altitude Ecosystems in the Andean Plateau. En: Öztürk, M., Hakeem, K.R., Faridah-Hanum, I., Efe, R. (Eds.), *Climate Change Impacts on High-Altitude Ecosystems*, pp. 135–153. Springer International Publishing, Cham, Alemania. Disponible en: https://doi.org/10.1007/978-3-319-12859-7_4
- Oliver, V., Oliveras, I., Kala, J., Lever, R., Arn Teh, Y. 2017. The effects of burning and grazing on soil carbon dynamics in managed Peruvian tropical montane grasslands. *Biogeosciences* 14, 5633–5646. <https://doi.org/10.5194/bg-14-5633-2017>
- Ponce-Hernandez, R., Marriot, F.H.C., Beckett, P.H.T. 1986. An improved method for reconstructing a soil profile from analyses of a small number of samples. *European Journal of Soil Science* 37, 455–467. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1986.tb00377.x>
- Prasad, A.M., Iverson, L.R., Liaw, A. 2006. Newer classification and regression tree techniques: Bagging and random forests for ecological prediction. *Ecosystems* 9, 181–199. <https://doi.org/10.1007/s10021-005-0054-1>
- Reuter, H.I., Hengl, T. 2012. Global Soil Information Facilities – Component Worldgrids.org. En: *Geophysical Research Abstracts*, Vol. 14, EGU2012-2954, 2012 (22-27 April 2012, Vienna, Austria). Disponible en: <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU2012/EGU2012-2954.pdf>
- Santra, P., Kumar, M., Panwar, N. 2017. Digital soil mapping of sand content in arid western India through geostatistical approaches. *Geoderma Regional* 9, 56–72. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.03.003>
- Sreenivas, K., Dadhwal, V.K., Kumar, S., Harsha, G.S., Mitran, T., Sujatha, G., Suresh, G.J.R., Fyze, M.A., Ravisankar, T. 2016. Digital mapping of soil organic and inorganic carbon status in India. *Geoderma* 269, 160–173. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.02.002>
- Toosi, E.R., Schmidt, J.P., Castellano, M.J. 2014. Soil temperature is an important regulatory control on dissolved organic carbon supply and uptake of soil solution nitrate. *European Journal of Soil Biology* 61, 68–71. <https://doi.org/10.1016/j.ejsobi.2014.01.003>
- USDA 2014. *Keys to Soil Taxonomy, 12th ed.* Washington. USDA-Natural Resources Conservation Service, Washington, DC., Estados Unidos. Disponible en: https://www.nrcs.usda.gov/wps/wps/PA_NRCSConsumption/download?cid=stelprdb1252094&ext=pdf
- Vaysse, K., Lagacherie, P. 2017. Using quantile regression forest to estimate uncertainty of digital soil mapping products. *Geoderma* 291, 55–64. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.12.017>
- Walkley, A., Black, I. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science* 37, 29–37. <https://doi.org/10.1097/00010694-193401000-00003>
- Wang, X., Li, X., Hu, Y., Lv, J., Sun, J., Li, Z., Wu, Z. 2010. Effect of temperature and moisture on soil organic carbon mineralization of predominantly permafrost peatland in the Great Hing'an Mountains, Northeastern China. *Journal of Environmental Sciences* 22, 1057–1066. [https://doi.org/10.1016/S1001-0742\(09\)60217-5](https://doi.org/10.1016/S1001-0742(09)60217-5)
- Wang, G., Zhou, Y., Xu, X., Ruan, H., Wang, J. 2013. Temperature Sensitivity of Soil Organic Carbon Mineralization along an Elevation Gradient in the Wuyi Mountains, China. *PLoS One* 8, 1–7. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0053914>
- Wang, M., Su, Y., Yang, X. 2014. Spatial distribution of soil organic carbon and its influencing factors in desert grasslands of the hexi corridor, Northwest China. *PLoS One* 9, 24–26. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0094652>
- Wiesmeier, M., Barthold, F., Blank, B., Kögel-Knabner, I. 2011. Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem. *Plant and Soil* 340, 7–24. <https://doi.org/10.1007/s11104-010-0425-z>
- Xu, X., Thornton, P.E., Post, W.M. 2013. A global analysis of soil microbial biomass carbon, nitrogen and phosphorus in terrestrial ecosystems. *Global Ecology and Biogeography* 22(6): 737–749. <https://doi.org/10.1111/geb.12029>
- Yang, R.M., Zhang, G.L., Liu, F., Lu, Y.-Y., Yang, F., Yang, F., et al. 2016. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecological Indicators* 60, 870–878. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.036>
- Yang, Y., Chen, Y., Li, Z., Chen, Y. 2018. Land-use/cover conversion affects soil organic-carbon stocks: A case study along the main channel of the Tarim River, China. *PLoS One* 13, 1–14. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206903>
- Zhang, G.-L., Liu, F., Song, X.-D. 2017. Recent progress and future prospect of digital soil mapping: A review. *Journal of Integrative Agriculture* 16(12), 2871–2885. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(17\)61762-3](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(17)61762-3)