

Carbono orgánico del suelo según tipo de cobertura: Aportes para la gestión sostenible del Chaco Semiárido de Salta (Argentina)

GISELA CÓRDOBA^{1,✉}; JUAN GAITÁN²; ARANZAZU GUEVARA^{3,4}; HUMBERTO CARUSO⁵; SILVANA CASTRILLO⁶; LEONIDAS LIZÁRRAGA¹; MATÍAS JEREZ⁵ & CRISTINA CAMARDELLI⁵

¹ Dirección Regional NOA, Administración de Parques Nacionales. ² Universidad Nacional de Luján-Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). ³ Instituto de Bio y Geociencias del NOA, CONICET-Universidad Nacional de Salta. ⁴ Facultad Regional Orán, Universidad Nacional de Salta. ⁵ Facultad de Ciencias Naturales, Universidad Nacional de Salta.

RESUMEN

1. El carbono orgánico del suelo (COS) es un indicador clave de la calidad y productividad edáfica, muy condicionado por la estructura y la composición de la vegetación. Para mejorar la gestión territorial y orientar estrategias de conservación y restauración, es esencial disponer de información espacialmente detallada sobre las reservas de COS. Este trabajo buscó caracterizar y cuantificar la distribución y almacenamiento del COS hasta 30 cm de profundidad según los distintos tipos de cobertura en un sector representativo del Chaco Semiárido de la provincia de Salta.

2. Se realizó un mapeo digital de suelos con el algoritmo random forest. Se analizaron muestras de suelos de 128 sitios entre 2014 y 2024, cubriendo diferentes clases de cobertura y uso del suelo. Se emplearon nueve covariables predictoras del almacenamiento de COS.

3. La reserva media de COS (30 cm de profundidad) fue estimada en 42.67 ± 9.47 Mg/ha, con valores entre 19.10 y 67.06 Mg/ha. Los bosques presentaron los mayores valores de almacenamiento de COS, particularmente el bosque de ribera (47.95 ± 10.58 Mg/ha), en comparación con el arbustal cerrado (37.74 ± 8.14 Mg/ha), el arbustal abierto (29.86 ± 8.46 Mg/ha) y los cultivos (37.63 ± 7.57 Mg/ha). Aunque los cultivos tuvieron menores concentraciones de COS (%) respecto del arbustal cerrado, ambas coberturas mostraron valores similares de almacenamiento de COS.

4. Implicancias. Los resultados evidencian que la conservación de los bosques es estratégica para mantener las reservas regionales de carbono edáfico y los servicios ecosistémicos asociados. La reducción del almacenamiento de COS en cultivos subraya la necesidad de promover prácticas de manejo que minimicen las pérdidas de carbono y favorezcan su recuperación. Este trabajo aporta insumos para el ordenamiento territorial, la evaluación de escenarios de cambio de uso del suelo y el diseño de estrategias de mitigación y adaptación al cambio climático, para una gestión más sostenible de los suelos del Chaco Semiárido.

[Palabras clave: degradación de la tierra, reservas de carbono, mapeo digital de suelos, ecorregión Chaco, bosques nativos]

ABSTRACT. Soil organic carbon according to land cover type: Contributions for the sustainable management of the semi-arid Chaco of Salta (Argentina)

1. Soil organic carbon (SOC) is a key indicator of soil quality and productivity, strongly influenced by vegetation structure and composition. Having spatially detailed information on SOC stocks is essential for improving land management and guiding conservation and restoration strategies. This study aimed to characterize and quantify the distribution and storage of soil carbon down to 30 cm depth according to the different land cover types in a representative area of the semi-arid Chaco region of Salta province.

2. The digital soil mapping approach was used with the random forest algorithm. Soil samples from 128 sites were analyzed between 2014 and 2024, covering the different land cover and land use classes of the study area, and nine covariates were used to predict SOC storage.

3. The average SOC stock down to 30 cm depth was estimated at 42.67 ± 9.47 Mg/ha, with values ranging from 19.10 to 67.06 Mg/ha. Forests exhibited the highest SOC storage values, particularly riparian forest (47.95 ± 10.58 Mg/ha), compared to closed shrubland (37.74 ± 8.14 Mg/ha), open shrubland (29.86 ± 8.46 Mg/ha) and cultivated land (37.63 ± 7.57 Mg/ha). Although cultivated land showed lower SOC concentrations (%) compared to closed shrubland, both land cover types showed similar SOC storage values (Mg/ha).

4. Implications. The results demonstrate that forest conservation is strategic for maintaining regional soil carbon stocks and associated ecosystem services. The reduction in soil carbon storage in crops underscores the need to promote management practices that minimize carbon losses and encourage its recovery. This work provides input for land-use planning, the assessment of land-use change scenarios and the design of climate change mitigation and adaptation strategies, contributing to more sustainable soil management in the semi-arid Chaco region.

[Keywords: land degradation neutrality, digital soil mapping, Chaco ecoregion, native forests]

INTRODUCCIÓN

La captura y el almacenamiento de CO₂ atmosférico en la vegetación y en los suelos son fundamentales para mitigar los efectos del cambio climático (IPCC 2019). El suelo es el principal reservorio de carbono orgánico (COS) en los ecosistemas terrestres. A un metro de profundidad contiene ~1500 Pg C, tres veces más carbono que la atmósfera y el doble del almacenado en la vegetación (Friedlingsten et al. 2019; Mayer et al. 2020). A su vez, el COS es un indicador clave de la calidad del suelo, ya que correlaciona de manera positiva con sus propiedades físicas (i.e., infiltración, estabilidad de agregados, retención de agua), químicas (i.e., capacidad de intercambio catiónico, disponibilidad de nutrientes) y con variables ecológicas esenciales como la cobertura vegetal, la biomasa y la productividad primaria neta aérea (Córdoba et al. 2022; Peri et al. 2024). Su almacenamiento refleja el equilibrio entre las entradas de materia orgánica que dependen de la productividad vegetal, de las prácticas de manejo y de las pérdidas por descomposición microbiana, erosión y lixiviación (Cowie et al. 2018).

A escala global, la Convención de las Naciones Unidas de Lucha contra la Desertificación (UNCCD) adoptó el mapeo de reservas de COS asociadas a distintos tipos de cobertura como indicador del grado de degradación de las tierras, en el marco del seguimiento de la Neutralidad en la Degradación de la Tierra (NDT) (IUCN 2015). Comprender la distribución espacial del COS es fundamental para identificar áreas con potencial de secuestro de carbono (Lamichhane et al. 2019) y diseñar estrategias de conservación y manejo sostenible. Este interés impulsó el desarrollo de mapas de COS con mayor resolución y precisión (Gaitán et al. 2025), en especial en ecosistemas de tierras secas, muy vulnerables a la degradación y a los cambios en la cobertura (Millennium Ecosystem Assessment 2005).

En la Argentina, más del 75% del territorio corresponde a tierras áridas, semiáridas y subhúmedas secas, donde la degradación del suelo constituye una amenaza creciente. En este contexto, en el año 2011 se creó el Observatorio Nacional de Degradación de Tierras y Desertificación (ONDyD) con el objetivo de proveer información sobre el estado, tendencias y riesgos de la degradación de tierras, mediante un sistema de monitoreo

multiescalar para promover acciones de prevención y restauración (Therburg et al. 2019). Uno de sus sitios piloto (identificado como Sitio Piloto Chaco Semiárido de Salta [SPChS]) se localiza en el sudeste del departamento San Martín y el centro-oeste de Rivadavia. Esta región registró una de las tasas de deforestación más altas del mundo en las últimas décadas, impulsada por la expansión de la agricultura y la ganadería (Grau et al. 2008). No obstante, el sitio piloto conserva áreas de bosques nativos que proveen múltiples servicios ecosistémicos; entre ellos, el almacenamiento de COS, función clave para regular el clima y la fertilidad de los suelos (Camardelli et al. 2019; Córdoba and Zepharovich 2022).

El almacenamiento de COS en el Chaco Semiárido está muy condicionado por la estructura y la composición de la vegetación. Esta conforma, en general, un mosaico de bosques, arbustales y áreas transformadas, con valores más altos en los ecosistemas más conservados (Conti et al. 2014). Estos tipos de cobertura difieren en sus tasas de aporte de materia orgánica y en su capacidad de retención del carbono del suelo (Pan et al. 2011). Por ello, disponer de información espacialmente detallada sobre las reservas de COS según el tipo de cobertura es esencial para mejorar la gestión territorial y orientar estrategias de conservación y restauración en esta ecorregión.

En este escenario, la reciente actualización del Ordenamiento Territorial de Bosques Nativos de la provincia de Salta (Ley 8483/25) introdujo la categoría transitoria de Área de Producción y Conservación (APC), que habilita cambios de uso del suelo bajo criterios de admisibilidad. Esta categorización incrementa la vulnerabilidad de los bosques remanentes y podría afectar de manera directa las reservas de COS en el Chaco Semiárido. Esto subraya la necesidad de contar con información local precisa.

La variación espaciotemporal del COS está determinada por la interacción de múltiples factores, como las propiedades físicas y químicas del suelo, el clima, la topografía, la cobertura y el manejo del uso de la tierra (Batjes 2016; Hengl et al. 2017; Peri et al. 2024); esto se debe considerar al momento de analizar su distribución y variabilidad. En los últimos años se emplearon diversas técnicas estadísticas y de aprendizaje automático para el mapeo de COS (e.g., regresión lineal, modelos lineales

mixtos y métodos de inteligencia artificial) (Vågen and Winowiecki 2013). Estas técnicas permitieron generar mapas digitales continuos y estimar la incertidumbre asociada a los modelos predictivos (McBratney et al. 2003; Viscarra-Rossel and Hicks 2015).

Recientemente, utilizando tecnologías de mapeo digital de suelos (MDS), se publicaron estudios a escala nacional (Peri et al. 2024; Gaitán et al. 2025) que proporcionan datos de almacenamiento y distribución de carbono en los suelos de la República Argentina, así como de los principales factores que explican su variabilidad. Los autores reportaron que la vegetación es uno de los determinantes que más influyen en las reservas de COS (Gaitán et al. 2025). En particular, en la región del Chaco Seco utilizaron modelos predictivos para estimar las reservas de COS en bosques y pastizales (Filip et al. 2025), evaluar las variaciones del COS en estas coberturas y sistemas de cultivo (Villarino et al. 2018), y analizar los cambios asociados a prácticas de manejo y a gradientes de precipitación contrastantes (Baldassini and Paruelo 2020). Sin embargo, dichos estudios se desarrollan a escalas espaciales amplias, nacionales o regionales. Por esta razón no alcanzan a capturar la variabilidad local del COS asociada a la marcada heterogeneidad de la vegetación y a los usos de suelo del Chaco Semiárido.

En este trabajo nos proponemos caracterizar y cuantificar la distribución y el almacenamiento del COS hasta una profundidad de 30 cm según los distintos tipos de cobertura presentes en el área de estudio. Este análisis, desarrollado a una escala local en un sector representativo del Chaco Semiárido, busca contribuir al conocimiento del comportamiento espacial del COS, aportar información de referencia para el diseño de estrategias de conservación y manejo sustentable, y servir como línea de base para el monitoreo temporal de cambios en el COS.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El área de estudio corresponde a un sector de la región del Chaco salteño, que incluye el sitio piloto SPChS del ONDTyD y cubre una superficie total de 5880 km². Presenta un clima semiárido con precipitaciones concentradas en verano y parte del otoño (diciembre a abril), con un promedio de 629±165 mm/año. La

temperatura media anual es 21 °C (entre 15 y 28 °C) (Bianchi et al. 2005).

Desde el punto de vista geológico, el área de estudio se ubica en el sector norte de la Provincia Geológica Llanura Chaco-pampeana (Russo et al. 1979), que constituye una amplia cuenca de sedimentación con una cubierta superior formada por depósitos de loess, limo, arena y arcilla (Nadir and Chafatinos 1990). En la parte norte del área, los suelos dominantes tienen textura franca, en correspondencia con el orden de los Molisoles (Haplustoles típicos). En el centro y sur, los suelos dominantes tienen textura fina, asociados principalmente al orden Alfisoles (Natracualfes típicos). Por último, en algunos sectores se encuentran suelos pertenecientes al orden Entisoles (Ustifluventes típicos) (USDA 1999).

El área de estudio está cubierta por bosques xerofíticos, en coincidencia con el distrito fitogeográfico Chaqueño occidental (Cabrera 1971). Las comunidades de plantas están dominadas por árboles como *Aspidosperma quebracho-blanco* Schlecht (quebracho blanco) y *Schinopsis lorentzii* (Griseb.) Engl. (quebracho colorado), acompañados por *Sarcomphalus mistol* (Griseb.) Hauenschild (mistol), *Libidibia paraguariensis* (D. Parodi) G.P. Lewis (guayacán), *Neltuma alba* (Griseb.) C.E. Hughes and G.P. Lewis (algarrobo blanco), *Neltuma nigra* (Griseb.) C.E. Hughes and G.P. Lewis (algarrobo negro), *Gonopterodendron sarmientoi* (Lorentz e Griseb.) A.C. Godoy-Bürki (palo santo), con un sotobosque dominado por *Salta triflora* (Griseb.) (duraznillo), de más de 3 m de altura, entre otras especies (Camardelli et al. 2021).

En el sector bajo análisis encontramos sistemas campesinos dedicados a la ganadería extensiva en áreas con bosque nativo y sistemas ganaderos capitalizados en sitios desmontados. En los sistemas ganaderos capitalizados se reemplaza el bosque nativo por pasturas exóticas (*Megathyrsus maximus* var. *maximus*, *Cenchrus ciliaris* L. y *Chloris gayana* Kunth) para la producción bovina. Para ello, se utilizan diferentes técnicas de desmonte, que implican la remoción total o parcial de la cubierta arbórea arbustiva y subarbustiva del bosque chaqueño (Kunst et al. 2016).

Datos de COS

Se recolectaron muestras de suelos en 128 sitios entre 2014 y 2024, cubriendo las

diferentes clases de cobertura y uso del suelo del área de estudio (Figura 1): Arbustal abierto (n=9), Arbustal cerrado (n=26), Bosque abierto (n=21), Bosque cerrado (n=33), Bosque de ribera (n=13) y Cultivo (n=26).

Las muestras fueron obtenidas en el marco de las actividades desarrolladas por el ONDTyD. La densidad promedio de sitios de muestreo fue 2.19 sitios/100 km², lo que representa una intensidad de muestreo elevada en comparación con las estimaciones a escala nacional (1.47 sitios/1000 km²) (Gaitán et al. 2025).

Los sitios fueron muestreados hasta una profundidad de 30 cm, según lo propuesto por el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC 2006). Este criterio se basa en que en los horizontes superficiales los procesos del ciclo del C son más activos, mientras que a mayores profundidades, el COS se almacena de forma más estable y sin cambiar significativamente en el tiempo.

Sobre cada sitio de muestreo se recolectaron muestras compuestas de suelo (seis submuestras) para determinar la concentración de COS y los valores de densidad aparente (DAP). La concentración de COS se determinó en laboratorio empleando el método propuesto por Walkley y Black (1934), y para la DAP se utilizó el método del cilindro (Blake and Hartge 1986). A fin de determinar la DAP, se aplicó la Ecuación 1.

$$DAP = M / V$$

Ecuación 1

En esta ecuación, DAP es la densidad aparente (g/cm³ o Mg/m³), M es la masa (g o Mg) y V es el volumen (cm³ o m³). El almacenamiento de COS (Mg/ha) se calculó con la Ecuación 2.

$$COS \text{ (Mg/ha)} = C \times DAP \times 0.3 \times 100$$

Ecuación 2

Aquí, C es la concentración de COS (kg/100 kg), DAP es la densidad aparente del suelo (Mg/m³), 0.3 es la profundidad de muestreo (m) y 100 es un factor para expresar el resultado en Mg/ha. Luego se aplicó la corrección por masa equivalente de suelo (MES) sobre los valores de almacenamiento de COS obtenidos para la profundidad fija de 0-30 cm siguiendo el procedimiento descrito por Ellert y Bettany (1995) y Von Haden et al. (2020). El cálculo se realizó con la Ecuación 3.

$$COSequiv = COSfijo - [(Mactual - Mref) \times Cprof/100]$$

Ecuación 3

En esta ecuación, COSequiv es el almacenamiento de COS corregido por MES (Mg/ha), COSfijo es el almacenamiento de COS calculado para el intervalo fijo de 0-30 cm (Mg/ha), Mactual representa la masa total de suelo del perfil muestreado de 0-30 cm (Mg/ha), obtenida a partir de la DAP media y el espesor de la capa, Mref es la masa de suelo de referencia (Mg/ha), definida como la menor masa registrada entre los sitios evaluados (3233.97 Mg/ha de bosque nativo) y Cprof es la concentración de COS (%) correspondiente al estrato inferior del perfil (20-30 cm).

Este procedimiento permitió reducir el efecto de las variaciones en DAP derivadas tanto del manejo como de diferencias edáficas, geomorfológicas e hidrológicas entre coberturas. Esto garantizó que las comparaciones fuesen más consistentes respecto al almacenamiento de COS entre usos del suelo.

Mapa de cobertura del suelo

Para caracterizar la cobertura del suelo se elaboró un mapa temático a una resolución de 30 m, utilizando un mosaico promedio de imágenes Landsat 9 (OLI-2/TIRS-2) correspondientes al período junio-diciembre de 2022. Las imágenes fueron preprocesadas en la plataforma Google Earth Engine (GEE) (Gorelick et al. 2017), aplicando corrección atmosférica y enmascarado de nubes.

Para definir las clases de cobertura se tomó como referencia el mapa de unidades ambientales homogéneas de Camardelli et al. (2021), que abarca una superficie de ~2000 km². Los criterios de este mapa se adaptaron para generar el nuevo mapa temático correspondiente al área bajo estudio que cubre una superficie de 5880 km². Se implementó una clasificación supervisada mediante el algoritmo random forest (RF) (Breiman 2001), empleando 51 puntos de control con datos de vegetación dominante y clase textural de suelos para el entrenamiento y validación del modelo, relevados de manera simultánea.

Variables ambientales predictoras

Se seleccionó un conjunto de 93 variables climáticas, topográficas, edáficas, geográficas y espectrales potencialmente predictoras del

almacenamiento de COS. Para ello se siguió el enfoque conceptual propuesto por McBratney et al. (2003) (ver Material Suplementario-Tabla S1).

Las variables climáticas se obtuvieron de la base de datos global WorldClim, a partir de mapas mensuales de temperatura y precipitación (Hijmans et al. 2005), y del producto MOD11A1.V6 del sensor MODIS. Las variables topográficas derivaron de seis mapas morfométricos generados mediante el algoritmo terrain analysis en Google Earth Engine (TAGEE) (Safanelli et al. 2020).

Como variables edáficas se consideraron el contenido de arcilla y arena debido a su influencia en el almacenamiento de COS. Para ello, se utilizaron mapas nacionales de textura del suelo correspondientes a 0-30 cm de profundidad (Schulz et al. 2022). Además, se incorporaron el pH del suelo y un mapa de cobertura del suelo elaborado para el área de estudio a una resolución espacial de 30 m.

Las variables espectrales incluyeron los índices de vegetación NDVI, EVI, GLI, SAVI, GCI, RGR, SIP1, ARVI y NBRI, así como la reflectancia de las bandas del producto COPERNICUS/S2_HARMONIZED del sensor Sentinel-2. Para cada banda e índice se calculó la mediana correspondiente al período diciembre-marzo (verano) y junio-septiembre (invierno) durante 2016-2022. Además, se calcularon las diferencias estacionales verano-invierno para cada banda e índice.

Todas las covariables fueron obtenidas, procesadas o integradas en la plataforma Google Earth Engine para su posterior modelización. La resolución espacial original de las covariables fue homogenizada a 20 m mediante el método de remuestreo bilinear. Este método estima el valor de cada nuevo píxel a partir de un promedio ponderado de los cuatro píxeles más cercanos, suavizando las transiciones espaciales y reduciendo errores asociados a cambios abruptos de valores.

Modelización

Para estimar y cartografiar el almacenamiento de COS en el área de estudio se adoptó un enfoque de mapeo digital de suelos (MDS). Este se basó en aprendizaje automático, siguiendo la metodología propuesta por Gaitán et al. (2025). Se utilizó el algoritmo random forest (RF), el cual construye un conjunto de árboles de regresión a partir de muestras aleatorias del conjunto original de datos (Breiman 2001). Cada árbol genera una

predicción independiente para cada píxel, y la predicción final corresponde al promedio de todas las predicciones individuales. Este procedimiento permite obtener estimaciones robustas del error mediante las denominadas muestras out-of-bag (OOB), compuestas por los datos no incluidos en la calibración de cada árbol. La comparación entre los valores observados y predichos para estas muestras permite calcular distintas métricas de desempeño del modelo.

En cada árbol se empleó un subconjunto aleatorio de covariables predictoras. Esto permitió además estimar la importancia relativa de cada variable a partir de la disminución de la precisión del modelo luego de permutar sus valores. Para reducir la redundancia entre covariables y evitar la inclusión de predictores con bajo poder explicativo se aplicó el algoritmo random-forest recursive feature elimination (RF-RFE) (Gregorutti et al. 2017). Este procedimiento selecciona iterativamente las covariables más relevantes mediante la eliminación progresiva de aquellas con menor contribución predictiva a partir del conjunto inicial de 93 covariables.

El desempeño del modelo fue evaluado mediante validación cruzada de 10 corridas. En cada corrida, el conjunto de datos de COS se dividió aleatoriamente en un subconjunto de calibración (70%) y otro de validación (30%). En cada iteración del algoritmo RF-RFE se calculó el valor medio del error absoluto medio (MAE) de las 10 corridas y se analizó su relación con el número de covariables remanentes (Material Suplementario-Figura S1). Sobre la base de este análisis, se seleccionaron nueve covariables para modelar y cartografiar el almacenamiento de COS.

Finalmente, el desempeño del modelo se evaluó mediante el promedio de tres métricas calculadas en las 10 corridas de validación cruzada: coeficiente de determinación (R^2), raíz del error cuadrático medio (RMSE) y MAE. La evaluación de autocorrelación espacial de los errores del modelo predictivo de COS se realizó mediante el cálculo del índice global de Moran (Moran's I) sobre los residuos (observado-predicho).

Almacenamiento de COS por tipo de cobertura del suelo

A partir de los mapas de distribución y almacenamiento de COS y de cobertura del suelo generados para el área de estudio, se

estimó el valor promedio y el desvío estándar de COS por tipo de cobertura (Mg/ha), así como el almacenamiento total (Gg), mediante herramientas de análisis estadístico en QGIS (QGIS.org 2025). Para evaluar diferencias significativas en la concentración de COS (%), DAP (Mg/m³) y el almacenamiento de COS (Mg/ha) entre los distintos tipos de cobertura del suelo se aplicó una prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis, seguida por comparaciones múltiples por pares mediante la prueba de Mann-Whitney con corrección de Bonferroni. Asimismo, se realizó un análisis de correlación de Spearman entre la concentración de COS (%) y la DAP (Mg/m³).

RESULTADOS

Tipos de cobertura en el área de estudio

El mapa obtenido reproduce los tipos de cobertura definidos por Camardelli et al. (2021), actualizados al año 2022 y ajustados a la extensión completa del área de estudio (Tabla 1, Figura 1). En mayor proporción, 31% del área está cubierta por bosques cerrados, 24% por arbustales cerrados y 18% por bosques abiertos. En menor proporción, por bosques de ribera y arbustales abiertos, con 8% y 1%, respectivamente. En cuanto a la superficie

deforestada para cultivos, se registró el 17% del total del área.

Concentración de COS y DAP hasta 30 cm por tipo de cobertura

El análisis mediante la prueba de Kruskal-Wallis evidenció diferencias estadísticamente significativas entre los tipos de cobertura del suelo para la concentración de COS ($H=42.86$, $gl=5$, $P<0.001$) y DAP ($H=33.57$, $gl=5$, $P<0.001$) en los sitios muestreados hasta 30 cm de profundidad. En relación con la concentración de COS (%), las comparaciones múltiples mostraron que las coberturas boscosas —en particular, el bosque de ribera (1.52 ± 0.50) junto con el arbustal cerrado (1.22 ± 0.42)— presentaron los valores más elevados. Estas coberturas difirieron significativamente del cultivo (0.87 ± 0.25) y del arbustal abierto (0.60 ± 0.21), consolidándose como los ambientes con mayor concentración de COS en los primeros 30 cm del suelo (Tabla 2).

En cuanto a la DAP (Mg/m³), el análisis mostró variaciones significativas asociadas al tipo de cobertura. El arbustal abierto presentó los valores más elevados de DAP (1.65 ± 0.05 Mg/m³), siendo significativamente superiores a los registrados en las demás coberturas, seguido por cultivo (1.53 ± 0.14 Mg/m). Por el

Tabla 1. Características de vegetación, clase textural de suelos y uso según tipos de cobertura del área de estudio. La clase textural gruesa corresponde a suelos arenosos (A) y franco arenosos (FA); la clase media, a suelos francos (F), franco limosos (FL) y franco arcillosos (FY), y la clase fina, a suelos arcillosos (Y) y arcillo limosos (YL).

Table 1. Vegetation characteristics, soil textural class and land use according to cover types in the study area. The thick textural class corresponds to sandy (A) and sandy loam (FA) soils; the medium class, to loam (F), silty loam (FL) and clay loam (FY) soils, and the fine class, to clay (Y) and silty clay (YL) soils.

Tipo de cobertura	Superficie (km²)	Vegetación	Clase textural	Uso
Arbustal abierto	84.68	Arbustos espinosos (brea, tusca, garabato) sobre áreas de suelo desnudo con cactáceas y árboles dispersos	Fina	Ganadería extensiva
Arbustal cerrado	1372.18	Estrato arbustivo denso dominado por duraznillo de porte bajo (2 m de altura) con árboles emergentes sobre suelos de textura fina; pichanal o poleal, sobre suelos de textura gruesa	Fina-Gruesa	Ganadería extensiva
Bosque abierto	1059.39	Estrato arbóreo abierto dominado por quebracho blanco y estrato arbustivo con predominancia de duraznillo (hasta 3 m de altura)	Media	Ganadería extensiva
Bosque cerrado	1803.02	Estrato arbóreo denso dominado por quebracho blanco y colorado, y estrato arbustivo con predominancia de duraznillo (hasta 3 m de altura)	Media	Ganadería extensiva
Bosque de ribera	445.44	Estrato arbóreo que cubre las márgenes del río Bermejo y los albardones de las cañadas y arroyos. Aparecen especies como espinillo y chañar	Media	Ganadería extensiva
Cultivo	974.20	Áreas deforestadas localizadas sobre suelos Molisoles, correspondientes a los sectores de mayor aptitud agrícola originalmente ocupados por bosques	Media	Agricultura y ganadería intensiva

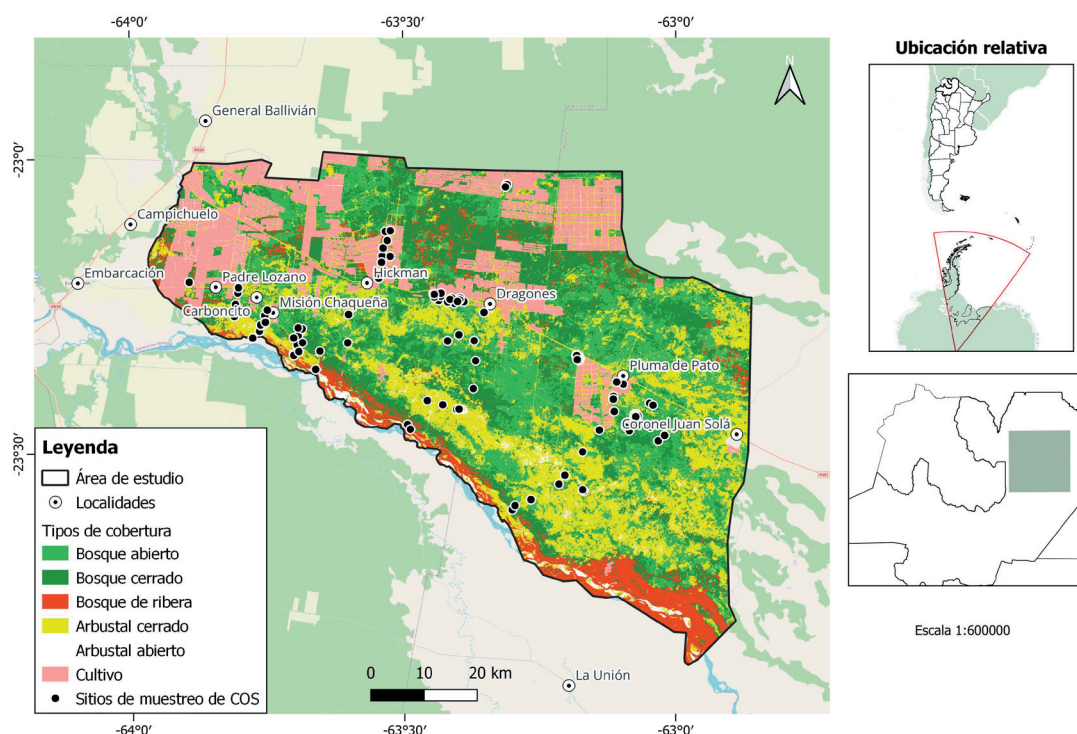


Figura 1. Tipos de cobertura y sitios de muestreo de COS en el área de estudio.

Figure 1. Cover types and COS sampling sites in the study area.

contrario, los valores más bajos se observaron en bosque abierto, bosque cerrado y bosque de ribera, con diferencias significativas respecto a cultivo y, especialmente, respecto al arbustal abierto. Estos resultados sugieren una mejor condición estructural del suelo bajo coberturas forestales (Tabla 2).

Tabla 2. Valores medios $\pm$ desvío estándar de la concentración de COS (%) y de la densidad aparente del suelo (DAP, en Mg/m³) a 0-30 cm de profundidad, según tipo de cobertura del suelo. Letras distintas indican diferencias significativas entre coberturas según la prueba de Kruskal-Wallis seguida por comparaciones múltiples de Mann-Whitney con corrección de Bonferroni ($P<0.05$).

Table 2. Mean values $\pm$ standard deviation of SOC concentration (%) and soil bulk density (BD, in Mg/m³) at 0-30 cm depth, according to land cover type. Different letters indicate significant differences among land cover types according to the Kruskal-Wallis test followed by pairwise Mann-Whitney comparisons with Bonferroni correction ($P<0.05$).

Tipo de cobertura	COS (%)	DAP (Mg/m ³)
Bosque de ribera	1.52 $\pm$ 0.50 b	1.39 $\pm$ 0.11 b
Bosque cerrado	1.40 $\pm$ 0.44 b	1.41 $\pm$ 0.14 b
Arbustal cerrado	1.22 $\pm$ 0.42 b	1.47 $\pm$ 0.13 bc
Bosque abierto	1.21 $\pm$ 0.27 b	1.39 $\pm$ 0.14 b
Cultivo	0.87 $\pm$ 0.25 a	1.53 $\pm$ 0.14 c
Arbustal abierto	0.60 $\pm$ 0.21 a	1.65 $\pm$ 0.05 a

El análisis de correlación de Spearman evidenció una relación negativa significativa entre la DAP (Mg/m³) y la concentración de COS (%) ($P<0.001$; $\rho=-0.516$), indicando que mayores concentraciones de COS se asocian con menores valores de DAP (Figura 2). Asimismo, el ajuste lineal mostró que un incremento de una unidad porcentual en la concentración de COS se relaciona con una disminución de ~ 0.144 Mg/m³ en la DAP.

Distribución y almacenamiento de COS por tipo de cobertura

En base a la modelización, la reserva media de COS a 0-30 cm de profundidad se estimó en 42.67 ± 9.47 Mg/ha. Los valores oscilaron entre 19.10 y 67.06 Mg/ha para el área de estudio (Figura 3).

El desempeño del modelo de RF para la predicción de COS se evaluó a partir del promedio de 10 corridas, obteniéndose los siguientes indicadores: $R^2=0.52$, RMSE=11.02 Mg/ha y MAE=8.38 Mg/ha. Los resultados indicaron que no existe una autocorrelación espacial global significativa en la distribución de los errores, con un valor de índice de Moran de -0.0106 y $P>0.05$, asumiendo

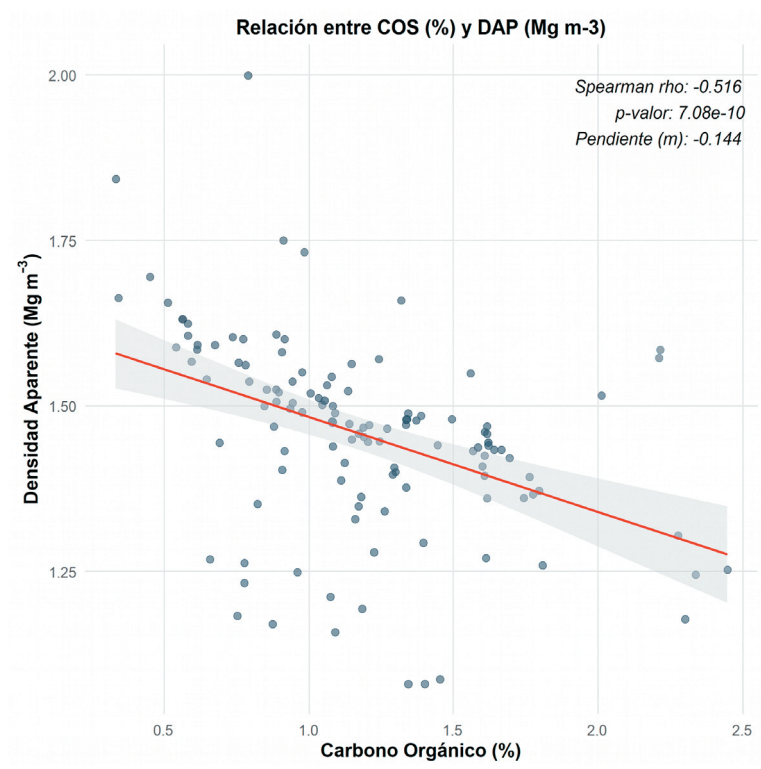


Figura 2. Correlación de Spearman y ajuste de regresión lineal entre la concentración de COS (%) y la densidad aparente del suelo (DAP, en Mg/m³).

Figure 2. Spearman correlation and linear regression fit between SOC concentration (%) and soil bulk density (BD, in Mg/m³).

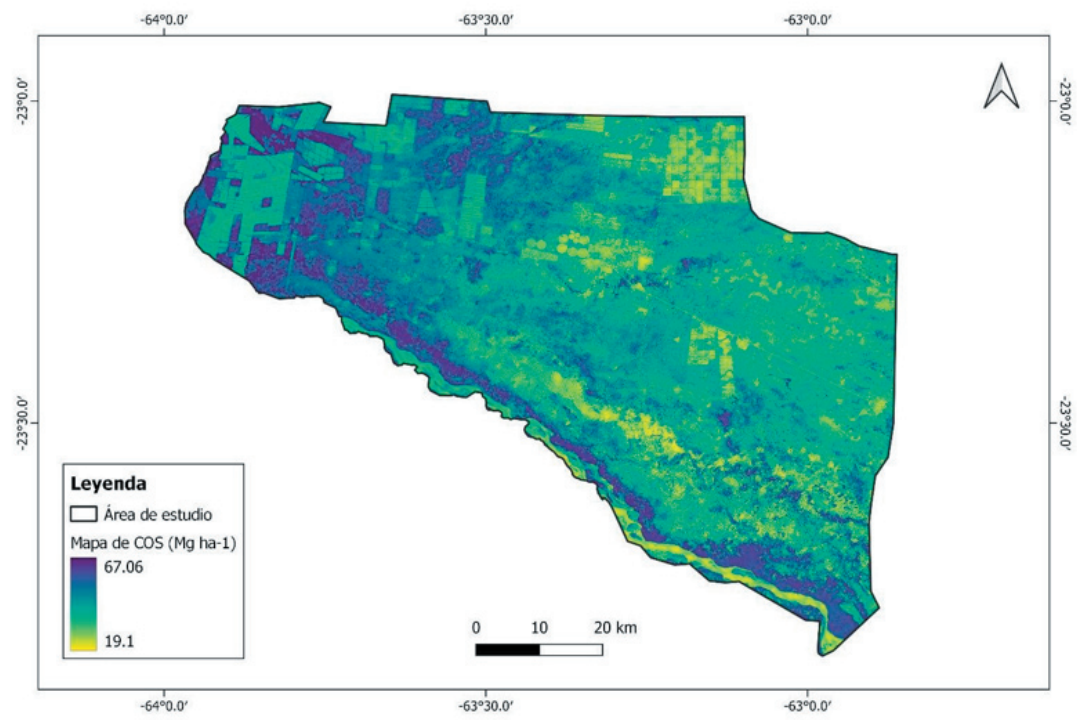


Figura 3. Distribución y almacenamiento de COS en el área de estudio.

Figure 3. Distribution and storage of COS in the study area.

que los residuos se distribuyen de manera espacialmente aleatoria.

De las covariables predictoras seleccionadas, seis correspondieron a variables espectrales, incluyendo la reflectancia de superficie en la banda roja y en SWIR-2, así como el índice de vegetación ajustado por suelo (SAVI) y el índice de vegetación mejorado (EVI). Otras dos covariables estuvieron asociadas a variables topográficas (elevación y aspecto), mientras que una covariable adicional correspondió a la posición geográfica (longitud). En la Figura 4 se presentan las nueve covariables seleccionadas y su importancia relativa en la modelización y el mapeo del almacenamiento de COS.

Las coberturas forestales presentaron los mayores valores de almacenamiento de COS (Mg/ha) —en particular, el bosque de ribera

(47.95 ± 10.58 Mg/ha)—, en comparación con el arbustal cerrado (37.74 ± 8.14 Mg/ha), el arbustal abierto (29.86 ± 8.46 Mg/ha) y el cultivo (37.63 ± 7.57 Mg/ha) (Tabla 3). Si bien los cultivos presentaron menores concentraciones de COS (%) respecto del arbustal cerrado, ambas coberturas mostraron valores similares de almacenamiento de COS (Mg/ha). El almacenamiento total de COS se estimó en 24.35 Tg (equivalente a 24.348 Gg) para una superficie de 5880.44 km². El bosque cerrado concentró la mayor proporción de las reservas de COS del área de estudio (34.63%), seguido por el arbustal cerrado (21.27%) y el bosque abierto (19.23%), siendo además las coberturas que más superficie ocupan. El bosque de ribera, aunque aporta el mayor almacenamiento de COS (Mg/ha), ocupa una pequeña superficie en el área de estudio (Tabla 3).

Tabla 3. Reservas de COS (0-30 cm de profundidad) del área de estudio en Mg/ha y Gg por tipo de cobertura.

Table 3. COS reserves (0-30 cm depth) of the study area in Mg/ha and Gg by cover type.

Tipo de cobertura	Superficie (km ²)	COS (Mg/ha)	COS (Gg)	COS total según superficie (%)
Bosque de ribera	445.44	47.95 ± 10.58 b	2136	8.77
Bosque cerrado	1803.02	46.76 ± 8.44 b	8431	34.63
Bosque abierto	1059.39	44.21 ± 7.37 b	4683	19.23
Arbustal cerrado	1372.18	37.74 ± 8.14 a	5179	21.27
Cultivo	974.20	37.63 ± 7.57 a	3666	15.06
Arbustal abierto	84.68	29.86 ± 8.46 a	253	1.04
Total COS del área de estudio (Gg)			24348	

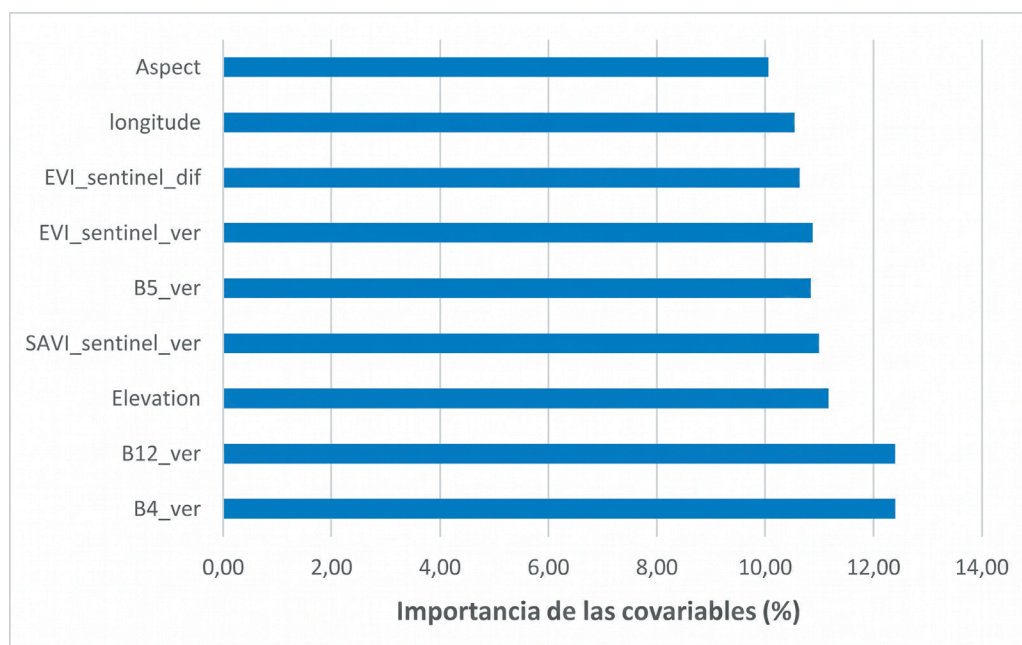


Figura 4. Importancia relativa de las covariables predictoras seleccionadas para la modelización del almacenamiento de COS.

Figure 4. Relative importance of the selected predictor covariates for SOC storage modeling.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos evidencian una influencia marcada del tipo de cobertura del suelo sobre la concentración y el almacenamiento de COS hasta 30 cm de profundidad en el Chaco Semiárido. Esto confirma el rol clave de los bosques en el mantenimiento de las reservas de carbono edáfico. En particular, los bosques de ribera y cerrado presentan los valores medios más elevados de concentración (1.52 y 1.40%) y de almacenamiento de COS (47.95 y 46.76 Mg/ha). Estos valores son similares a los reportados por Peri et al. (2024) para los bosques nativos del Parque Chaqueño, donde se estimaron reservas del orden de 51.6 Mg/ha.

Los resultados sugieren que una mayor complejidad estructural de la vegetación favorece la acumulación y la estabilización del carbono en los horizontes superficiales del suelo. En ambientes semiáridos, las áreas ribereñas funcionan como zonas de acumulación de agua, sedimentos y materia orgánica. Ello genera condiciones microambientales más favorables para el almacenamiento de COS respecto de las matrices circundantes (Méndez-Estrella et al. 2017).

En contraste, las áreas cultivadas y los arbustales abiertos presentan menores concentraciones de COS (0.87% y 0.60%, respectivamente) y reservas de carbono (37.63 y 29.86 Mg/ha), junto con valores superiores de DAP (1.53 y 1.65 Mg/m³), en comparación con las coberturas boscosas. Cabe señalar que estos patrones de degradación responderían a mecanismos causales diferentes. En las áreas cultivadas, la disminución de las reservas de COS y el aumento de la DAP reflejan la compactación y la pérdida de carbono inherentes al cambio de uso del suelo, la reducción de la cobertura vegetal y la menor incorporación de aportes orgánicos. Por otro lado, los arbustales abiertos se asocian principalmente a ambientes fluviales y sectores periódicamente anegados por la dinámica del río Bermejo, caracterizados naturalmente por bajos contenidos de COS y una DAP elevada (Camardelli et al. 2021). La correlación negativa observada entre la concentración de COS y la DAP refuerza la interpretación de que los suelos con mayor contenido de carbono presentan una estructura más porosa y menos compactada, un fenómeno ampliamente documentado en el Chaco Semiárido, donde el COS es fundamental para la formación y

estabilidad de agregados, la retención de agua y la regulación de otras propiedades físicas (Córdoba et al. 2022).

A pesar de que los cultivos exhibieron concentraciones de COS inferiores a las del arbustal cerrado, ambas coberturas registraron almacenamientos de COS similares (hasta 30 cm de profundidad). Este patrón puede atribuirse, al menos de forma parcial, al efecto compensatorio de la mayor DAP observada en los cultivos, incluso después de aplicar la corrección por masa equivalente (López Morillo et al. 2026).

El mantenimiento parcial del carbono edáfico en los cultivos podría explicarse por los aportes radiculares de pasturas implantadas de *Gatton panic* (Robert 2002) o por la retención de un legado reciente de carbono acumulado bajo la cobertura boscosa original, ya que la pérdida de COS tras el cambio de uso del suelo ocurre de manera gradual (Don et al. 2024; Peri et al. 2022). En contraste, los arbustales cerrados podrían representar estados sucesionales degradados asociados al sobrepastoreo y la extracción selectiva, lo que resultaría en una menor productividad y aporte de materia orgánica respecto a bosques conservados (Peri et al. 2022).

El almacenamiento promedio de COS estimado para el área de estudio (42.67 Mg/ha) hasta 30 cm de profundidad resultó consistente con los registros a escala nacional reportados por Gaitán et al. (2025), quienes estimaron un promedio de 51.30 Mg/ha para todo el país y de 48.00 Mg/ha para la ecorregión del Chaco Seco. Aunque las mayores reservas se registraron en bosques de ribera, el bosque cerrado concentró la mayor proporción del almacenamiento total (34.63%) debido a su extensiva representación espacial en el área de estudio.

En conjunto, los resultados respaldan la hipótesis de que los ecosistemas menos intervenidos tienden a conservar mayores reservas de COS, en línea con observaciones de Villarino et al. (2017). De este modo, la conservación de la cobertura boscosa existente se torna esencial para sostener los procesos y funciones ecosistémicas que sustentan la regulación climática, la integridad de los suelos y la resiliencia de los sistemas socioecológicos del Chaco Semiárido (IPCC 2019; FAO 2020). Cabe señalar que las estimaciones obtenidas refieren solo al carbono edáfico y no contemplan el carbono contenido en la

biomasa aérea, del cual los bosques también son reservorios clave (Pan et al. 2011).

La reducción de las reservas de COS en áreas cultivadas, estimada en ~20% respecto de los bosques cerrados, evidencia el impacto del cambio de uso del suelo sobre la dinámica del carbono edáfico. Si bien este estudio se centró en los primeros 30 cm siguiendo las directrices del IPCC para inventarios de carbono, diversos trabajos realizados en el Chaco Semiárido indican que las pérdidas de carbono pueden extenderse a horizontes subsuperficiales. Por ejemplo, Villarino et al. (2017) demostraron que las pérdidas de COS entre 30 y 100 cm de profundidad pueden hasta superar a las observadas en la capa superficial luego de la conversión de bosques nativos a sistemas agrícolas. En consecuencia, las estimaciones presentadas probablemente representen un límite inferior de las pérdidas totales asociadas a la deforestación.

Por otro lado, dado que el almacenamiento de COS es uno de los tres indicadores clave para el monitoreo de la NDT, la disminución observada de COS en los cultivos respecto a los bosques constituye una señal clara de degradación de tierras, en concordancia con los lineamientos de la UNCCD. En la misma línea, Córdoba et al. (2022) reportaron impactos negativos de la deforestación sobre la productividad primaria neta aérea y su correlación significativa con la materia orgánica y el contenido de carbono en los suelos.

Por último, el mapeo digital de suelos, que integra observaciones de campo con información ambiental derivada de sensores satelitales, constituye una valiosa herramienta para inferir la distribución y la variabilidad espacial del COS (Vågen and Winowiecki 2013; Hengl et al. 2017). El desempeño del modelo de RF mostró una capacidad predictiva moderada ($R^2=0.52$), comparable a la obtenida en otros estudios desarrollados en ambientes semiáridos heterogéneos. El análisis de autocorrelación espacial valida la robustez del modelo predictivo, sugiriendo que la mayor parte de la estructura de dependencia espacial del COS fue capturada efectivamente por las covariables seleccionadas.

La predominancia de covariables espectrales entre los predictores seleccionados resalta la relación estrecha que existe entre la dinámica de la vegetación y el almacenamiento de COS, en concordancia con antecedentes

previos (Córdoba et al. 2022; Peri et al. 2024). Los índices SAVI y EVI, junto con las bandas espectrales del rojo y SWIR-2, probablemente capturaron variaciones en cobertura vegetal, productividad y contenido de humedad, variables estrechamente vinculadas con los aportes y la estabilidad del carbono edáfico.

La importancia de variables topográficas (e.g., la elevación y el aspecto) sugiere que los gradientes geomorfológicos y microclimáticos desempeñan un rol relevante en la distribución espacial del COS. Estudios señalan que atributos derivados del relieve pueden contribuir de forma significativa a explicar la variabilidad espacial del COS, en particular en ambientes áridos y semiáridos, donde condicionan procesos hidrológicos, la productividad vegetal y la redistribución de materiales (Taghizadeh-Mehrjardi et al. 2020).

En conjunto, los resultados obtenidos resaltan la importancia de conservar las coberturas forestales para mantener las reservas de COS en el Chaco Semiárido, aspecto especialmente relevante en el actual escenario de Ordenamiento Territorial de Bosques Nativos de la provincia de Salta. En este contexto, experiencias locales de ganadería bajo bosque muestran que es posible compatibilizar la producción ganadera y la conservación mediante el manejo del sotobosque sin remoción total de la cobertura arbórea y arbustiva (Camardelli et al. 2019; Camardelli et al. 2021). Finalmente, los mapas generados constituyen una línea de base espacialmente explícita de utilidad para iniciativas de ordenamiento territorial, restauración ecológica y evaluación de estrategias de mitigación del cambio climático orientadas a la conservación del carbono edáfico.

CONCLUSIONES

El tipo de cobertura del suelo es el principal determinante de la distribución y el almacenamiento de COS en el Chaco Semiárido salteño. Los bosques de ribera y los bosques cerrados presentan las mayores concentraciones y reservas de COS, así como los menores valores de DAP, lo que confirma su rol fundamental en la conservación del carbono edáfico y en el mantenimiento de la calidad física del suelo.

La conversión del bosque a áreas cultivadas provoca una reducción en las concentraciones

y reservas de COS, lo que evidencia un impacto negativo significativo del cambio de uso del suelo sobre la dinámica del carbono edáfico. La importancia de las coberturas boscosas es crítica ante el nuevo contexto de ordenamiento territorial, donde la presión sobre los bosques remanentes podría comprometer una proporción significativa de las reservas regionales de COS. Es imperativo integrar la heterogeneidad ambiental y geomorfológica del Chaco Semiárido para una gestión territorial efectiva.

El mapeo digital de suelos y los algoritmos de Random Forest son herramientas eficaces para cartografiar la variabilidad espacial del COS en ambientes semiáridos. Los mapas generados ofrecen una línea de base espacialmente explícita, esencial para el monitoreo de la degradación de tierras, la evaluación de escenarios de cambio de uso del suelo, y el diseño de estrategias de mitigación y adaptación al cambio climático.

Se concluye la necesidad de promover modelos productivos (e.g., la ganadería bajo bosque) que sean compatibles con la conservación de la cobertura forestal, garantizando la sostenibilidad de la producción y la preservación de las funciones ecosistémicas asociadas al almacenamiento de COS en el Chaco Semiárido.

AGRADECIMIENTOS. Agradecemos el apoyo institucional y financiero brindado por el Observatorio Nacional de Degradación de Tierras y Desertificación, el proyecto “Sistema de evaluación y monitoreo de la degradación de tierras a escala local”, el Programa ImpaCT.AR Ciencia y Tecnología (Desafío 48) y los proyectos del CONICET (PUE 22920160100108CO y PIP 2021-102309). Asimismo, extendemos nuestro agradecimiento a los productores del área de estudio, quienes amablemente facilitaron el acceso a sus fincas y puestos para la recolección de las muestras de suelo.

REFERENCIAS

- Baldassini, P., and J. M. Paruelo. 2020. Deforestation and current management practices reduce soil organic carbon in the semi-arid Chaco, Argentina. *Agricultural Systems* 178:102749. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.102749>.
- Batjes, N. H. 2016. Harmonized soil property values for broad-scale modelling (WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks. *Geoderma* 269:61-68. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.01.034>.
- Bianchi, A. R., C. E. Yañez, and L. R. Acuña. 2005. Base de datos mensuales de precipitaciones del Noroeste Argentino. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, Buenos Aires, Argentina.
- Blake, G. R., and K. H. Hartge. 1986. Bulk density. Pp. 363-375 en A. Klute (ed.). *Methods of soil analysis. Part 1. Physical and mineralogical methods*. American Society of Agronomy - Soil Science Society of America, Madison, USA. <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>.
- Cabrera, A. L. 1971. Fitogeografía de la República Argentina. *Boletín de la Sociedad Argentina de Botánica* XIV(1-2): 1-50.
- Cowie, A. L., B. J. Orr, V. M. Castillo Sanchez, P. Chasek, N. D. Crossman, et al. 2018. Land in balance: the scientific conceptual framework for Land Degradation Neutrality. *Environ Sci Policy* 79:25-35. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2017.10.011>.
- Camardelli, M. C., S. Miranda, and G. S. Córdoba. 2021. Cartografía de Unidades Ambientales Homóneas (UAH): Un insumo para el ordenamiento del bosque chaqueño en Salta. *Ecología Austral* 31:410-430. <https://doi.org/10.25260/EA.21.31.3.0.1245>.
- Camardelli, M. C., S. M. Pérez de Bianchi, S. Miranda, and N. Salazar. 2019. Cambios de uso del suelo al norte del río Bermejo en la Provincia de Salta: A 10 años desde la sanción de la Ley 26331 de protección de Bosques Nativos. Pp. 135-162 en S. Ataíde and M. Faraldo (eds.). *Repensando el Desarrollo Rural en los Territorios del Norte Argentino*. Cartoon S.A., Salta, Argentina.
- Conti, G., N. Pérez-Harguindeguy, F. Quétier, L. D. Gorné, P. Jaureguiberry, et al. 2014. Large changes in carbon storage under different land-use regimes in subtropical seasonally dry forests of southern South America. *Agric Ecosyst Environ* 197:68-76. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2014.07.025>.
- Córdoba, G. S., and E. Zepharovich. 2022. How rural actors relate to nature. Perceptions of ecosystem services in the semi-arid Chaco of northern Argentina. *Land Use Policy* 121(1):106324. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2022.106324>.
- Córdoba, G. S., A. Guevara, S. Castrillo, and M. C. Camardelli. 2022. Estado de Neutralidad en la Degradación de la Tierra en el Chaco Salteño entre 2001 y 2018. *Ecología Austral* 32:864-877. <https://doi.org/10.25260/EA.22.32.3.0.1909>.
- Don, A., F. Seidel, J. Leifeld, T. Kätterer, M. Martin, et al. 2024. Carbon sequestration in soils and climate change mitigation—Definitions and pitfalls. *Global Change Biology* 30(1):e16983. <https://doi.org/10.1111/gcb.16983>.
- Ellert, B. H., and J. R. Bettany. 1995. Calculation of organic matter and nutrients stored in soils under contrasting management regimes. *Canadian Journal of Soil Science* 75(4):529-538. <https://doi.org/10.4141/cjss95-075>.
- FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). 2020. Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales. Principales resultados. FAO, Roma. URL: tinyurl.com/4nczebye.
- Filip, I. D., P. L. Peri, N. Banegas, J. Nasca, M. Sacido, et al. 2025. Predicting Soil Organic Carbon Stocks Under Native

- Forests and Grasslands in the Dry Chaco Region of Argentina. *Sustainability* 17:5012. <https://doi.org/10.3390/su17115012>.
- Friedlingsten, P., M. W. Jones, M. O'Sullivan, R. M. Andrew, J. Hauck, et al. 2019. Global carbon budget. *Earth Syst Sci Data* 11:1783-1838. <https://doi.org/10.5194/essd-11-1783-2019>.
- Gaitán, J., P. L. Peri, M. P. Barral, M. F. Accame, F. G. Alaggia, et al. 2025. Modelado y cartografía del almacenamiento de carbono en los suelos de la República Argentina. *Ciencia del Suelo* 43(2):268-289. <https://doi.org/10.64132/cds.v43i2.920>.
- Gorelick, N., M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, et al. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.
- Grau, H. R., N. I. Gasparri, and T. M. Aide. 2008. Balancing food production and nature conservation in the Neotropical dry forests of northern Argentina: Food production and Neotropical dry forests. *Global Change Biology* 14(5):985-997. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2008.01554.x>.
- Gregorutti, B., B. Michel, and P. Saint-Pierre. 2017. Correlation and variable importance in random forests. *Statistics and Computing* 27:659-678. <https://doi.org/10.1007/s11222-016-9646-1>.
- Hengl, T., J. Mendes de Jesús, G. B. Heuvelink, M. Ruiperez-González, M. Kilibarda, et al. 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS ONE* 12(2):e0169748. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169748>.
- Hijmans, R. J., S. E. Cameron, J. L. Parra, P. G. Jones, and A. Jarvis. 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society* 25(15):1965-1978. <https://doi.org/10.1002/joc.1276>.
- IPCC. 2006. Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories, Prepared by the National Greenhouse Gas Inventories Programme. IGES, Japón.
- IPCC. 2019. Climate Change and Land: An IPCC Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse Gas Fluxes in Terrestrial Ecosystems. Summary for Policymakers. Intergovernmental Panel on Climate Change, Geneva, Switzerland.
- IUCN. 2015. Land degradation neutrality: implications and opportunities for conservation. Technical Brief (2nd edition). IUCN, Nairobi.
- Kunst, C., M. Navall, R. Ledesma, J. Silberman, A. Anríquez, et al. 2016. Silvopastoral Systems in the Western Chaco Region, Argentina. Pp. 63-87 en *Silvopastoral Systems in Southern South America*. Springer, Cham, Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24109-8_4.
- Lamichhane, S., L. Kumar, and B. Wilson. 2019. Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review. *Geoderma* 352:395-413. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.031>.
- López Morillo, C., L. M. Califano, and J. Chalco Vera. 2026. Impacto de los usos de la tierra sobre el almacenamiento de carbono orgánico del suelo en el noroeste del Chaco Seco. *Ecología Austral* 36:164-175. <https://doi.org/10.25260/EA.26.36.2.0.2527>.
- McBratney, A. B., M. M. Santos, and B. Minasny. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117(1-2):3-52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4).
- Mayer, M., C. E. Prescott, W. E. Abaker, L. Augusto, L. Cecillon, et al. 2020. Tamm review: influence of forest management activities on soil organic carbon stocks: a knowledge synthesis. *For Ecol Manage* 466:118127. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118127>.
- Mendez-Estrella, R., J. Romo-León, and A. Castellanos. 2017. Mapping Changes in Carbon Storage and Productivity Services Provided by Riparian Ecosystems of Semi-Arid Environments in Northwestern Mexico. *ISPRS Int J Geo Inf* 6(10):298. <https://doi.org/10.3390/ijgi6100298>.
- Millennium Ecosystem Assessment. 2005. Ecosystems and human well-being: Desertification synthesis. World Resources Institute, Washington, USA.
- Nadir, A., and T. Chafatinos. 1990. Los suelos del NOA (Salta y Jujuy), Tomos I, II y III. Universidad Nacional de Salta, Salta, Argentina.
- Observatorio Nacional de Degradación de Tierras y Desertificación (ONDyD). URL: desertificacion.gob.ar.
- Pan, Y., R. A. Birdsey, J. Fang, R. Houghton, P. E. Kauppi, et al. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science* 333:988-993. <https://doi.org/10.1126/science.1201609>.
- Peri, P. L., J. Gaitán, M. Mastrangelo, M. Noretto, P. E. Villagra, et al. 2024. Soil organic carbon stocks in native forest of Argentina: a useful surrogate for mitigation and conservation planning under climate variability. *Ecol Process* 13: 1. <https://doi.org/10.1186/s13717-023-00474-5>.
- Peri, P. L., J. Gyenge, A. M. Lupi, G. Gatica, M. Sandoval, et al. 2022. Reporte Nacional: Estimación de las reservas de carbono orgánico del suelo con plantaciones forestales y otros usos de la tierra en distintas regiones de Argentina. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria; Dirección Nacional de Desarrollo Foresto Industrial.
- QGIS.org. 2025. QGIS Geographic Information System. QGIS Association. URL: qgis.org.
- Robert, M. 2002. Captura de carbono en los suelos para un mejor manejo de la tierra (Informes sobre recursos mundiales de suelos No. 96). Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.
- Russo, A., A. Ferello, and G. Chebil. 1979. Llanura Chaco - Pampeana. Pp. 139-184 en Segundo Simposio de Geología Regional Argentina. Academia Nacional de Ciencias de Córdoba, Córdoba, Argentina.
- Safanelli, J. L., R. R. Poppiel, L. F. C. Ruiz, B. R. Bonfatti, F. A. Mello, et al. 2020. Terrain analysis in google earth engine: A method adapted for high-performance global-scale analysis. *ISPRS International Journal of GeoInformation* 9(6):

400. <https://doi.org/10.3390/ijgi9060400>.
- Schulz, G. A., D. M. Rodríguez, M. E. Angelini, L. M. Moretti, G. F. Olmedo, et al. 2022. Digital soil texture maps of Argentina (2.0) [Data set]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6312654>.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., K. Schmidt, A. Amirian-Chakan, T. Rentschler, M. Zeraatpisheh, et al. 2020. Improving the Spatial Prediction of Soil Organic Carbon Content in Two Contrasting Climatic Regions by Stacking Machine Learning Models and Rescanning Covariate Space. *Remote Sensing* 12(7):1095. <https://doi.org/10.3390/rs12071095>.
- Therburg, A., M. L. Corso, M. Stamati, C. Bottero, P. Lizana, et al. 2019. Informe Síntesis de Resultados de la Evaluación de la Degradación de Tierras: 2012-2017. Observatorio Nacional de la Degradación de Tierras y Desertificación. SAYDS, CONICET, IADIZA-CONICET, INTA, FAUBA, Buenos Aires, Argentina.
- United States Department of Agriculture (USDA). 1999. Soil Taxonomy: A Basic System of Soil Classification for Making and Interpreting Soil Surveys. Soil Survey Staff, Washington, USA.
- Vågen, T. G., and L. A. Winowiecki. 2013. Mapping of soil organic carbon stocks for spatially explicit assessments of climate change mitigation potential. *Environmental Research Letters* 8(3):034019. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/8/1/015011>.
- Villarino, S. H., G. A. Studdert, and P. Littera. 2018. Greenhouse gas inventories: Deriving soil organic carbon change factors and assessing soil depth relevance in Argentinean Semiarid Chaco. *Catena* 169:164-174. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.05.041>.
- Villarino, S. H., G. A. Studdert, P. Baldassini, M. G. Cendoya, L. Ciuffoli, et al. 2017. Deforestation impacts on soil organic carbon stocks in the Semiarid Chaco Region, Argentina. *Sci Total Environ* 575:1056-1065. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.09.175>.
- Viscarra-Rossel, R. A., and W. S. Hicks. 2015. Soil organic carbon and its fractions estimated by visible-near infrared transfer functions. *European Journal of Soil Science* 66(3):438-450. <https://doi.org/10.1111/ejss.12237>.
- Von Haden, A. C., W. H. Yang, and E. H. DeLucia. 2020. Soils' dirty little secret: Depth-based comparisons can be inadequate for quantifying changes in soil organic carbon and other mineral soil properties. *Glob Change Biol* 26: 3759-3770. <http://doi.org/10.1111/gcb.15124>.
- Walkley, A., and I. A. Black. 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(1):29-38. <https://doi.org/10.1097/00010694-193401000-00003>.