

DOCUMENTOS INSTITUCIONALES

Mapa de almacenamiento de C en los suelos de la República Argentina

INTA
Ediciones 



Mesa de trabajo.
Iniciativa de los Programas de
Recursos Naturales y Gestión Ambiental y
Forestales y del Centro de Investigaciones
en Recursos Naturales del Instituto
Nacional de Tecnología Agropecuaria.



Instituto Nacional de
Tecnología Agropecuaria

Secretaría de Agricultura,
Ganadería y Pesca



Ministerio de Economía
Argentina



Autores

Coordinación

Juan José Gaitán (Instituto de Suelos), Ana Beatriz Wingeyer (EEA Paraná), Pablo Peri (EEA Santa Cruz)

Colaboradores

Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA)

Edgardo Adema (EEA Anguil)
Silvia Albarracin (EEA Cerro Azul)
Claudio Álvarez (EEA El Colorado)
Deivid Joan Álvarez Cortés (EEA Quimilí)
Silvina Bacigaluppo (EEA Oliveros)
Ezequiel Balducci (EEA Yuto)
Mario Ballón (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Natalia Banegas (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Sebastián Barbaro (EEA Cerro Azul)
Paula Barral (EEA Balcarce)
Santiago Javier Behr (EEA Chubut)
Adriana Mariela Beider (EEA Chubut)
Augusto Bellanich (EEA Catamarca)
María Victoria Benedetto (EEA Oliveros)
Mónica Boccolini (AER Río Cuarto)
Laura Borrelli (EEA Bariloche)
Gustavo Gabriel Buono (EEA Chubut)
Lucas Ramiro Butti (AER Guatrache)
Alejandra Canale (EEA Marcos Juárez)
Julia Ester Capurro (EEA Oliveros)
Erica Casasola (EEA Oliveros)
Fany Elizabeth Castro (EEA Ing. G.N. Juárez)
Carla Cepeda (EEA Santa Cruz)
Ariela Cesa (EEA Balcarce)
Flora Céspedes (EEA Colonia Benítez)
Alejandro Oscar Costantini (Instituto de Suelos)
Juan Cruz Colazzo (EEA San Luis)
Jorge Chalco Vera (EEA Salta)
Silvina Alejandra Chaparro (AER Gral. Mosconi)
Ivana Andrea Clich (EEA Chubut)
María Eugenia de Bustos (EEA Catamarca)
Jorge Luis Dure (EEA Ing. G.N. Juárez)
Paola Ecclesia (EEA Paraná)
Maximiliano Eiza (EEA Balcarce)
Juan Martín Enrico (EEA Oliveros)
Juan Erreguerena (EEA Balcarce)
Anabella Fantozzi (EEA Bariloche)
Carolina Fernández López (EEA Corrientes)
Daniela Ferrante (EEA Santa Cruz)
Joaquín Flores (EEA Corrientes)
Emmanuel Gabioud (EEA Paraná)
Luis Gándara (EEA Corrientes)
Gustavo Daniel Gerlero (AER Malbrán)
Ana Paula Giannini (EEA Pergamino)
Silvia Yanina Goytía (EEA Sáenz Peña)

Gervasio Humano (EEA Santa Cruz)
Alicia Irizar (EEA Pergamino)
Rosario Iturralde (EEA Balcarce)
Esteban Kehoe (EEA Oliveros)
Nanci Kloster (EEA Anguil)
Ditmar Kurtz (EEA Corrientes)
Javier Lara (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Romina Lasagno (EEA Santa Cruz)
Astor López (EEA Sáenz Peña)
Carlos López Morillo (EEA Yuto)
Ana Lupi (Instituto de Suelos)
Alberto Malmantile (EEA Oliveros)
María Julia Martinefsky (EEA Balcarce)
Laura Inés Mas (EEA Quimilí)
Paletto Virginia Massara (CR Patagonia Sur)
Pablo Mercuri (Centro de Investigaciones en Recursos Naturales)
Ingrid Mónaco (EEA Colonia Benitez)
Lucas Moretti (EEA Cerro Azul)
Raúl Moreno (EEA Famaillá)
Francisco Murray (AER San Luis)
Enrique Oviedo (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Ricardo Pagani (EEA Oliveros)
Paula Paredes (EEA Santa Cruz)
María Mercedes Pereira (EEA Corrientes)
Martín Pinazo (EEA Delta)
Joaquín Dante Pueyo (EEA El Colorado)
Alejandro Radzanni (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Javier Anibal Reinaldi (AER Quimilí)
Silvina Restovich (EEA Pergamino)
Tania Rey Montoya (EEA Corrientes)
Julieta Rojas (EEA Sáenz Peña)
Florencia Roldán (EEA Sáenz Peña)
Diego Gabriel Salas (AER Añatuya)
Fernando Salvagiotti (EEA Oliveros)
Héctor Sánchez (EEA Famaillá)
María Cristina Sánchez (EEA Santiago del Estero)
María Carolina Sasal (EEA Paraná)
Eugenio Sello (EEA Bariloche)
Luciana Sleiman (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Alejandro Suarez (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Leonardo Mauricio Tenti Vuegen (Instituto de Suelos)
Emmanuel Tomanek (EEA Ing. G.N. Juárez)
Vanesa Torres (EEA Santa Cruz)
Sebastián Valiente (AER Bandera)
Augusto Viana (Instituto de Investigación Animal del Chaco Semiárido)
Sebastián Villarino (EEA Balcarce)
María Eugenia Vivar (EEA Santa Cruz)
Virginia Velasco (AER Jacobacci)
Alejandra Von Wallis (EEA Montecarlo)
Marcelo Wilson (EEA Paraná)
Ursula Ingrid Wolf Celoné (EEA Quimilí)
Diego Ybarra (EEA Corrientes)

Subsecretaría de Agricultura

Dardo Escobar
Eduardo Moavro
Carla Pascale
Eneas Santillán
Andrés Méndez (director de Innovación)
Agustín Pérez Andrich (director Nacional de Agricultura)
Delegados regionales

Asociación Argentina de Consorcios Regionales de Experimentación Agrícola (AACREA)

Gonzalo Berhongaray (coordinador Mesa de Carbono y líder Área Lechería)
Federico G. Fritz (líder Proyecto Indicadores Ambientales)

Asociación Argentina de Productores en Siembra Directa (AAPRESID)

Rodolfo Gil (director académico)
Andrés Madias (gerente programa Sistema Chacras)
Flores Accame (coordinadora técnica zonal)
Guillermo Peralta (consultor externo. Coordinador técnico proyecto Red de Brechas de Carbono)

Otras instituciones

Andrea Soledad Enriquez (Instituto de Investigaciones Forestales y Agropecuarias Bariloche, UEDD INTA CONICET, CCT CONICET Patagonia Norte, EEA INTA Bariloche).
Gabriel Gatica (CONICET, UEDD INTA CONICET Instituto de Innovación para la Producción Agropecuaria y el Desarrollo Sostenible, sede Tandil).
Matías Gaute (Área SIG e Inventario Forestal, Dirección Nacional de Desarrollo Foresto Industrial).
Javier Gyenge (CONICET, UEDD INTA CONICET Instituto de Innovación para la Producción Agropecuaria y el Desarrollo Sostenible, sede Tandil).
Natalia Paola Mansilla (Departamento de estudio de suelos y conservación, Dirección de Suelo y Agua Rural, Subsecretaría de Agricultura, Ministerio de Producción, Industria y Empleo de la Provincia de Chaco).
Guillermo Martínez Pastur (Centro Austral de Investigaciones Científicas. Tierra del Fuego. CONICET).
Natalia Paola Mansilla (Departamento de estudio de suelos y conservación, Dirección de Suelo y Agua Rural, Subsecretaría de Agricultura, Ministerio de Producción, Industria y Empleo de la Provincia de Chaco).
Matías Mastrangelo (Grupo de Estudio de Agroecosistemas y Paisajes Rurales (GEAP), Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Mar del Plata-CONICET).
Marcelo Noretto (Centro Científico Tecnológico CONICET de San Luis).
Martín Sandoval (Laboratorio de Investigación de Sistemas Ecológicos y Ambientales, FCAyF, UNLP).
Pablo Villagra (Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales, CCT CONICET Mendoza, Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Cuyo).

Iniciativa de los Programas de Recursos Naturales y Gestión Ambiental y Forestales y del Centro de Investigaciones en Recursos Naturales del Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria.

Citar como: Gaitán, J.J.; Wingeyer, A.B.; Peri, P.; Moavro, E.; Peralta, G.; Fritz, F.; Berhongaray, G.; Adema, E.; Albarracín, S.; Álvarez, C.; Álvarez Cortés, D.J.; Bacigaluppo, S.; Balducci, E.; Ballón, M.; Banegas, N.; Barbaro, S.; Barral, P.; Behr, S.J.; Beider, A.M.; Bellanich, A.; Benedetto, M.V.; Boccolini, M.; Borrelli, L.; Buono, G.G.; Butti, L.R.; Canale, A.; Capurro, J.E.; Casasola, E.; Castro, F.E.; Cepeda, C.; Cesa, A.; Céspedes Flores, F.; Colazzo, J.C.; Chalco Vera, J.; Chaparro, S.A.; Clich, I.A.; Bustos, M.E.; Dure, J.L.; Ecclesia, P.; Eiza, M.; Enrico, J.M.; Erreguerena, J.; Fantozzi, A.; Fernández López, C.; Ferrante, D.; Flores, J.; Gabioud, E.; Gándara, L.; Gerlero, G.D.; Giannini, A.P.; Goytía, S.Y.; Humano, G.; Irizar, A.; Iturralde, R.; Kehoe, E.; Kloster, N.; Kurtz, D.; Lara, J.; Lasagno,

R.; López, A.; López Morillo, C.; Lupi, A.; Malmantile, A.; Martinefsky, M.J.; Mas, L.M.; Massara, P.V.; Mónaco, I.; Moretti, L.; Moreno, R.; Murray, F.; Oviedo, E.; Pagani, R.; Paredes, P.; Pereira, M.M.; Pinazo, M.; Dante Pueyo, J.; Radrizanni, A.; Reinaldi, J.A.; Restovich, S.; Rey Montoya, T.; Rojas, J.; Roldán, F.; Salas, D.G.; Salvagiotti, F.; Sánchez, H.; Sánchez, M.C.; Sello, E.; Sleiman, L.; Suarez, A.; Tenti, V.; Vliegenhart, L.M.; Tomanek, E.; Torres, V.; Valiente, S.; Viana, A.; Villarino, S.; Vivar, M.E.; Velasco, V.; Von Wallis, A.; Wilson, M.; Wolf Celoné, U.I.; Ybarra, D.; Enriquez, A.S.; Gatica, G.; Gaute, M.; Gyenge, J.; Mansilla, N.P.; Martínez Pastur, G.; Mastrángelo, M.; Noretto, M.; Sandoval, M.; Villagra, P.; Gil, R.; Madias, A.; Accame, F.; Escobar, D.; Pascale, C.; Santillán, E.; Méndez, A.; Pérez Andrich, A.; Mercuri, P.; Sasal, M.C. (2023). Mapa de almacenamiento de C en los suelos de la República Argentina. Asociación Argentina de Productores en Siembra Directa (Aapresid), Consorcio Regional de Experimentación Agrícola (CREA), Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA), Secretaría de Agricultura, Ganadería y Pesca de la Nación. Ciudad Autónoma de Buenos Aires. Argentina

1. Introducción

Los suelos brindan diversos servicios ecosistémicos ya que son esenciales para producir alimentos, fibra, combustible, y materias primas, así como para mantener los sistemas climáticos y terrestres (Chen et al., 2002). El carbono orgánico del suelo (COS), un componente principal de la materia orgánica del suelo (MOS), afecta a un gran número de propiedades edáficas físicas, químicas y biológicas. Interviene, por ejemplo, en procesos tales como los ciclos biogeoquímicos de varios nutrientes (McGill y Cole, 1981), mejora la capacidad de intercambio catiónico y la formación y estabilización de los agregados del suelo, aumentando la capacidad de retención de agua (Tisdall y Oades, 1982). No obstante, los cambios en el uso y cobertura del suelo, especialmente la conversión de ecosistemas naturales en agroecosistemas, amenazan la salud de los suelos a nivel global. El uso agrícola de los suelos modifica las propiedades físicas, químicas y biológicas, llevando, muchas veces, a la degradación de este, especialmente cuando se reduce la MOS. Debido a las labranzas y otras perturbaciones, que desintegran los agregados y alteran las condiciones de aireación, humedad y temperatura del suelo, se acelera la descomposición microbiana y la oxidación de COS a CO_2 , lo que determina un aumento en su concentración en la atmósfera y el calentamiento global (Batlle-Aguilar et al., 2011; Wiesmeier et al., 2012) y reduce la productividad de la tierra, incrementando los problemas relacionados con la seguridad alimentaria (Lal, 2004). Por el contrario, el secuestro de carbono incrementa la calidad y fertilidad del suelo al mejorar su estructura y la capacidad de retención de humedad y nutrientes, así como al reducir la erosión, entre otras funciones (Brady y Weil, 2002). Al mismo tiempo, contribuye a la mitigación del cambio climático al fijar CO_2 atmosférico y secuestrarlo en el suelo, con lo que se generan esquemas de “ganar-ganar” entre seguridad alimentaria y cambio climático (Smith y Powlson, 2003).

El COS constituye el mayor reservorio de C en los ecosistemas terrestres con aproximadamente 1500 Pg C en el primer metro de profundidad (IPCC, 2000; FAO, 2001; Lorenz y Lal, 2018). Este reservorio duplica al de la atmósfera (750 Pg C) y es casi tres veces el reservorio en la vegetación (610 Pg C) (Lal, 2004; Smith, 2004, 2008). Para la elaboración de los Inventarios Nacionales de Gases de Efecto Invernadero, el Panel Intergubernamental de Cambio Climático recomienda utilizar una profundidad de 30 cm (IPCC 2006). Esto es debido a 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 el tamaño del reservorio no cambia significativamente en los

tiempos de evaluación. La reserva global de COS en esta capa superficial del suelo fue estimada en 680 Pg C (FAO e ITPS, 2018).

Conocer y comprender la distribución espacial de las reservas de COS en Argentina es necesario para el diseño de estrategias para su conservación y la planificación de acciones para mitigar el cambio climático. A nivel global, la Convención de las Naciones Unidas de Lucha contra la Desertificación (UNCCD), como organismo custodio del indicador 15.3.1 de Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), ha adoptado el mapeo de las reservas de COS como uno de los indicadores para estimar el área de tierras degradadas en el contexto de monitorear la meta de alcanzar la neutralidad en la degradación de las tierras hacia el año 2030 (IUCN, 2015). Los mapas de COS se pueden utilizar como variable de entrada para modelar mecanismos que inciden en la producción de cultivos y en los procesos de degradación de la tierra (Minasny et al., 2013; Nijbroek et al., 2018; Sleutel et al., 2006). Además, un mapa de COS a nivel nacional proporcionará una línea de base en la que se puedan basar los esquemas de comercio de bonos de C y ayudar a identificar y priorizar las potenciales localizaciones para proyectos de secuestro de C basados en el suelo (Lamichhane et al., 2019). Debido a esto, existe, a nivel mundial, un interés creciente por estimar y mapear las reservas de COS y sus variaciones temporales, con mayor precisión, en resoluciones espaciales más finas y en mayores extensiones geográficas.

A partir de la COP21 se logró un acuerdo sobre los métodos para reducir el cambio climático para el sector agropecuario: la Iniciativa 4 por 1000 “Suelos para la seguridad Alimentaria y el Clima”. Esta iniciativa propone que cada país elabore estrategias de uso y manejo de las tierras basadas en evidencias que serán usadas por los productores agropecuarios para lograr pequeños incrementos anuales del COS –aumentar los niveles de C del suelo a razón de 0,4 % anual– lo que permitiría compensar hasta un 80 % del aumento actual de la concentración atmosférica de CO₂. Argentina adhirió a esta iniciativa en 2016 y definió las políticas de mitigación asociadas al sector agropecuario de nuestro país, principalmente en lo que hace al incremento de los almacenes de carbono en el suelo y la vegetación. Esto motivó diversas acciones desde el INTA en colaboración con otras instituciones para contar con inventarios de los almacenes de C en el suelo y la vegetación y de su potencial de secuestro, como el Mapa Nacional de reservas de C del suelo basado en la información de las cartas de suelos presentado en el reporte de FAO e ITPS (2018); la estimación del potencial de secuestro de C en el suelo (Frolla et al., 2021; FAO 2022) y el Inventario de C en Bosques Nativos e Implantados (Peri et al., 2022).

Sin embargo, la estimación espacialmente explícita del contenido de COS es compleja dado que su variabilidad espacio-temporal depende de la interacción en el tiempo de múltiples factores formadores del suelo tales como: la topografía, el clima, la vegetación y el uso y manejo de la tierra, así como de otras propiedades fisicoquímicas del suelo (Batjes, 2016; Hauvelink et al.,

2021). El desarrollo de tecnologías de mapeo digital de suelos (MDS) y sus aplicaciones ha facilitado la generación de mapas digitales continuos derivados de modelos predictivos (McBratney et al., 2003), así como la estimación de sus incertidumbres asociadas (Viscarra-Rossel et al., 2015) a partir del estudio de las relaciones entre los valores de COS y las variables de la ecuación de los factores formadores del suelo (Jenny, 1941).

En los últimos años, múltiples estudios han utilizado MDS para mapear las reservas de COS, utilizando una amplia gama de metodologías que van desde modelos lineales como regresión simple o múltiple, geoestadística y diversas técnicas de aprendizaje automático. Estas últimas se basan en el reconocimiento de patrones en una muestra de datos y la generación de un algoritmo capaz de extraer inferencias de nuevos conjuntos de datos para los que no ha sido entrenado previamente. Por una parte, en una revisión de técnicas de MDS aplicadas al mapeo de COS, Lamichhane et al. (2019) hallaron que las técnicas de inteligencia artificial se han mostrado más eficientes para modelar el COS que los modelos lineales o la geoestadística, y que los ensambles de árboles de regresión tipo Random Forest (RF) (Breiman, 2001) son las técnicas de inteligencia artificial que generan mejores predicciones. Por otra parte, la incertidumbre de los valores predichos es la información sobre la variabilidad de COS que no puede ser explicada con los datos y covariables utilizados. La magnitud de esta incertidumbre depende de los errores y de las inconsistencias en las bases de datos de COS y de las covariables utilizadas y también de la complejidad de las relaciones entre el suelo y su ambiente de formación (O'Rourke et al., 2015). Es importante cuantificar la incertidumbre en los modelos dado que esto afecta nuestra capacidad de detectar cambios significativos en las reservas de C inducidos por cambios en el clima, en la productividad de la vegetación y/o en las prácticas de manejo (Folberth et al., 2016).

En este trabajo se compiló una amplia base de sitios con datos de almacenamiento de COS colectados entre 2015-2022 y se utilizó un enfoque de mapeo digital de suelos, basado en la metodología de Random Forest, con los siguientes objetivos (i) actualizar el mapa de almacenamiento de COS (0 – 30 cm, t/ha) para el territorio de la República Argentina, (ii) estimar la incertidumbre asociada a los modelos predictivos generados y (iii) obtener estadísticas de almacenamiento de COS para las ecorregiones, órdenes de suelo y áreas protegidas del país.

2. Materiales y Métodos

2.1. Área de estudio

El territorio americano de la República Argentina abarca una superficie de 2,80 millones de km² y es el octavo país del mundo en extensión. La geografía es muy variada, encontrándose mayormente llanuras en el este, serranías en el centro y montañas en el oeste. El país se encuentra atravesado, en su extremo occidental, de norte a sur por la cordillera de los Andes. El pico más alto de Argentina es el Aconcagua, de 6960,8 m s. n. m. Existe una gran variedad de climas determinados principalmente por la extensión del país y la presencia de la Cordillera de los Andes hacia el oeste. Dos tercios del país están definidos por condiciones áridas o semiáridas. La aridez aumenta hacia el oeste y el sur. Los climas subtropicales húmedos y húmedos predominan en la región Pampeana y noreste del país, mientras que los áridos y fríos se encuentran en el sur y oeste. La precipitación media anual varía desde menos de 100 mm en el oeste hasta 2300 mm en el noreste. Las temperaturas medias anuales de Argentina se ubican entre los 23° (al norte de la región chaqueña, en el límite con Paraguay) y 5 °C (en la isla de Tierra del Fuego). La frecuencia de heladas aumenta hacia el sur, y casi ningún sector del país está libre de heladas. La combinación de diferentes características geomorfológicas, edáficas y climáticas ha permitido diferenciar 17 ecorregiones que constituyen territorios geográficamente definidos, en los que predominan determinadas condiciones relativamente uniformes o recurrentes. Estas áreas están caracterizadas por una fisonomía vegetal de comunidades que comparten un grupo de especies dominantes, una dinámica y condiciones ecológicas generales (Burkart et al., 1999).

Para la estimación de la reserva de COS se eliminaron de la superficie total del país mediante operaciones de "enmascarado", las áreas sin suelo o no vegetadas (afloramientos de roca, salinas y salares, áreas con infraestructura) utilizando el Mapa de cobertura de suelo de la República Argentina – Año 2007 (Volante et al., 2009). También se eliminó la superficie cubierta por cuerpos de agua utilizando la capa global del estudio de Hansen et al. (2016). Por lo tanto, la superficie total para modelar la reserva de COS fue de 2,58 millones de km² (92,14 % del total del país).

2.2. Base de datos de COS

Se utilizaron datos de almacenamiento de COS de 5377 sitios distribuidos en el territorio nacional (Figura 1). Las muestras de suelo fueron colectadas entre los años 2015 y 2022 y provienen de varios proyectos e iniciativas (Tabla 1). La densidad promedio de datos de suelos fue de 1,47 sitios por 1.000 km². El almacenamiento de COS (t/ha) fue calculado con la siguiente ecuación:

$$\text{COS (t/ha)} = C \times \text{DAP} \times 0,3 \times (1-\text{FG}) \times 0,1$$

Donde C es la concentración de COS (kg.100 kg⁻¹); DAP es la densidad aparente del suelo (kg.m⁻³), 0,3 es la profundidad de muestreo (m), FG es la fracción de fragmentos gruesos en el suelo (> 2 mm) y 0,1 es un factor para expresar el resultado en t/ha.

Para los sitios que no fueron muestreados hasta 30 cm y/o donde no se midió la DAP, el almacenamiento de COS fue estimado como se detalla en el Anexo I.

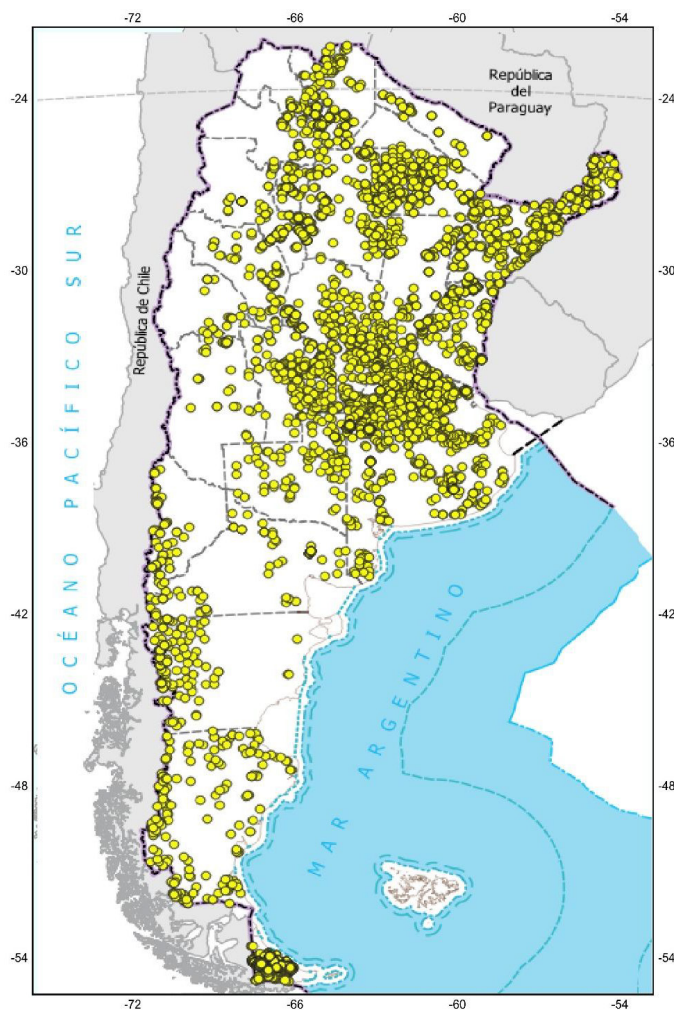


Figura 1.
Ubicación de los
5.377 sitios muestreados.

Tabla 1. Origen de los 5.377 sitios utilizados para modelar y mapear el almacenamiento de COS en Argentina.

Fuente	N.º sitios	Profundidad de muestreo	Densidad aparente	Tipo de cobertura del suelo	Referencia
Observatorio Nacional de Suelos Agropecuarios (ONSA)	1000	0-20	No	Tierras agropecuarias	Inédito
PEi040 INTA: Monitoreo de la degradación de tierras	200	0-30	Sí	Tierras agropecuarias	Inédito
Convenio INTA-TNC: pasturas chaqueñas	231	0-30	Sí	Pasturas región Chaqueña	Gaitán <i>et al.</i> , 2021
Red MARAS	131	0-10	No	Estepas gramíneas, arbustivas y arbustivo-gramíneas	Oliva <i>et al.</i> , 2020
Red PEBANPA	108	0-30	Sí	Estepas gramíneas, arbustivas y arbustivo-gramíneas	Peri <i>et al.</i> , 2016
Consultoría MAYS-INTA: C en bosques nativos	1912	0-30	Sí	Bosques nativos	Peri <i>et al.</i> , 2021
Consultoría MAYS-INTA: C en bosques implantados	517	0-30	Sí	Bosques implantados	Peri <i>et al.</i> , 2022
PDi062 INTA: Secuestro de C en el suelo	249	0-30	Sí	Tierras agropecuarias, Pastizales, Cultivos regionales	Inédito
SISINTA	269	0-30	No	Tierras agropecuarias/Pastizales	http://sisinta.inta.gov.ar/
Aapresid	619	0-20	No	Tierras agropecuarias	Inédito
Proyecto Suelos de la Región Chaco Santiagueño CREA	141	0-30	Sí	Tierras agropecuarias/Bosques nativos	Inédito

2.3. Variables ambientales predictoras

Se seleccionaron un conjunto de 38 variables ambientales potencialmente predictoras del almacenamiento de COS: climáticas, topográficas, edáficas y de vegetación (McBratney *et al.*, 2003) (Tabla 2). Todos los mapas de las covariables fueron obtenidos, calculados o cargados en la plataforma Google Earth Engine (GEE) para el modelado posterior. La resolución original de cada covariable fue llevada a una resolución común de 250 m.

Variables climáticas

El clima (principalmente las precipitaciones y la temperatura) influye en el almacenamiento de COS a través del control que ejerce sobre procesos como la meteorización de los materiales originarios del suelo, la tasa de erosión y de mineralización/humificación de la materia orgánica y en la productividad primaria de la vegetación, la cual es esencial para la acumulación de COS (Gaitán et al., 2019). Se obtuvieron datos de precipitación media anual y de temperatura máxima, mínima y media anual (1970-2000) de la base de datos global WorldClim. Además, se incluyeron 17 variables bioclimáticas derivadas de los mapas mensuales de temperatura y precipitación (Hijmans et al., 2005), y datos de temperatura media (2001-2021) del día y de la noche obtenidos del producto MOD11A1 V6 del sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS).

Variables topográficas

La topografía controla el patrón espacial de las propiedades del suelo, entre ellas el COS, dado que influye sobre la gravedad, insolación y microclima y determina el flujo de agua, solutos y sedimentos a través del paisaje. Seleccionamos un conjunto de 7 mapas morfométricos generados usando el algoritmo Terrain Analysis en GEE (TAGEE, Safanelli et al., 2020). Este algoritmo utiliza el modelo digital de elevación derivado de imágenes de radar de la Shuttle Radar Topography Mission (SRTM, Farr et al., 2007).

Variables edáficas

Por un lado, la arcilla forma complejos estables con la materia orgánica y, de esta manera, protege al COS de la mineralización, aumentando su tiempo de permanencia en el suelo (Paul, 1984; Schimel et al., 1985). Por otro lado, la erosión hídrica del suelo influye en el COS de dos maneras: la redistribución de C dentro del paisaje y la pérdida de C a la atmósfera (Polyakov y Lal, 2004). Por lo tanto, en este estudio utilizamos mapas nacionales de contenido de arcilla del suelo (0-30 cm de profundidad) y de pérdida de suelo por erosión hídrica derivado de la ecuación universal de pérdida de suelo (USLE, por sus siglas en inglés) (Gaitán et al., 2017).

Variables de la vegetación

Los índices de vegetación (VIs) derivados de imágenes satelitales son expresiones matemáticas de la reflectancia espectral en diferentes bandas, especialmente del rango visible (principalmente el rojo) y del infrarrojo cercano, y son am-

pliamente utilizados por su relación con características de la vegetación (Jackson y Huete, 1991). Varios VIs han sido desarrollados, cada uno con ventajas y limitaciones (Bannari et al., 1995). En este estudio, utilizamos NDVI, EVI y SAVI y la reflectancia de las bandas azul, rojo e infrarrojo cercano (Tabla 2) obtenidos del producto MOD13Q1 del sensor MODIS, disponible en la plataforma GEE (ee. ImageCollection ("MODIS/061/MOD13Q1")). Para calcular los VIs se utilizaron los datos de reflectancia media de las bandas en el período 2015-2021 previamente enmascarados para eliminar los datos con mala calidad (SummaryQA igual o mayor a 2).

2.4. Modelización

En este estudio utilizamos el algoritmo de Random Forest (RF; Breiman, 2001) para predecir y mapear el almacenamiento de COS (t/ha, 0-30 cm) en los suelos de Argentina. Este algoritmo construye un conjunto de árboles de regresión. Cada uno de estos árboles predice el resultado en cada pixel y la predicción final resulta del promedio de estos valores (Breiman, 2001). Cada árbol se construye a partir de una muestra seleccionada al azar del conjunto de datos originales, esto permite una estimación robusta del error con el conjunto de muestras restantes, las llamadas muestras Out-Of-Bag (OOB). Los valores de las muestras OOB excluidas se predicen a partir de las muestras seleccionadas y, al contrastar los valores previstos con los observados, se pueden calcular diferentes métricas para evaluar el rendimiento de los modelos. En cada árbol se utiliza un subconjunto de covariables predictoras, lo que permite estimar la importancia de las covariables, la cual está dada por la disminución en la precisión de la predicción antes y después de permutar una variable.

En un análisis de correlación simple preliminar, observamos que varias de las 38 covariables potenciales mostraron baja correlación con el almacenamiento de COS y alta correlación entre ellas. Dado que RF selecciona un subconjunto de covariables en la construcción de cada rama de los árboles, la inclusión de un alto número de covariables "ruidosas" que no muestran correlación con el COS puede afectar la performance del modelo (Bahl et al., 2019). Además, el valor de importancia de las covariables puede verse afectado al incluir covariables correlacionadas, lo cual impacta en la habilidad de RF para identificar los predictores que tienen mayor peso en el almacenamiento del COS (Gregorutti et al., 2017). Para resolver este problema utilizamos el algoritmo Random-Forest-Recursive Feature Elimination (RF-RFE) algorithm (Gregorutti et al., 2017). Este algoritmo permite seleccionar el subconjunto de covariables que tienen mayor importancia para predecir el almacenamiento de COS mediante un proceso de selección que, iterativamente, elimina los predictores con poder explicativo más débil del conjunto inicial de 38 covariables. La performance del modelo fue evaluada mediante un proceso de validación cruzada con 10 corridas.

Para ello, el conjunto original de datos de COS fue dividido al azar en 10 conjuntos en los cuales el 70 % es usado para calibrar el modelo y el 30 % para validar. En cada paso del algoritmo RF-RFE calculamos la media del Error Absoluto Medio (MAE) en las 10 corridas y lo graficamos versus el número de covariables remanentes (Anexo II). Basado en este análisis, finalmente seleccionamos 10 covariables para modelar y mapear el almacenamiento de COS (Tabla 2). Para evaluar la performance del modelo calculamos la media de tres índices en las 10 corridas de la validación cruzada: error cuadrático medio (RMSE), error absoluto medio (MAE) y coeficiente de determinación (R^2). Además, obtuvimos los percentiles 5 (p5) y 95 (p95) de la predicción, dando como resultados mapas con los valores mínimos y máximos del valor de COS estimado en cada pixel. La incertidumbre fue estimada como la diferencia entre los percentiles p5 y p95 (90 % de intervalo de predicción) tal como fue propuesto por Heuvelink, 2014.

Tabla 2. Covariables ambientales utilizadas como predictoras para modelar el almacenamiento de COS en los suelos de Argentina.

Tipo de variable	Variable	Descripción	Unidad	Resolución temporal	Resolución espacial original (m)	Referencia
Clima	Prec	Precipitación media anual	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Tmin	Temperatura mínima anual	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Tavg	Temperatura media anual	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Tmax	Temperatura máxima anual	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio02	Rango diurno medio (T máx.-T mín.)	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio03	Isotermalidad (Bio02/Bio07)	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio04	Estacionalidad de la temperatura (Desvío estándar * 100)	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio05	Temperatura máxima del mes más cálido	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio06	Temperatura mínima del mes más frío	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005

	Bio07	Rango anual de temperatura (Bio05-Bio06)	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio08	Temperatura media del trimestre más húmedo	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio09	Temperatura media del trimestre más seco	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio10	Temperatura media del trimestre más cálido	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio11	Temperatura media del trimestre más frío	°C	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio13	Precipitación del mes más húmedo	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio14	Precipitación del mes más seco	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio15	Estacionalidad de la precipitación	Coef. de Variación	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio16	Precipitación del trimestre más húmedo	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio17	Precipitación del trimestre más seco	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio18	Precipitación del trimestre más cálido	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	Bio19	Precipitación del trimestre más frío	mm	Media 1970-2000	1000	Hijmans <i>et al.</i> , 2005
	LST_Día	Temperatura media diurna	mm	Media 2001-2021	1000	Wan <i>et al.</i> , 2015
	LST_Noche	Temperatura media nocturna	mm	Media 2001-2021	1000	Wan <i>et al.</i> , 2015
Topografía	Elevación	Altura sobre el nivel del mar	m	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020
	Pendiente	Gradiente de la pendiente	Grados	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020
	Aspecto	Dirección de la brújula	Grados	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020
	Hillshade	Brillo del terreno iluminado	Sin unidades	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020

	Northness	Grados de orientación al norte	Sin unidades	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020
	Eastness	Grados de orientación al este	Sin unidades	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020
	Shape Index	Clasificación Gaussiana de la forma del terreno	Sin unidades	No determinada	30	Safanelli <i>et al.</i> , 2020
Suelo	% Arcilla	Contenido de arcilla (0-30 cm)	%	No determinada	750	Schulz <i>et al.</i> , 2022
	Erosión Hídrica	Tasa de pérdida de suelo	T/ha.año	No determinada	200	Gaitán <i>et al.</i> , 2017
Vegetación	NDVI	Índice de vegetación de diferencia normalizada	Sin unidades	Media 2015-2021	30	Rouse <i>et al.</i> , 1973
	EVI	Índice de vegetación mejorado	Sin unidades	Media 2015-2021	30	Huete <i>et al.</i> , 2002
	SAVI	Índice de vegetación ajustado por suelo	Sin unidades	Media 2015-2021	30	Huete, 1988
	Banda azul	Reflectancia de superficie banda azul	Sin unidades	Media 2015-2021	30	MO-DIS/061/MOD13Q1
	Banda roja	Reflectancia de superficie banda roja	Sin unidades	Media 2015-2021	30	MO-DIS/061/MOD13Q1
	Banda infrarrojo cercano	Reflectancia de superficie banda infrarrojo cercano	Sin unidades	Media 2015-2021	30	MO-DIS/061/MOD13Q1

2.5. Almacenamiento de COS por ecorregiones, órdenes de suelo y áreas protegidas

A partir del mapa de almacenamiento de COS se obtuvieron estadísticas sobre el contenido de COS por unidad de superficie (t/ha) y total (PgC) para las ecorregiones (Burkart *et al.*, 1999), órdenes de suelo (INTA, 1990) y áreas protegidas del país (IGN, 2019) (Figura 2).

Ecorregiones

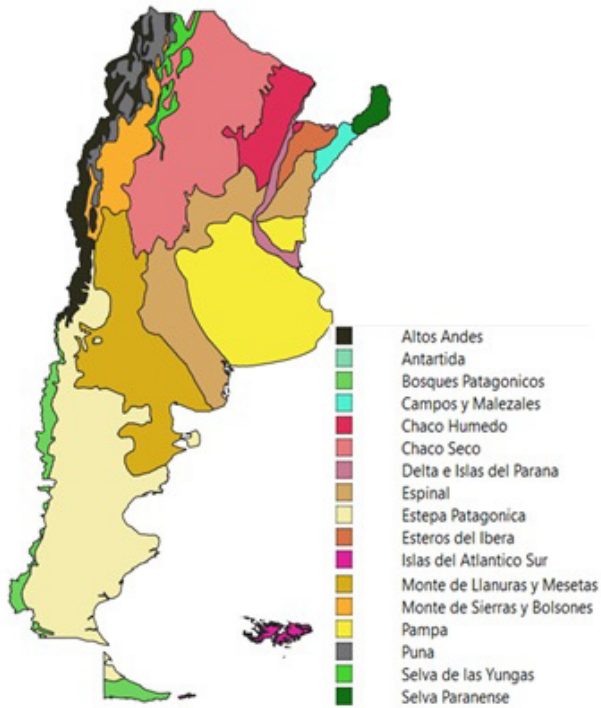
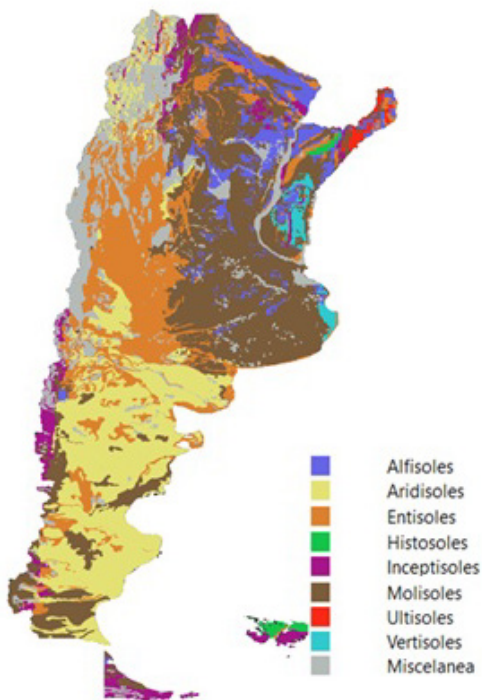


Figura 2.

Mapas de Ecorregiones (Burkart *et al.*, 1999), Órdenes de suelo (INTA, 1990) y Áreas protegidas de Argentina (IGN, 2019).

Órdenes de suelo



Áreas protegidas



3. Resultados y discusión

En la Figura 3 se muestra el mapa de almacenamiento de COS (t/ha, 0-30 cm) en los suelos de la República Argentina. La reserva media de COS fue estimada en 51,3 t/ha. El análisis de incertidumbre de la predicción muestra que este valor medio puede encontrarse en el rango 49,2-53,5 t/ha con un 90 % de probabilidad (percentil 5 – percentil 95). El almacenamiento total de COS en los suelos de Argentina fue estimado en 13,25 PgC, pudiendo variar entre 12,70 y 13,80 PgC considerando la incertidumbre. Esto representa aproximadamente el 1,95 % de la reserva mundial de COS estimada por FAO e ITPS (2018). Este mapa permitirá dimensionar el potencial para modificar el balance de CO₂ del país y las estrategias de secuestro necesarias para contribuir a la mitigación del cambio climático. Los parámetros que permiten evaluar la performance del modelo de RF para predecir los valores de COS fueron (promedios de 10 corridas): $R^2 = 0,73$; RMSE = 29,2 (t/ha); MAE = 17,8 (t/ha).

La estimación de las reservas nacionales de COS presentada en esta actualización es mayor a la estimación de 12,6 Pg C presentada en el informe FAO-ITPS 2018. Estas diferencias pueden atribuirse a la metodología utilizada para modelar las existencias de COS, como también a las covariables y modelo predictivo. El primer informe nacional se realizó con información de datos de COS relevados a través del Plan Mapa de Suelos y otras iniciativas de reconocimientos y relevamientos de suelos correspondientes a una escala temporal de 60 años, donde la mayoría de los datos fueron relevados por horizonte edáfico y no contaban con estimación de la densidad aparente. Esto demandó la modelización temporal de la evolución de las reservas de COS (Hauvelink *et al.*, 2021), como también la estimación de la densidad aparente del suelo. Para el presente trabajo, se utilizaron datos en una escala temporal reducida, sin modelización de cambios temporales. Asimismo, el 80 % de los datos disponibles para la elaboración de este informe tenían relevamiento de la densidad aparente.

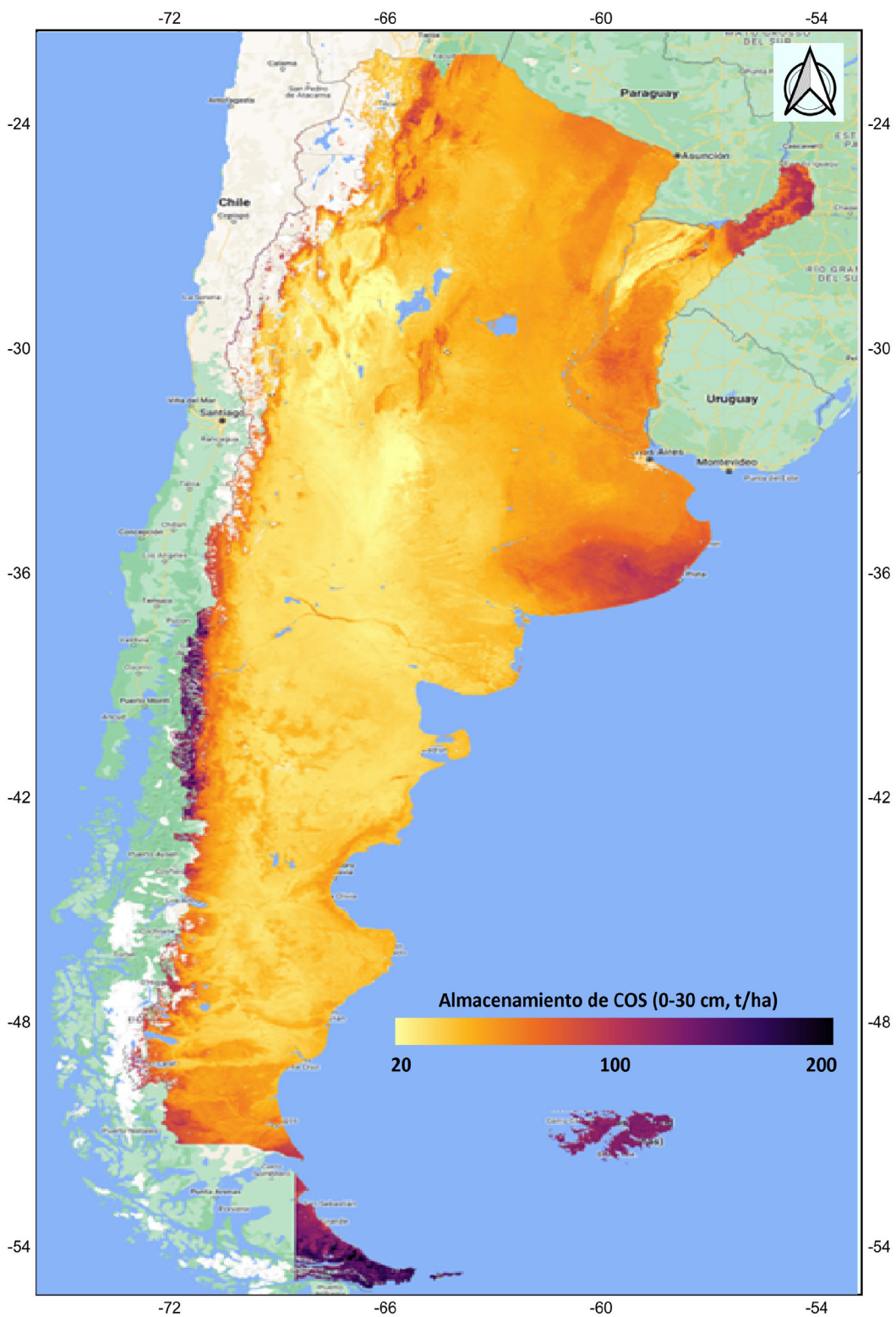


Figura 3.
 Mapa de almacenamiento de COS
 (t/ha, 0-30 cm) en los suelos de Argentina.

3.1. COS por ecorregión

Las ecorregiones Estepa Patagónica, Pampa y Chaco Seco son las que contienen la mayor reserva del COS con alrededor de 2,5, 2,4 y 2,3 PgC, respectivamente. En total, estas tres ecorregiones representan aproximadamente el 55 % de la reserva de COS del país. Los Campos y Malezales, Esteros del Iberá e Islas del Atlántico Sur son las ecorregiones con menor reserva de COS con aproximadamente 0,15 PgC (1,1% del total), influenciado por la superficie que ocupan estas ecorregiones. Por unidad de superficie, las ecorregiones Islas del Atlántico Sur y Bosque Patagónicos son las de mayor contenido con 135 y 130 t/ha, respectivamente; mientras que el Monte de Llanuras y Mesetas es la de menor contenido con 32,5 t/ha (Tabla 3).

Tabla 3. Superficie y almacenamiento medio (t/ha) y total de COS (PgC) en las Ecorregiones de Argentina.

Ecorregión	COS t/ha	Superficie (Mill. ha)	PgC	%
Altos Andes	67,16	4,08	0,27	2,05
Bosques Patagónicos	130,10	4,84	0,63	4,70
Campos y Malezales	56,73	2,66	0,15	1,13
Chaco Húmedo	59,70	11,91	0,71	5,31
Chaco Seco	48,00	48,04	2,31	17,22
Delta e Islas del Paraná	57,87	3,69	0,21	1,60
Espinal	44,87	29,68	1,33	9,95
Estepa Patagónica	47,53	52,95	2,52	18,79
Esteros del Iberá	41,66	3,87	0,16	1,21
Islas del Atlántico Sur	135,76	1,14	0,16	1,16
Monte de Llanuras y Mesetas	32,59	35,13	1,14	8,55
Monte de Sierras y Bolsones	39,59	10,27	0,41	3,04
Pampa	62,39	39,17	2,44	18,25
Puna	55,58	4,35	0,24	1,81
Selva de las Yungas	69,37	4,63	0,32	2,40
Selva Paranaense	96,45	2,67	0,26	1,92

3.2. COS por orden de suelos

El almacenamiento de COS por unidad de superficie fue mayor en los suelos de los órdenes Histosoles e Inceptisoles con 108 y 99 t/ha, respectivamente. El alto valor para los Inceptisoles se explica por la inclusión de los suelos clasificados posteriormente como Andisoles, correspondientes a los bosques patagónicos, dentro de este orden. Mientras que los suelos Entisoles y Aridisoles son los que almacenan menos COS con 38 y 41 t/ha, respectivamente. Los suelos del orden Molisoles contienen la mayor reserva de COS del país con 5,17 PgC, luego se encuentran los Entisoles con 2,27 PgC, Aridisoles 2,14 PgC, Alfisoles 1,30 PgC e Inceptisoles 1,01 PgC. Estos 5 órdenes de suelos contienen el 86,5 % del total de COS almacenado en los suelos de Argentina (Tabla 4).

Tabla 4. Superficie y almacenamiento medio (t/ha) y total de COS (PgC) en los suelos de Argentina según el Orden al que pertenecen (Atlas de Suelos, INTA 1990).

Orden de suelo	COS t/ha	Superficie (Mill. ha)	PgC	%
Alfisoles	56,17	23,08	1,30	9,68
Aridisoles	40,57	52,67	2,14	15,96
Entisoles	38,00	59,84	2,27	16,98
Histosoles	108,36	1,18	0,13	0,95
Inceptisoles	98,61	10,20	1,01	7,51
Molisoles	57,66	89,74	5,17	38,64
Ultisoles	86,19	1,79	0,15	1,15
Vertisoles	71,70	3,80	0,27	2,03
Miscelaneas	53,00	15,72	0,83	6,22

3.3. COS en las áreas protegidas

Las áreas protegidas de Argentina abarcan una superficie aproximada de 20,3 millones de hectáreas y almacenan 1,16 PgC (media de 57,1 t/ha), lo cual representa el 8,8 % de la reserva total de COS del país.

3.4. Importancia de las covariables

El algoritmo RF-RFE permitió seleccionar las 10 covariables más importantes para modelar y mapear el almacenamiento de COS. El clima, y especialmente la temperatura, parece ejercer el principal control del COS a escala nacional, dado que de las 10 variables 7 fueron climáticas (5 de temperatura y 2 de precipitación). Dos variables correspondieron a características de la vegetación, extraídas de imágenes satelitales (índice SAVI y reflectancia en la banda azul), y 1 variable fue edáfica (% de arcilla) (Figura 5).

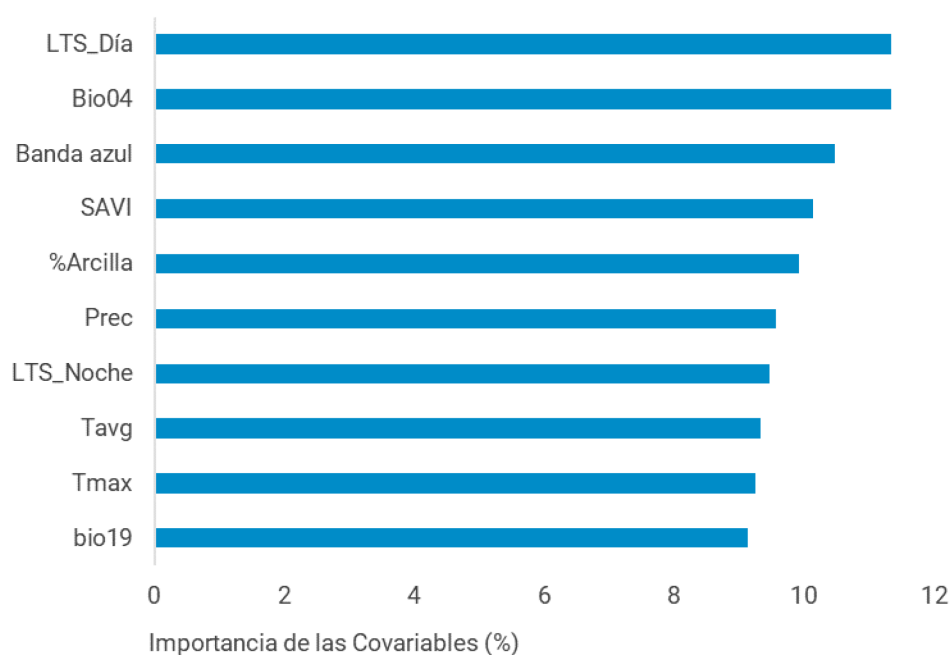


Figura 5. Importancia de las covariables para el modelado del almacenamiento de COS. Referencias: Prec: Precipitación media anual; Tavg: Temperatura media anual; Tmáx.: Temperatura máxima anual; Bio04: Estacionalidad de la temperatura (Desvío estándar * 100); Bio19: Precipitación del trimestre más frío; LTS_Día: Temperatura media diurna; LTS_Noche: Temperatura media nocturna; %Arcilla: Contenido de arcilla (0-30 cm); SAVI: Índice de vegetación ajustado por suelo; Banda azul: Reflectancia de superficie Banda Azul.

Las estimaciones de reservas de COS a nivel nacional presentadas en este mapa, proporcionan una línea de base para iniciativas y estudios de secuestro de C. Incrementar las reservas de COS mejora la fertilidad de los suelos y contribuye a los Objetivos de Desarrollo Sostenible de acción por el clima (meta 13.2), neutralidad de la degradación de tierras (meta 15.3), y hambre cero (metas 2.1 y 2.4). Sin embargo, se requieren de estudios e iniciativas que permitan definir mejores escenarios para resolver las limitaciones que se presentan en los diferentes sistemas y ecorregiones.

4. Conclusiones

Los suelos y la agricultura pueden representar al mismo tiempo soluciones para problemas globales como el cambio climático (ODS 13) y promover la seguridad alimentaria (ODS 2). Esto ha dado lugar a varias iniciativas internacionales, a las que la Argentina adhiere, que buscan conservar e incrementar la reserva de COS. Por ejemplo, el Acuerdo de París (COP21) en el contexto de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático de 2015, promueve la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero y el aumento de los sumideros para la mitigación del cambio climático. También la Convención de las Naciones Unidas de Lucha contra la Desertificación, como organismo custodio del indicador 15.3.1 de los Objetivos de Desarrollo Sostenible, ha adoptado el mapeo de las reservas de COS como uno de los indicadores para estimar el área de tierras degradadas en el contexto de monitorear la meta de alcanzar la neutralidad en la degradación de las tierras hacia el año 2030. El mapa que se pone a disposición, como sus futuras actualizaciones, reportará el avance del país en las metas comprometidas ante estas iniciativas internacionales.

Por una parte, la disponibilidad del mapa de las reservas de COS y los rangos de variación presentados es una herramienta en la que se pueden basar futuros esquemas de comercio de bonos de C. Asimismo, la información generada y puesta a disposición puede ayudar a identificar y priorizar ubicaciones potenciales para proyectos de secuestro de COS. Por otra parte, la información que se brinda fortalece las acciones locales para limitar las emisiones de los gases de efecto invernadero, y para conservar y aumentar los sumideros y reservorios de C.

Resulta fundamental sostener redes de sitios de monitoreo permanentes y a largo plazo que permitan la actualización periódica del mapa, como también estudios e iniciativas que permitan resolver las limitaciones al secuestro de COS en los diferentes sistemas y ecorregiones. El trabajo realizado es una primera etapa de esfuerzo interinstitucional para contribuir a la acción por el clima, la neutralidad de la degradación de tierras, y la seguridad alimentaria.

5. Bibliografía

Bahl, A.; Hellack, B.; Balas, M.; Dinischiotu, A.; Wiemann, M.; Brinkmann, J.; Luch, A.; Renard, B.Y.; Haase, A. (2019). Recursive feature elimination in random forest classification supports nanomaterial grouping. *NanoImpact*, 15, 100179.

Bannari, A.; Morin, D.; Bonn, F.; Huete, A. (1995). A review of vegetation indices. *Remote sensing reviews*, 13(1-2), 95-120.

Batjes, N.H. (2016). Harmonized soil property values for broad-scale modelling (WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks. *Geoderma* 269: 61-68.

Battle-Aguilar, J.; Brovelli, A.; Porporato, A.; Barry, D.A. (2011). Modelling soil carbon and nitrogen cycles during land use change – a review. *Agron. Sustain Dev.* 31, 251-274.

Brady, N.C.; Weil, R.R. (2002). Soil and the hydrologic cycle. *The Nature and Properties of Soils*.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning* 45: 5-32.

Burkart, R.; Bárbaro, N.O.; Sánchez, R.O.; Gómez, D.A. (1999). Eco-regiones de la Argentina. Administración de Parques Nacionales. Secretaría de Recursos Naturales y Desarrollo Sustentable. Presidencia de la Nación.

Chen, J.; Chen, J.; Tan, M.; Gong, Z. (2002). Soil degradation: a global problem endangering sustainable development. *J. Geograph. Sci.* 12 (2), 243-252.

FAO. (2001). Soil organic sequestration for improved land management. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Roma, Italia.

FAO. (2022). Global Soil Organic Carbon Sequestration Potential Map – GSOCseq v.1.1. Technical report. Roma. <https://doi.org/10.4060/cb9002en>

FAO e ITPS. (2018). Global Soil Organic Carbon Map (GSOCmap). Technical Report. Roma. 162 p.

Farr, T.G.; Rosen, P.A.; Caro, E.; Crippen, R.; Duren, R.; Hensley, S.; Kobrick, M.; Paller, M.; Rodriguez, E.; Roth, L.; Seal, D.; Shaffer, S.; Shimada, J.; Umland, J.; Werner, M.; Oskin, M.; Burbank, D.; Alsdorf, D. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of geophysics*, 45(2).

Folberth, C.; Skalský, R.; Moltchanova, E.; Balkovič, J.; Azevedo, L.B.; Obersteiner, M.; Van der Velde, M. (2016). Uncertainty in soil data can outweigh climate impact signals in global crop yield simulations. *Nature Communications* 7: 11872.

Frolla, F.D.; Angelini, M.E.; Peralta, G.E.; Di Paolo, L.E.; Rodriguez, D.M.; Schulz, G.; Pascale Medina, C.; Beltran, M.J. (2021). Argentina: Soil Organic Carbon Sequestration Potential National Map. National Report. Versión 1.0. (Disponible: http://www.fao.org/fileadmin/user_upload/GSP/GSOCseq/Argentina_SOC_SequestrationPotentialNationalMap.pdf). Fecha de consulta 16/1/2023.

Gaitán, J.; Navarro, M.F.; Tenti, L.; Pizarro, M.J.; Carfagno, P.; Rigo, S. (2017). Estimación de la pérdida de suelo por erosión hídrica en la República Argentina. Ediciones INTA. 72 p.

Gaitán, J.; Maestre, F.; Buono, G.; Bran, D.; Dougill, A.; García Martínez, G.; Ferrante, D.; Guuroh, R.; Lindstaeter, A.; Massara, V.; Thomas, A.; Oliva, G. (2019). Biotic and abiotic factors controlling soil organic C content have similar effects in regional and global drylands. *Ecosystems*.

Gaitán, J.J.; Acuña, F.; Agüero, W.; Álvarez, C.A.; Ballón, M.; Banegas, N.; Barraza, G.; Bassanetti, A.; Blanco, L.; Caballero, E.; Cavallero, M.I.; Céspedes, F.E.; Córdoba, A.; Cortez, D.; De Abelleira, D.; Fernández, H.; Flores, J.; Gándara, L.; Garay, D.; Gerlero, G.D.; Goytía, Y.; Guimarães Ferreira, L.; Kloster, N.; Kurtz, D.; Lara, J.; Ledesma, R.; Lértora, R.; Llorvandi, C.; López Morillo, C.; López, J.; Matorras, B.; Mónaco, I.P.; Moreno, R.; Mosciaro, M.J.; Murray, F.; Navarrete, V.; Nanning, F.; Oliveira-Santos, C.; Oviedo, E.; Peiretti, J.; Pelliza, E.; Peña, Y.P.; Pereira, M.M.; Pereyra, D.; Pérez, M.; Piedrasanta, R.; Pinto, J.J.; Pisano, P.; Pueyo, J.D.; Radrizzani, A.; Reinaldi, J.A.; Renaud, D.; Rojas, J.; Roldán, M.F.; Sánchez, H.; Saracco, F.; Sentana, A.; Sleiman, L.; Speranza, F.; Suarez, A.; Tejerina Díaz, F.G.; Tomanek, E.; Valiente, S.O.; Varlamoff, N.B.; Vera, H.D.; Verón, S.R.; Viana, A.; Vieira Mesquita, V.; Volante, J.N.; Wolf Celoné, U.I.; Ybarra, D.D. (2021). Cartografía del estado de degradación de las pasturas del Gran Chaco Americano. Informe Convenio de Asistencia Técnica INTA-The Nature Conservancy.

Gregorutti, B.; Michel, B.; Saint-Pierre, P. (2017). Correlation and variable importance in random forests. *Stat Comput.* 27:659-78.

Heuvelink, G.B. (2014). Uncertainty quantification of GlobalSoilMap products. GlobalSoilMap: Basis of the Global Spatial Soil Information System. Proceedings of 1st GlobalSoilMap Conference. 335-340 pp.

Heuvelink, G.B.M.; Angelini, M.E.; Poggio, L.; Bai, Z.; Batjes, N.H.; Van den Bosch, R.; Bossio, D.; Estella, S.; Lehmann, J.; Olmedo, G.F.; Sanderman, J. (2021). Machine learning in space and time for modelling soil organic carbon change. *Eur J Soil Sci.* 2021; 72: 1607-1623. <https://doi.org/10.1111/ejss.12998>

Hijmans, R.J.; Cameron, S.E.; Parra, J.L.; Jones, P.G.; Jarvis, A. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *Int J Climatol* 25:1965-78.

Huete, A.R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(3), 295-309.

Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment*, 83(1-2), 195-213.

IGN. (2019). Áreas Protegidas de la República Argentina. (Disponible: <https://www.ign.gob.ar/sig250>). Fecha de consulta 16/1/2023

IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change). (2000). *Special Report on Emissions Scenarios*. Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. Cambridge, Reino Unido.

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.; Tanabe, K. (eds.). Published: IGES, Japón.

IUCN. (2015). *Land degradation neutrality: implications and opportunities for conservation*. Technical Brief (2nd edition), IUCN, Nairobi.

Jackson, R.D.; Huete, A.R. (1991). Interpreting vegetation indices. *Preventive veterinary medicine*, 11(3-4), 185-200.

Jenny, H. 1941. *Factors of Soil Formation*. McGraw-Hill, NY. Estados Unidos.

Lal, R. (2004). Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. *science*, 304(5677), 1623-1627.

Lamichhane, S.; Kumar, L.; Wilson, B. (2019). Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review. *Geoderma*, 352, 395-413.

Lorenz, K.; Lal, R. (2018). *Carbon sequestration in agricultural ecosystems*. Berlín, Heidelberg, Springer. 392 p.

MAYDS. (2022). *Plan Nacional de Adaptación y Mitigación al Cambio Climático*. 1284 p.

McBratney, A.B.; Santos, M.M.; Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1-2), 3-52.

McGill, W.B.; Cole, C.V. (1981). Comparative aspects of cycling of organic C, N, S and P through soil organic matter. *Geoderma* 26:267-86.

Minasny, B.; McBratney, A.B.; Malone, B.P.; Wheeler, I. (2013). Digital Mapping of Soil Carbon. En: Sparks, D.L. (Ed.). *Advances in Agronomy*. Academic Press. 1-47 pp.

Nijbroek, R.; Piikki, K.; Söderström, M.; Kempen, B.; Turner, K.G.; Hengari, S.; Mutua, J. (2018). Soil organic carbon baselines for land degradation neutrality: Map accuracy and cost tradeoffs with respect to complexity in Otjozondjupa, Namibia. *Sustainability*, 10(5), 1610.

Oliva, G.; Dos Santos, E.; Sofía, O.; Umaña, F.; Massara, V.; García Martínez, G.; Caruso, C.; Cariac, G.; Echeverreía, D.; Fantozzi, A.; Butti, L.; Bran, D.; Gaitán, J.; Ferrante, D.; Paredes, P.; Domínguez, E.; Maestre, F.T. (2020). The MARAS dataset, vegetation and soil characteristics of dryland rangelands across Patagonia. *Scientific Data*, 7(1), 1-14.

O'Rourke, S.M.; Angers, D.A.; Holden, N.M.; McBratney, A.B. (2015). Soil organic carbon across scales. *Global Change Biology* 21: 35.

Paul, E.A. (1984). Dynamics of organic matter in soils. *Plant Soil* 76:275-85.

Peri, P.L.; Lencinas, M.V.; Bousson, J.; Lasagno, R.; Soler, R.; Bahamonde, H.; Pastur, G.M. (2016). Biodiversity and ecological long-term plots in Southern Patagonia to support sustainable land management: The case of PEBANPA network. *Journal for nature conservation*, 34, 51-64.

Peri, P.L.; Gaitán, J.; Mastrangelo, M.; Nosetto, M.; Villagra, P.E.; Balducci, E.; Pinazo, M.; Iglesia, R.P.; Von Wallis, A.; Villarino, S.; Gonzalez Polo, M.; Manrique, S.; Meglioli, P.A.; Fernández, P.; Aravena, M.C.; Tenti, L.; Mónaco, M.; Chaves, J.E.; Medina, A.; Gasparri, I.; Barral, M.P.; Von Müller, A.; Pahr, N.M.; Morsucci, M.; Cellini, J.M.; Alvarez, L.; Colomb, H.; La Manna, L.; Barbaro, S.; Blundo, C.; Sirimarco, X.; Zalazar, G.; Kowaljow, E.; Martinez Pastur, G. (2021). Reporte Nacional: Carbono almacenado en suelos en los bosques nativos de diferentes ecorregiones del país. Proyecto de Apoyo para la Preparación de REDD + en el marco del Fondo Cooperativo para el Carbono de los Bosques. Dirección de Bosques del Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible (MAyDS).

Peri, P.L.; Maradei, D.; Lupil, A.; Tato Vazquez, C.; Gyenge, J. (2022). Estimación de las reservas de carbono orgánico del suelo con plantaciones forestales y otros usos de la tierra, en distintas regiones de Argentina. INTA - Dirección Nacional de Desarrollo Foresto-Industrial de la Secretaría de Agricultura, Ganadería y Pesca del Ministerio de Economía de la Nación. 95 p.

Polyakov, V.; Lal, R. (2004). Modeling soil organic matter dynamics as affected by soil water erosion. *Environment International*, 30(4), 547-556.

Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. (1973). Deering Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS Third ERTS Symposium. NASA SP-351. 309-317 pp.

- Safanelli, J.L.; Poppiel, R.R.; Ruiz, L.F.C.; Bonfatti, B.R.; Mello, F.A.O.; Rizzo, R.; Demattê, J.A.M. (2020). Terrain Analysis in Google Earth Engine: A Method Adapted for High-Performance Global-Scale Analysis. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 9, 400.
- Schimel, D.S.; Stillwell, M.A.; Woodmansee, R.G. 1985. Biogeochemistry of C, N, and P in a soil catena of the shortgrass steppe. *Ecology* 66:276-82.
- Schulz, G.A.; Rodríguez, D.M.; Angelini, M.E.; Moretti, L.M.; Olmedo, G.F.; Tenti Vuegen, L.M.; Colazo, J.C.; Guevara, M. (2022). Digital soil texture maps of Argentina (2.0) [Data set]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6312654>
- Sleutel, S.; De Neve, S.; Beheydt, D.; Li, C.; Hofman, G. (2006). Regional simulation of long-term organic carbon stock changes in cropland soils using the DNDC model: 1. Large-scale model validation against a spatially explicit data set. *Soil use and management*, 22(4), 342-351.
- Smith, P.; Powlson, D.S. (2003). Sustainability of soil management practices - a global perspective. En: Abbott, L.K.; Murphy, D.V. (eds.). *Soil Biological Fertility - A Key to Sustainable Land Use in Agriculture*. Kluwer Academic Publishers. Dordrecht, Países Bajos. 241-254 pp.
- Smith, P. (2004). Soils as carbon sinks: the global context. *Soil Use Manage* 20, 212-218.
- Smith, P. (2008). Land use change and soil organic carbon dynamics. *Nutr. Cycl. Agroecosyst.* 81, 169-178.
- Tisdall, J.M.; Oades, J.M. (1982). Organic matter and water-stable aggregates in soils. *J Soil Sci* 33:141-63.
- Viscarra-Rossel, R.A.; Behrens, T. (2010). Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. *Geoderma* 158 (1-2): 46-54.
- Wan, Z.; Hook, S.; Hulley, G. (2015). MOD11A1 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Daily L3 Global 1km SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC.
- Wiesmeier, M.; Spörlein, P.; Geuß, U.; Hangen, E.; Haug, S.; Reischl, A.; Schilling, B.; Von Lützw, M.; Kögel-Knabner, I. (2012). Soil organic carbon stocks in southeast Germany (Bavaria) as affected by land use, soil type and sampling depth. *Global Change Biol.* 18, 2233-2245.

Anexo I

Para los 1.000 sitios del ONSA y los 619 de Aapresid, cuya profundidad de muestreo fue 0-20 cm, el %COS 0-30 cm fue estimado mediante la ecuación mostrada en la Figura I.1 Esta ecuación fue ajustada con 375 sitios del PEi040 INTA y del Convenio INTA-TNC para los cuales se contó con los datos de %COS 0-20 cm y %COS 0-30 cm.

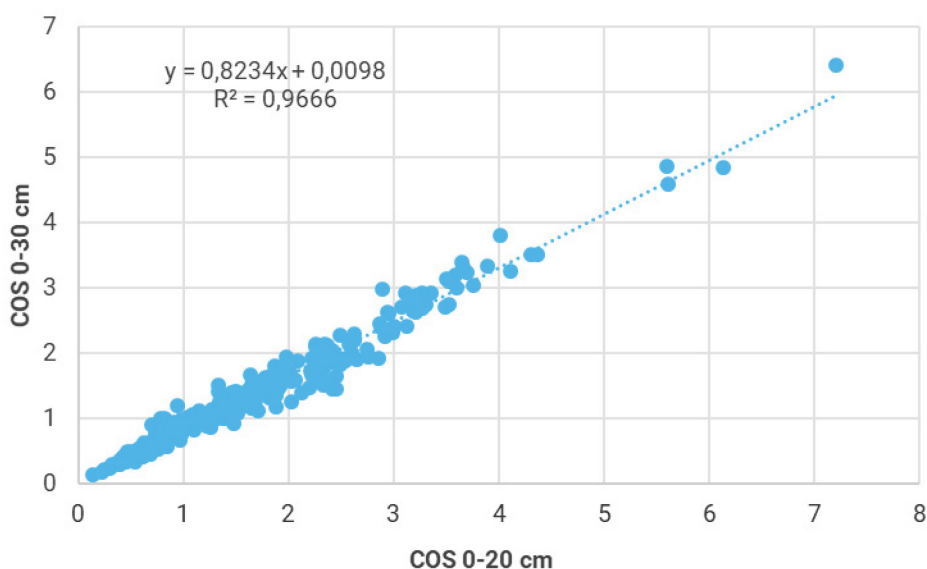


Figura I.1.
Relación entre el %COS 0-20 cm
y el %COS 0-30 cm.

La densidad aparente para los 1.000 sitios del ONSA, los 619 de Aapresid y los 269 sitios de SISINTA fue estimada mediante el modelo de regresión múltiple mostrado en la Tabla I.1 a partir de las variables independientes %COS, %Arcilla y %Arena 0-30 cm ajustado con 345 sitios del PEi040 INTA y del Convenio INTA-TNC. Los datos de arcilla y arena fueron extraídos de los mapas de Schulz *et al.* (2022).

Tabla i.1. Modelo de regresión múltiple para estimar densidad aparente a partir de los datos de %COS, %Arcilla y %Arena 0-30 cm.

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0,585
Coefficiente de determinación R ²	0,343
R ² ajustado	0,337
Error típico	0,135
Observaciones	345

Análisis de varianza					
	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	3	3,222	1,074	59,254	7,44241E-31
Residuos	341	6,180	0,018		
Total	344	9,402			

	Coeficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95 %	Superior 95 %
Intercepción	0,993	0,066	14,983	2,3917E-39	0,863	1,124
%CO 0-30	-0,087	0,013	-6,772	5,5806E-11	-0,112	-0,062
CLAY_0_30	0,010	0,002	5,958	6,3588E-09	0,007	0,014
SAND_0_30	0,012	0,001	8,530	4,841E-16	0,009	0,014

Para los 131 sitios de la red MARAS que solo contaron con datos de %COS 0-10, el almacenamiento de COS (t/ha, 0-30 cm) se estimó a partir de la ecuación mostrada en la Figura i.2. Esta ecuación fue ajustada con 121 sitios de la red PEBANPA se contó con los datos de %COS 0-10 cm y COS t/ha 0-30 cm.

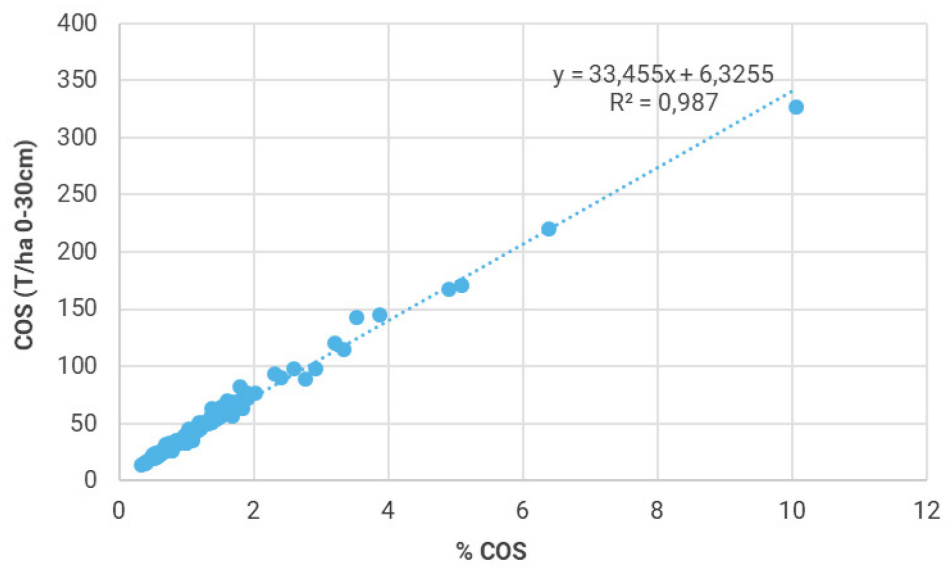


Figura 1.2.
Relación entre el %COS 0-10 cm y
el almacenamiento de COS t/ha 0-30 cm.

Anexo II

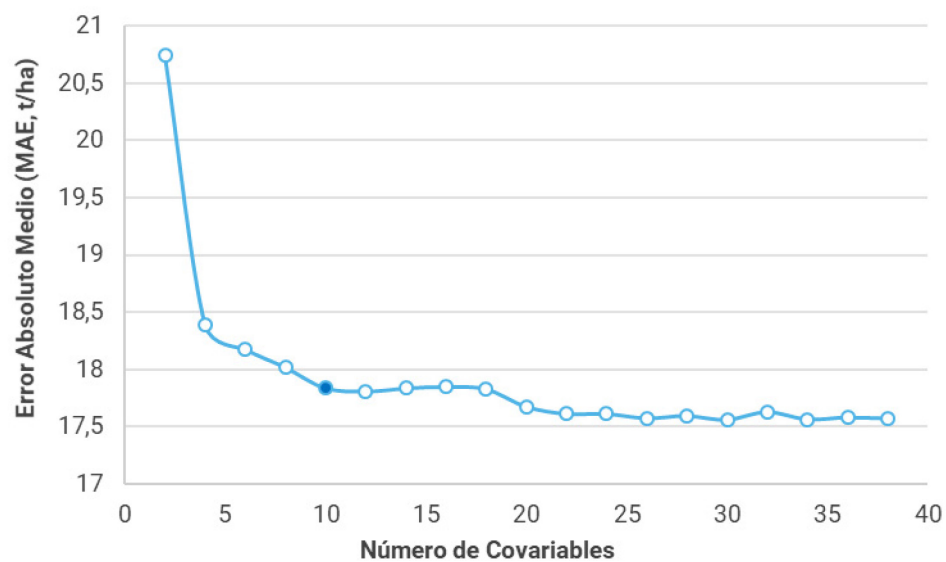


Figura II. 1. Error absoluto medio (MAE) en función del número de covariables ambientales incluidas en el modelo al aplicar el algoritmo Random-Forest-Recursive Feature Elimination (RF-RFE). El círculo lleno indica el número de covariables óptimo seleccionadas para la modelización final.



Instituto Nacional de
Tecnología Agropecuaria

Secretaría de Agricultura,
Ganadería y Pesca



Ministerio de Economía
Argentina