



2025 | 16-20
GIJÓN | JUNIO

9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

9CFE-1780

Actas del Noveno Congreso Forestal Español
Edita: **Sociedad Española de Ciencias Forestales. 2025.**
ISBN: **978-84-941695-7-1**

Organiza





Evaluación de productos disponibles para la modelización del carbono en suelos

DURANTE, P. (1), TOMÉ, J.L. (1), OYONARTE, C. (2)

(1) Agresta Sociedad Cooperativa. C/ Duque de Fernán Núñez, 2, 1º. 28012, Madrid.

(2) Departamento de Agronomía, Universidad de Almería, 04120. La Cañada (Almería).

Resumen

Numerosas estrategias, como la reciente Propuesta de Directiva del Parlamento Europeo de Vigilancia y Resiliencia del Suelo, reclaman un planteamiento integral y transversal de la protección del suelo en todos los sectores, especialmente en los suelos forestales.

Para tal fin, la disponibilidad de información confiable y actualizada sobre las propiedades y la salud de los suelos cobra un papel fundamental. Concretamente para el carbono orgánico en suelo (SOC) de zonas forestales, se han realizado múltiples esfuerzos para su muestreo, cuantificación y seguimiento. Sin embargo, estas iniciativas presentan una gran heterogeneidad en las metodologías y disposición de datos resultantes, tal y como resoluciones espaciales, características y accesibilidad de datos.

El objetivo de este estudio es evaluar la información del SOC en seis productos disponibles generados con diferentes enfoques metodológicos, resoluciones y dominios espaciales (global, europeo, nacional y local), aplicado para el caso de estudio la Región de Murcia.

Los resultados muestran que modelos parametrizados con datos locales y covariables ambientales como factores formadores del suelo, capturan mejor la variación espacial del SOC, mejorando la evaluación de este recurso.

Palabras clave

Mapeo digital del suelo, SCORPAN, SOC concentración, SOC stock.

1. Introducción

El cambio global interfiere negativamente en la biodiversidad, la estructura y la función de los ecosistemas terrestres (PECL et al., 2017). La gestión forestal sostenible, en particular la gestión del carbono en suelo, es crucial para la adaptación al cambio global y la regulación del clima (JOBÁGY et al., 2000; WIESMEIER et al., 2019). Numerosas estrategias, como la reciente Propuesta de Directiva del Parlamento Europeo de Vigilancia y Resiliencia del Suelo, reclaman un planteamiento integral y transversal de la protección del suelo en todos los sectores, especialmente en los suelos forestales (PARLAMENTO EUROPEO, 2024). Por lo tanto, la cuantificación y el monitoreo del carbono orgánico del suelo (SOC, por sus siglas en inglés) a diferentes escalas son esenciales para informar sobre la gestión del suelo, adaptar políticas locales y evaluar impactos potenciales (RICHER-DE-FORGES et al., 2019; VARGAS-ROJAS et al., 2019). Sin embargo, aún persisten



lagunas de conocimiento local y regional sobre la dinámica del SOC, las cuales deben abordarse para informar sobre prácticas de gestión a la escala espacial adecuada (CASH & MOSER, 2000; WIESMEIER et al., 2019).

Un desafío actual en la investigación de suelos forestales es predecir con precisión las existencias de SOC a alta resolución espacial, incluyendo el perfil del suelo completo (es decir, >30 cm de profundidad). Los estudios de investigación encuentran dificultades para reproducir la alta variabilidad espacial del SOC debido a la complejidad operativa, los costes y la falta de replicación temporal en los muestreos de suelo (SMITH et al., 2020; VARGAS et al., 2017). Para mejorar la escala espacial de esta información, tradicionalmente los mapas de características edáficas se han regido bajo un marco que considera los procesos de formación del suelo a partir de asociaciones suelo-paisaje y vegetación (HIEDERER & KÖCHY, 2012). En la última década, el mapeo digital del suelo (DSM, por sus siglas en inglés) ha permitido la implementación de este marco en grandes extensiones de terreno mientras proporciona información local sobre propiedades de suelo (BRUS et al., 2011; MCBRATNEY et al., 2003; SAVIN et al., 2019; SEARLE et al., 2021).

Esfuerzos recientes en DSM han combinado modelos basados en datos ('data-driven models'), con mediciones directas (por ejemplo, información *in situ* de pedones), para estimaciones locales (FILIPPI et al., 2021), nacionales (VITHARANA et al., 2019), continentales (GUEVARA et al., 2018) o globales (HENGL et al., 2017) de diferentes propiedades del suelo (CHEN et al., 2022). Además, se ha demostrado que la integración de datos de teledetección, ya sean índices estáticos o series temporales, mejora la predicción de SOC incluso con información limitada para parametrizar modelos (FATHOLOLOUMI et al., 2020; LIANG et al., 2020; SCHILLACI et al., 2017; ZHOU et al., 2023). Por consiguiente, el DSM ofrece la posibilidad de utilizar diferentes recursos digitales para mejorar la representación espacial del SOC desde escalas locales hasta globales.

Respecto a la información edáfica, actualmente existen varias iniciativas a nivel regional y global con el fin de recopilar información a escala mundial, como la Base de Datos Analítica de Perfiles para Europa (SPADE), la Base de Datos Mundial Armonizada de Suelos (HWSD), el Servicio Mundial de Información de Suelos (WoSIS) o la Red Internacional de Carbono del Suelo (ISCN). Sin embargo, estas iniciativas presentan dos limitaciones críticas: a) diferencias en la densidad espacial de datos y en la forma de estructurar la información (por ejemplo, en unidades de mapa o en información de puntual/pedones), que contribuyen a sesgos en la representación de la variabilidad espacial (KIBBLEWHITE et al., 2008; SMITH et al., 2020; TRNKA et al., 2011; WILLAARTS et al., 2016), y b) la falta de información sobre propiedades concomitantes del suelo (POEPLAU et al., 2017).

Esto último es especialmente necesario ya que la estimación del stock del SOC (SOCs) depende de la densidad o concentración de carbono orgánico del suelo (SOCc), la densidad aparente (BD) y el contenido de fragmentos gruesos (CRF) de la profundidad del suelo objetivo. Si bien el SOCc se mide con precisión, BD y CRF suelen faltar en la mayoría de las bases de datos, lo que resulta en una mayor incertidumbre en las predicciones (DURANTE et al., 2020; POEPLAU et al., 2017).



Debido a estas limitaciones en la mayoría de las bases de datos de suelos disponibles, es necesario comparar y validar los productos derivados de las mismas (como los mapas de SOC) para comprender mejor sus limitaciones y permitir una interpretación adecuada (HAN et al., 2022; LEMERCIER et al., 2022).

La inferencia espacial de suelos es un enfoque común para generar mapas continuos a partir de datos puntuales y estimar el SOC en diversas escalas espaciales (WANG et al., 2018). El método SCORPAN considera el SOC como una función de los factores ambientales formadores del suelo, tales como el clima, la topografía, la vegetación o el uso del suelo (MCBRATNEY et al., 2003). Para correlacionar el SOC con estos factores formadores, se han desarrollado numerosas estrategias de modelos de predicción estadística (KRAVCHENKO y BULLOCK, 1999; OMRAN, 2012; ROBINSON & METTERNICHT, 2006). Por ejemplo, los enfoques de regresión lineal son ampliamente conocidos debido a su simplicidad computacional e interpretabilidad (THOMPSON et al., 2006), pero las relaciones entre las propiedades del suelo y las variables ambientales suelen ser complejas y no lineales (MANNING et al., 2015; MONI et al., 2010; WIESMEIER et al., 2019). Estudios recientes han propuesto técnicas alternativas adaptadas de la minería de datos (*data mining*), el aprendizaje automático (*machine learning*) o los métodos de ensamble de modelos múltiples para abordar estas relaciones no lineales y mejorar la capacidad predictiva del DSM (SHANGGUAN et al., 2017; WANG et al., 2018). No obstante, no existe un enfoque empírico único o perfecto, ya que los modelos enfrentan múltiples limitaciones según las características de cada uno, la disponibilidad de datos y la escala espacial de las predicciones (ARROUAYS et al., 2020; GUEVARA et al., 2018).

En la actualidad, se han realizado múltiples esfuerzos para mapear propiedades del suelo a nivel mundial con diferentes dominios o escalas espaciales. Por ejemplo, el Mapa Global de SOC (GSOC, con una resolución de aproximadamente 1 km) de la Alianza Mundial por el Suelo se deriva de información nacional de SOC compilada por el HWSD (YIGINI et al., 2018). Otra iniciativa global alternativa (SoilGrids250m, con resolución de 250 m) se obtuvo utilizando datos estandarizados de WoSIS (HENGL et al., 2017). Finalmente, un tercer proyecto global es el GlobalSoilMap, un consorcio conducido por la Unión Internacional de Ciencias del Suelo (IUSS), cuyo objetivo es crear mapas digitales globales de propiedades clave del suelo a una resolución espacial más detallada (aproximadamente 100 m) (ARROUAYS et al., 2014). Estos esfuerzos son valiosos por sus contribuciones a nivel global y para derivar información en áreas con datos de suelos limitados. Sin embargo, la aplicación de estimaciones de SOC realizadas para un dominio espacial amplio a uno más pequeño (es decir, información global o continental al nivel nacional o local) puede no capturar la heterogeneidad del SOC, especialmente en bases de datos de suelos recopiladas en diferentes períodos y con métodos analíticos diversos (VITHARANA et al., 2019). Por lo tanto, se requiere información local derivada como referencia para la evaluación, aplicabilidad e interpretación de estos esfuerzos globales (HAN et al., 2022).

En base a todas estas limitaciones, es imprescindible evaluar la información del



SOC para una mejor interpretación, consistente con la escala y dominio espacial de aplicación.

2. Objetivos

Debido a la gran heterogeneidad espacial del SOC (CONANT et al., 2011; MINASNY et al., 2017; XIONG et al., 2016), planteamos la hipótesis de que mapas modelizados con información local del suelo capturarán mejor la variación espacial del SOC que las estimaciones globales disponibles.

El objetivo de este estudio es evaluar la información del SOC en seis productos disponibles generados con diferentes enfoques metodológicos, resoluciones y dominios espaciales (global, europeo, nacional y local), aplicado para el caso de estudio la Región de Murcia.

3. Metodología

A continuación, se presenta el esquema metodológico para mostrar los diferentes pasos llevados a cabo en este estudio (Figura 1).

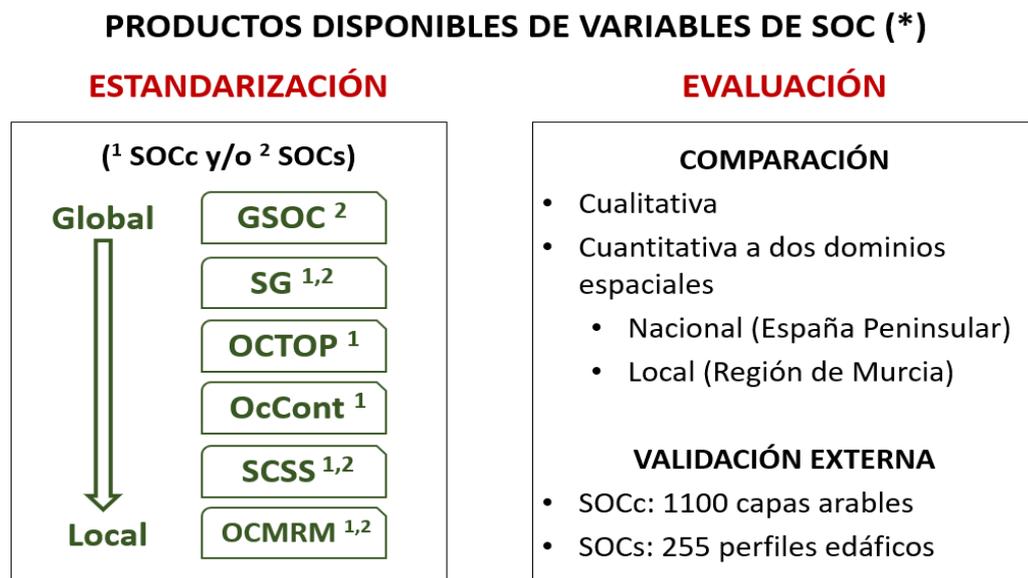


Figura 1: Esquema metodológico para la evaluación de los productos de concentración del carbono orgánico del suelo (SOCc) y el stock del carbono orgánico del suelo (SOCs).

Nota: (*) Carbono Orgánico Global del Suelo Global (GSOC), SoilGrids250m (SG), Contenido de Carbono Orgánico en Horizontes Superficiales (OCTOP), Carbono Orgánico Superficial del Suelo (ocCont), Stock del Carbono Orgánico del Suelo en

España (SCSS), y Mapa del Carbono Orgánico del Suelo en la Región de Murcia (OCMRM).

Selección del área de estudio

El área de estudio está ubicada en el sureste de la península ibérica, en la Región de Murcia (Figura 2). Esta región tiene una extensión de aproximadamente 11.313 km² y presenta una topografía compleja que incluye montañas (con altitudes de hasta 2.000 m), mesetas altas (500-1000 m) y zonas de degradación avanzada o badlands (>14% del territorio). Esta diversidad topográfica da lugar a zonas climáticas muy contrastadas. Por ejemplo, la zona del sureste está influenciada por los vientos cálidos y secos del desierto del Sahara, lo que provoca una división evidente de aridez de noroeste a sureste. Respecto al clima, el área de estudio tiene una temperatura media anual de 18 °C, precipitaciones anuales de 300-350 mm/año distribuidas en eventos torrenciales y una evapotranspiración media anual de aproximadamente 900 mm (ALBALADEJO et al., 2009).

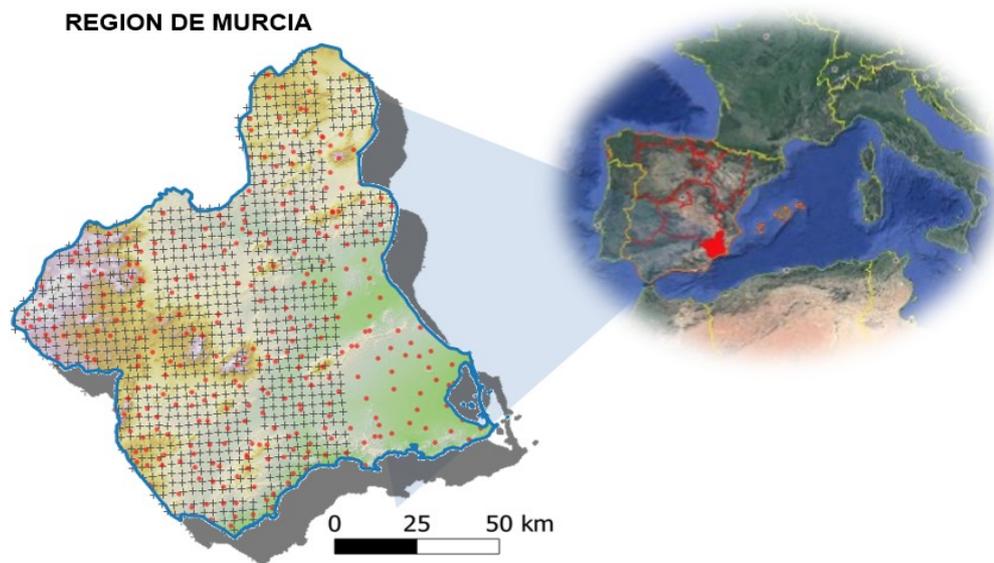


Figura 2. Distribución espacial de las muestras de suelo del Proyecto LUCDEME en la Región de Murcia (España). Los puntos rojos representan los 255 perfiles edáficos y el símbolo "+" representa 1100 capas arables (0-20 o 0-30 cm de profundidad)

La mayor parte de la Región de Murcia (70%) está influenciada por la actividad humana y ocupada por zonas de cultivo; aproximadamente el 20% está cubierto por matorrales y el 10% por pinares (dominando las masas de *Pinus halepensis* y en menor medida *Pinus nigra* y *Pinus pinaster*). La tipología de suelos está representada por suelos poco desarrollados con una gran variedad de patrones suelo-paisaje y gran presencia de suelos codominantes o asociados. Según el Sistema de Referencia Mundial de Suelos (WRB-IUSS, 2014), los suelos dominantes son: calcisoles (43%), leptosoles (23%), regosoles (17%) y fluvisoles (9%), seguidos de gipsisoles, solonchaks y kastanozemes (ALIAS Y ORTIZ, 1986).



Productos de SOC disponibles para el área de estudio

En este estudio, se incluyeron seis productos de SOC derivados de diferentes técnicas de DSM. Cuatro productos corresponden a enfoques globales y europeos; uno es un mapa nacional y el último es una estimación local de SOC para la Región de Murcia (Tabla 1). Estos productos proporcionan una o ambas variables de carbono orgánico del suelo. Estas son: la densidad o concentración de carbono orgánico del suelo (SOCc, % o g/kg) y el stock de carbono orgánico del suelo (SOCs, tC/ha). En la Figura 1 se puede observar los productos que proporcionan SOCc, SOCc o ambas variables.

A nivel global, se incluyeron los siguientes productos: (1) Carbono Orgánico Global del Suelo (GSOC, HIEDERER & KÖCHY, 2012), donde la densidad de SOC para el horizonte superficial (0 - 30 cm) y el subsuperficial (30 - 100 cm) se obtuvo utilizando información de la base de datos HWSD mediante modelos lineales generalizadas. (2) El sistema SoilGrids250m de WoSIS (SG; HENGL et al., 2017), estimado mediante técnicas estadísticas de *random forest-kriging* y una compilación global de datos de perfiles de suelo (WoSIS) combinado con variables ambientales.

A nivel europeo se incluyeron los siguientes productos. (3) Contenido de Carbono Orgánico en Horizontes Superficiales para Europa (OCTOP; JONES et al., 2004), que utiliza información de la 'European Soil Database' y combina reglas de pedo-transferencia detalladas y capas de datos espaciales continuas para generar un mapa digital de suelos mediante un enfoque de regresión kriging. (4) El mapa de Carbono Orgánico Superficial del Suelo en la UE-25 se basa en la base de datos Estadística del Marco de Uso/Cobertura del Suelo 2009 (LUCAS) (ocCont-LUCAS; DE BROGNIEZ et al., 2015), que utiliza un modelo de aditivo generalizado entre las mediciones de carbono orgánico de la encuesta LUCAS (variable dependiente) y las covariables ambientales seleccionadas. Se enmascararon las áreas urbanas, grandes cuerpos de agua y zonas por encima de 1000 m de altitud.

A nivel nacional, se incluye el (5) Stock del Carbono Orgánico del Suelo en España (SCSS, RODRÍGUEZ MARTÍN et al., 2016), que utiliza muestras de capas arables de 4401 ubicaciones e interpolación espacial mediante kriging ordinario para todo el territorio peninsular. Finalmente, a nivel local está el (6) Mapa de Carbono Orgánico del Suelo en la Región de Murcia (OCMRM, DURANTE et al., 2024), el cual predice el SOC utilizando datos locales históricos de suelos, covariables ambientales (incluidos índices de teledetección simples y/o multitemporales) y modelización DMS basada en el enfoque de '*quantil regresión forest*' (QRF) a una profundidad de 30 cm. Este último producto utilizó 255 perfiles edáficos, obtenidos de la base de datos del proyecto LUCDEME (de las siglas lucha contra la desertificación en el Mediterráneo).

Tabla 1. Descripción de los productos disponibles de carbono orgánico del suelo (SOC) para el área de estudio.

Acrónimo	Producto	Fuente edición	Fecha publicación	Base de datos	Resolución espacial	Datos	Unidades
PRODUCTOS GLOBALES							
GSOC	Carbono Orgánico Global del Suelo	JRC	2012	HWSDB	1 km	2 horizontes: 0-30 cm 30-100 m	tC/ha
SG	SoilGrids250m	ISRIC	2017	WoSIS	250 m	7 horizontes: 0-200 cm Capa arable: 0-30 cm	g/kg tC/ha
PRODUCTOS EUROPEOS							
OCTOP	Contenido de Carbono Orgánico en Horizontes Superficiales	JRC	2004	ESDB	1 km	Capa arable: 0-30 cm	%
ocCont (LUCAS)	Carbono Orgánico Superficial del Suelo	JRC	2014	LUCAS (Land Use/Cover)	500 m	Capa arable: 0-20 cm	g/kg
PRODUCTOS NACIONALES (España peninsular)							
SCSS	Stock del Carbono Orgánico del Suelo en España	INIA	2015	Base de datos nacional de capas arables	100 m	Capa arable: (0_30 cm)	% tC/ha
PRODUCTO LOCAL (Región de Murcia)							
OCMRM	Mapa del Carbono Orgánico del Suelo en la Región de Murcia	Agresta S.Coop.- Universidad de Almería	2024	LUCDEME	100 m	Capa arable: 0-30 cm	g/kg tC/ha

Para generar información comparable entre los productos disponibles utilizados, se obtuvieron las estimaciones respectivas de SOCc y/o SOCc para la zona de estudio y profundidad de 30 cm, excepto para el producto ocCont que solo tiene datos para los 20 cm superficiales. Para las estimaciones de SOCc en SG, ponderamos el promedio de las predicciones de carbono para dicho intervalo de profundidad (es decir, 0-30 cm), utilizando la regla trapezoidal para la integración de los valores (HENGL et al., 2017).

En la comparación de productos, se realizó primero una descripción cualitativa y una comparación cuantitativa de las estimaciones de SOC de los seis productos disponibles a 30 cm. Para evaluar la influencia de estas estimaciones asociadas a un área espacial amplia respecto de un área más pequeña, comparamos los productos disponibles en dos niveles diferentes del dominio espacial, denominados de aquí en adelante dominio espacial nacional (para España peninsular) y dominio espacial local (para la Región de Murcia). Los parámetros estadísticos de las variables SOCc y SOCc calculados para este primer nivel de comparación fueron: la suma (en GgC) para SOCc, y la media (en g/kg) para SOCc.

En una segunda fase, se validaron los productos con el fin de evaluar la precisión de sus estimaciones. Para tal fin se utilizó una base de datos local independiente de 255 perfiles edáficos para evaluar los productos de stock (SOCs) -excepto para el producto local OCMRM-SOCs, ya que estos datos fueron utilizados en su modelización-; y de 1100 capas arables ('topsoils') para los productos de concentración de carbono (SOCc). Para esta validación, las métricas estadísticas utilizadas fueron el coeficiente de determinación (R^2) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE) mediante el software estadístico R (paquetes 'graphics' y 'stats').

Esta base de datos local independiente se obtuvo del Proyecto LUCDEME,



generado entre los años 1986 y 2004 por el antiguo Ministerio de Medio Ambiente con el apoyo de la Dirección General de Medio Ambiente de la Región de Murcia (ALIAS Y ORTIZ, 1986). Esta base de datos histórica consiste en 255 perfiles edáficos representativos de las distintas tipologías de suelo para un rango altitudinal de 0-1700 m. Cada perfil contiene datos morfológicos y analíticos para cada horizonte (903 horizontes). Además, contiene muestras de 1100 capas arables (0-20/30 cm de profundidad) distribuidos en cuadrículas regulares de 3 x 3 km, excepto para el cuadrante sureste, en un rango altitudinal de 0-1950 m (Figura 2). Estas capas arables disponen de información completa de carbono orgánico, pero sin datos de densidad aparente ni fragmentos rocosos.

Como paso previo a la validación, los datos de la base local LUCDEME fueron revisados y armonizados siguiendo las directrices publicadas (DOBOS et al., 2010). Además, se generaron perfiles sintéticos de 0-30 cm de profundidad para los datos de SOCc y SOCc con el fin de adecuar los valores a los productos de referencia para su validación. La agregación de la profundidad de los horizontes edáficos se realizó utilizando técnicas *spline* de áreas equivalentes a través de la función *mass-preserving spline* ('mpspline') del paquete R 'gstat' (HENGL & MENDES DE JESUS, 2016; HEUVELINK, 1998; MALONE et al., 2009). Esta técnica se basa en el ajuste de una función continua para modelar la variabilidad del carbono a diferentes intervalos de profundidad (BISHOP et al., 1999). La estimación de SOCc en cada perfil de suelo se calculó como sigue:

$$SOCs (Kg \cdot m^2) = SOC (g/Kg) \cdot BD (Kg \cdot m^3) \cdot \left[1 - \left(\frac{CRFVOL}{100} \right) \right] \cdot HSIZE (cm)$$

donde BD es la densidad aparente, CRFVOL es el porcentaje de fragmentos rocosos (superiores a 2 mm de diámetro), y HSIZE es el grosor de los horizontes. Debido a la falta de algunos datos, BD se estimó mediante una función de pedotransferencia adaptada de un estudio regional (BARAHONA Y SANTOS, 1981).

4. Resultados

Comparación cuantitativa y cualitativa

Los datos de los productos disponibles de SOC fueron extraídos para dos dominios espaciales diferentes (nacional y local) y así poder evaluar la influencia de sus predicciones en áreas más pequeñas. Estos resultados mostraron diferencias sustanciales en las predicciones (Tabla 2).

Tabla 2. Comparación de los productos disponibles de concentración de carbono orgánico en el suelo (SOCc) y stock de carbono orgánico en el suelo (SOCs) en el dominio nacional (España) y local (Región de Murcia).

PRODUCTOS DISPONIBLES*			GSOC	SG	OTCOP	ocCont (LUCAS)	SCSS	OCMRM
Dominio espacial			(Global)	(Global)	(Europa)	(Europa)	(España)	(Murcia)
Nacional (España peninsular)	SOCs (GgC)	Sum	3.19·10 ⁶	5.07·10 ⁶	3.50·10 ⁶	1.89·10 ⁶	2.82·10 ⁶	-
	SOCc (g/kg)	Mean	-	26.62	22.71	24.38	25.89	-
Local (Murcia)	SOCs (GgC)	Sum	52,689.62	73,364.37	-	39,983.88	44,421.16	27,572
	SOCc (g/kg)	Mean	-	13.78	11.6	18.88	19.51	12.89

Las estimaciones de SOC_s derivadas de los productos disponibles aplicados en el dominio espacial nacional mostraron una gran diversidad en los valores de stock (coeficiente de variación CV = 0.35), con un rango de 1,892·10⁶ GgC (según el mapa LUCAS) hasta 5,068·10⁶ GgC (según el mapa SG), lo que representa una diferencia del 63%. En el dominio espacial local, los resultados mostraron diferencias muy similares que en el dominio nacional (CV = 0.32), con un rango de 27,572 Gg C a 73,364 Gg C (diferencia del 62%), según los mapas OCMRM y SG, respectivamente. Sin embargo, para los valores de densidad o concentración de carbono (SOC_c) se observaron patrones muy diferentes según el dominio espacial. Los valores permanecieron menos variables en el dominio nacional que en el dominio local (CV = 0.07 y CV = 0.21, respectivamente). El mapa OCTOP mostró el valor de concentración más bajo (22.71 g/kg en el dominio nacional y 11.6 g/kg en el dominio local) frente a los valores más altos en el mapa SG (26.62 g/kg) en el dominio nacional (diferencia bajo del 14%), y el mapa SCSS (19.51 g/kg) en el dominio local (diferencia del 40%). A la vista de estos resultados, a pesar de la alta variabilidad de los datos en el dominio espacial local, los valores de CV son menores en SOC_c que en los datos de SOC_s.

La comparación cualitativa de los mapas de los productos comparados a nivel local mostró diferentes patrones espaciales (Figura 3, Figura 4). En los mapas de SOC_c se observa una mayor similitud espacial en la distribución de los valores de carbono que en los mapas de SOC_s, especialmente en zona del noreste donde los valores son más altos. El producto SCSS mostró la distribución espacial menos detallada de SOC.

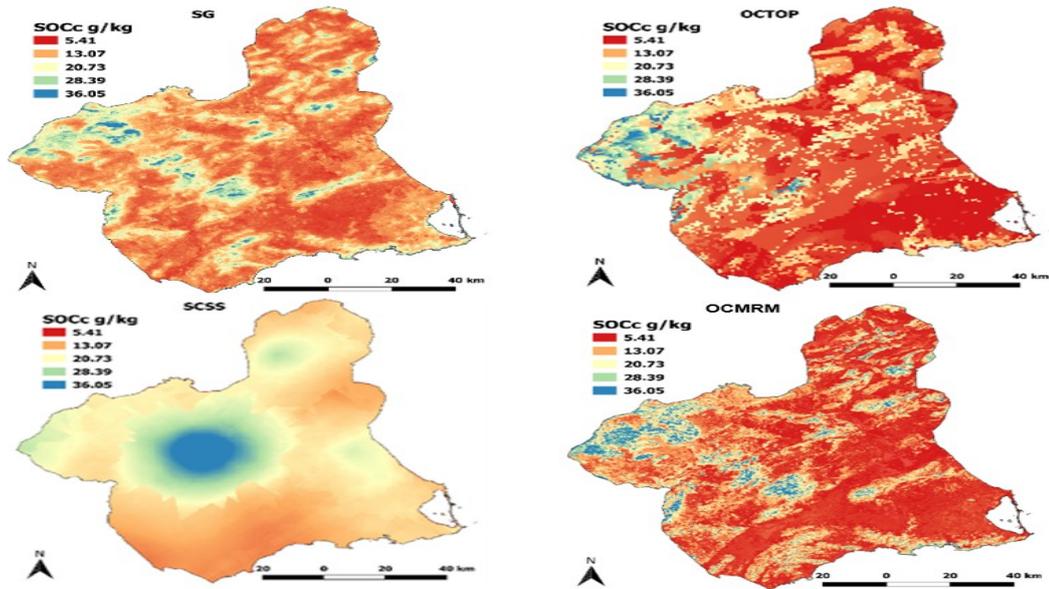


Figura 3. Predicciones de la concentración de carbono orgánico en el suelo (SOCc) para la Región de Murcia, que incluyen los mapas de SoilGrids250m (SG), Contenido de Carbono Orgánico en Horizontes Superficiales (OCTOP), Stock del Carbono Orgánico del Suelo en España (SCSS), y Mapa del Carbono Orgánico del Suelo en la Región de Murcia (OCMRM). La visualización de los datos fue ajustada al método acumulativo según el valor de corte del % de píxeles predeterminado (rango definido 2%-98%).

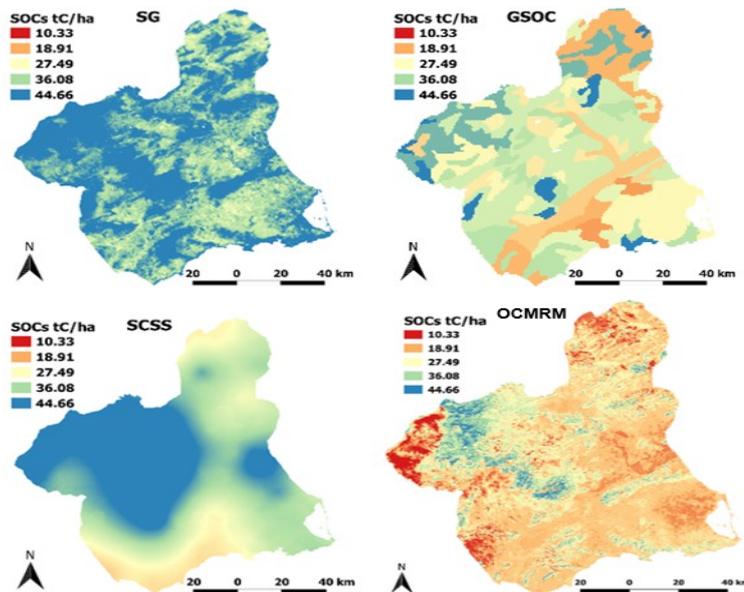


Figura 4. Predicciones de los stocks de carbono orgánico en el suelo (SOCs) para la Región de Murcia, que incluyen los mapas de SoilGrids250m (SG), Carbono Orgánico Global del Suelo Global (GSOC), Stock del Carbono Orgánico del Suelo en España (SCSS), y Mapa del Carbono Orgánico del Suelo en la Región de Murcia (OCMRM). La visualización de los datos fue ajustada al método acumulativo según el valor de corte del % de píxeles predeterminado (rango definido 2%-98%).



Validación externa

Los valores promedios de los perfiles edáficos de la base de datos local LUCDEME (ALIAS Y ORTIZ, 1986) mostró que la mayor parte del SOCc se encuentra en los horizontes superiores (0-30 cm) y disminuye con la profundidad del suelo. El SOCc promedio para la profundidad de 0-30 cm fue de 12.22 g/kg. El SOCc promedio fue de 26.71 kg/m² para los horizontes superiores (0-30 cm)

La validación independiente de los productos disponibles de SOC con los valores de la base de datos local reveló una menor correlación con los datos de SOCc que con los de SOCc (Tabla 3). El mejor ajuste entre los datos de los perfiles y los productos de SOCc correspondió al mapa SG con $R^2 = 0.06$ y RMSE = 25.73 GgC. Para el caso de los productos de SOCc, el mejor ajuste a los valores de capas arables correspondió al mapa local OCMRM con $R^2 = 0.408$ y RMSE = 10.86 GgC.

Tabla 3. Validación externa de los productos disponibles del carbono orgánico del suelo (SOC), para las variables de concentración (SOCs) y stock (SOCc), mediante los datos de la base de datos local LUCDEME (MurDB). De esta base de datos, se utilizaron 255 perfiles edáfico para los productos SOCc y 1100 capas arables ('topsoils') para los SOCc.

**Nota: Carbono Orgánico Global del Suelo Global (GSOC), SoilGrids250m (SG), Contenido de Carbono Orgánico en Horizontes Superficiales (OTCOP), Stock del Carbono Orgánico del Suelo en España (SCSS), y Mapa del Carbono Orgánico del Suelo en la Región de Murcia (OCMRM).*

PRODUCTOS DISPONIBLES*	SOCs		SOCc	
	R ²	RMSE (GgC)	R ²	RMSE (g/kg)
MurDB vs. SG (Global)	0.055	25.73	0.211	11.316
MurDB vs. GSOC (Global)	0.004·10 ⁻¹	20.88	-	-
MurDB vs. OCTOP (Europa)	-	-	0.167	12.74
MurDB vs. SCSS (España)	0.017	21.86	0.033	14.90
MurDB vs. OCMRM (Mur)	-	-	0.408	10.856

5. Discusión

Diferentes bases de datos de suelos, resoluciones espaciales y enfoques predictivos de la modelización espacial del SOC han dado lugar a diversas interpretaciones dentro del área de estudio, según se haga referencia a la variable de la concentración de carbono o del stock (es decir, SOCc o SOCc). Las



discrepancias en las estimaciones de SOC fueron mucho mayores que en SOC entre los productos analizados. Así mismo, los valores de los ajustes de SOC en la validación externa resultaron mucho menos precisos que para los productos de SOC. Esto probablemente se deba a la ausencia generalizada en la mayoría de las bases de datos de suelos de parámetros clave como la densidad aparente y el contenido de fragmentos rocosos (> 2 mm), esenciales para calcular las SOC. Estas variables esenciales a menudo se derivan de funciones de pedotransferencia o extrapolación (JALABERT et al., 2010), lo que introduce sesgos adicionales y errores sistemáticos en los cálculos de SOC (DURANTE et al., 2020; POEPLAU et al., 2017). Por lo tanto, respaldamos la recomendación de incluir información sobre densidad aparente y fragmentos rocosos en futuros inventarios de suelos o recuperarla de bases de datos existentes (HENDRIKS et al., 2019).

Respecto a la comparación entre diferentes dominios y resoluciones espaciales, no se observó un patrón claro entre los productos. Aunque se observa cierta tendencia, nuestros resultados no muestran de una forma contundente la hipótesis de que los productos locales y de mayor resolución espacial describen mejor la información del SOC a nivel local: los mapas de SOC del SG (dominio global, resolución espacial de 250 m) y el OCMRM (dominio local, resolución espacial de 90 m) presentaron las estimaciones más similares (g/kg) y un equilibrio en los criterios de validación (R^2 y RMSE) en la validación externa con la base de datos local. Sin embargo, las estimaciones del mapa SG se extrapolaron a partir de información global, ya que ninguna de las 43 muestras de suelo utilizadas en la predicción del SG para la península ibérica correspondió con nuestra área de estudio. Ambos mapas se modelaron utilizando técnicas de aprendizaje automático similares, así como variables ambientales derivadas de datos de teledetección. Además, para el mapa OCMRM se integraron datos climáticos, de cobertura del suelo, tipos de suelo y morfología del terreno más locales. Por lo tanto, nuestros resultados sugieren que aplicar enfoques de aprendizaje automático o *machine learning* combinados con índices de teledetección simples y/o multitemporales puede mejorar las predicciones de la distribución espacial del SOC. No obstante, resaltamos la necesidad de un equilibrio entre los datos de entrenamiento de los modelos estadísticos, las técnicas de predicción espacial y las covariables (FATHOLOLOUMI et al., 2020; LEMERCIER et al., 2022; LIANG et al., 2020; SCHILLACI et al., 2017).

Así mismo, enfatizamos también la necesidad de aumentar la información edáfica en regiones con puntos de muestreo escasos, para evitar aumentar la incertidumbre en los modelos predictivos y reducir el sesgo espacial de la información (STELL et al., 2021). Esto se pone de manifiesto en nuestros resultados con la sobreestimación en los valores del SOC del mapa SG en comparación con el resto de productos (HAN et al., 2022). Estas observaciones confirman la necesidad de reevaluar las estimaciones de SOC, especialmente para el stock (SOC), a nivel local para comprender mejor el efecto de los diferentes criterios metodológicos en la estimación de la variabilidad espacial del SOC.

6. Conclusiones



Los productos de stock (SOCs) frente a los productos de densidad o concentración de carbono (SOCc) presentaron marcadas discrepancias en sus valores, independientemente del dominio espacial considerado ($CV = 0.35$ y $CV = 0.32$ a nivel nacional y local, respectivamente) y menor ajuste en la validación externa ($R^2 = 0.06$ y $RMSE = 25.73$ GgC). Postulamos que estas diferencias se deben probablemente a la frecuente ausencia en las bases de datos de información de parámetros edáficos clave, como la densidad aparente y los fragmentos rocosos. Observamos que las predicciones de SOCc son menos sensibles a la falta de estos parámetros clave, lo que sugiere que estas predicciones podrían ser más relevantes para apoyar políticas ambientales relacionadas con la gestión forestal del carbono en suelos.

Las predicciones espaciales que capturan mejor la variación espacial del SOC se generaron con datos históricos edáficos locales, covariables ambientales (incluidos índices de teledetección) y técnicas de modelización de DMS con enfoques de aprendizaje automático. Seguir estas pautas en la generación de información de mapas de SOC mejora su representación espacial y la evaluación de este recurso, esencial para adaptar las estrategias frente al cambio climático.

7. Agradecimientos

Los autores expresan su agradecimiento al Centro Informático Científico de Andalucía (CICA) por el acceso a las instalaciones computacionales.

PD recibió apoyo para este estudio mediante una beca predoctoral [DI-15-08093] otorgada en el marco del "Programa Nacional de Promoción del Talento y su Empleabilidad" del Ministerio de Economía, Industria y Competitividad, parcialmente financiado por el Fondo Social Europeo (FSE) de la Comisión Europea.

8. Bibliografía

ALBALADEJO, J.; MARTINEZ-MENA, M.; ALMAGRO, M.; RUIZ-NAVARRO, A.; ORTIZ, R.; 2009. Factores de control en la dinámica del Carbono Orgánico de los suelos de la Región de Murcia. *Advances in Studies on Desertification*, Murcia.

ALIAS, L.; ORTIZ, R.; 1986. Memorias y mapas de suelos de las hojas del MTN a escala 1:100.000. Proyecto LUCDEME. Ministerio de Medio Ambiente-ICONA.

ARROUAYS, D.; MCBRATNEY, A.; BOUMA, J.; LIBOHOVA, Z.; RICHER-DE-FORGES, A. C.; MORGAN, C. L. S.; ROUDIER, P.; POGGIO, L.; & MULDER, V. L.; 2020. Impressions of digital soil maps: The good, the not so good, and making them ever better. *Geoderma Reg.*; 20, e00255. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00255>



ARROUAYS, D.; MCKENZIE, N.; HEMPEL, J.; RICHER DE FORGES, A. C.; & MCBRATNEY, A. (Eds.); 2014. Basis of the global spatial soil information system. Taylor & Francis Group. 868. London

BARAHONA, E.; & SANTOS, F.; 1981. Estudios de correlación y regresión de diversos parámetros analíticos de 52 perfiles de suelos del sector Montiel-Alcaraz-Bienservida (Ciudad Real-Albacete). *Anales de Edafología y Agrobiología*, 40 (5-6), 761–773.

BISHOP, T. F. A.; MCBRATNEY, A. B.; & LASLETT, G. M.; 1999. Modeling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*, 911–2, 27–45. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(9900003-8](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(9900003-8)

BRUS, D. J.; KEMPEN, B.; & HEUVELINK, G. B. M.; 2011. Sampling for validation of digital soil maps. *Eur. J. Soil Sci.*; 62 3, 394–407. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2011.01364.x>

CASH, D. W.; & MOSER, S. C. S. C.; 2000. Linking global and local scales: designing dynamic assessment and management processes. *Glob. Environ. Change* 102, 109–120. [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(0000017-0](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(0000017-0)

CHEN, S.; ARROUAYS, D.; LEATITIA MULDER, V.; POGGIO, L.; MINASNY, B.; ROUDIER, P.; LIBOHOVA, Z.; LAGACHERIE, P.; SHI, Z.; HANNAM, J.; MEERSMANS, J.; RICHER-DE-FORGES, A. C.; & WALTER, C.; 2022. Digital mapping of GlobalSoilMap soil properties at a broad scale: A review. *Geoderma*, 409, 115567. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115567>

CONANT, R. T.; RYAN, M. G.; ÅGREN, G. I.; BIRGE, H. E.; DAVIDSON, E. A.; ELIASSON, P. E.; EVANS, S. E.; FREY, S. D.; GIARDINA, C. P.; HOPKINS, F. M.; HYVÖNEN, R.; KIRSCHBAUM, M. U. F.; LAVALLEE, J. M.; LEIFELD, J.; PARTON, W. J.; MEGAN STEINWEG, J.; WALLENSTEIN, M. D.; MARTIN WETTERSTEDT, J. Å.; & BRADFORD, M. A.; 2011. Temperature and soil organic matter decomposition rates - synthesis of current knowledge and a way forward. *Glob. Change Biol.* 1711, 3392–3404. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02496.x>

DE BROGNIEZ, D.; BALLABIO, C.; STEVENS, A.; JONES, R. J. A. A.; MONTANARELLA, L.; & VAN WESEMAEL, B. 2015. A map of the topsoil organic carbon content of Europe generated by a generalized additive model. *Eur. J. Soil Sci.* 661, 121–134. <https://doi.org/10.1111/ejss.12193>

DOBOS, E.; BIALKÓ, T.; MICHELI, E.; & KOBZA, J.; 2010. Legacy Soil Data Harmonization and Database Development. In *Digital Soil Mapping*. Springer Netherlands. 309–323. Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8863-5_25



DURANTE, P.; GUEVARA, M.; VARGAS, R.; ALGEET, N.; & OYONARTE, C.; 2020. Uncertainties in estimating the soil carbon sequestration service. EGU General Assembly Conference Abstracts, 18408.

DURANTE, P.; MARTÍN-ALCÓN, S.; GIL-TENA, A.; ALGEET, N.; TOMÉ, J.; RECUERO, L.; PALACIOS-ORUETA, A.; & OYONARTE, C.; 2019. Improving Aboveground Forest Biomass Maps: From High-Resolution to National Scale. *Remote Sens.*; 11 7, 795. <https://doi.org/10.3390/rs11070795>

FATHOLOLOUMI, S.; VAEZI, A. R.; ALAVIPANAH, S. K.; GHORBANI, A.; SAURETTE, D.; & BISWAS, A.; 2020. Improved digital soil mapping with multitemporal remotely sensed satellite data fusion: A case study in Iran. *Sci. Total Environ.* 721, 137703. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137703>

FILIPPI, P.; CATTLE, S. R.; PRINGLE, M. J.; & BISHOP, T. F. A.; 2021. Space-time monitoring of soil organic carbon content across a semi-arid region of Australia. *Geoderma Reg.* 24, e00367. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2021.e00367>

GUEVARA, M.; OLMEDO, G. F.; STELL, E.; YIGINI, Y.; AGUILAR DUARTE, Y.; ARELLANO HERNÁNDEZ, C.; ARÉVALO, G. E.; ARROYO-CRUZ, C. E.; BOLIVAR, A.; BUNNING, S.; BUSTAMANTE CAÑAS, N.; CRUZ-GAISTARDO, C. O.; DAVILA, F.; DELL ACQUA, M.; ENCINA, A.; FIGUEREDO TACONA, H.; FONTES, F.; HERNÁNDEZ HERRERA, J. A.; IBELLES NAVARRO, VARGAS, R. 2018. No silver bullet for digital soil mapping: country-specific soil organic carbon estimates across Latin America. *Soil*, 4 3, 173–193. <https://doi.org/10.5194/soil-4-173-2018>

HAN, S. Y.; FILIPPI, P.; SINGH, K.; WHELAN, B. M.; & BISHOP, T. F. A.; 2022. Assessment of global, national and regional-level digital soil mapping products at different spatial supports. *Eur. J. Soil Sci.*; 73 5. <https://doi.org/10.1111/ejss.13300>

HENDRIKS, C. M. J.; STOOBVOGEL, J. J.; LUTZ, F.; & CLAESSENS, L.; 2019. When can legacy soil data be used, and when should new data be collected instead? *Geoderma*, 348, 181–188.

HENGL, T.; & MENDES DE JESUS, J. 2016. Understanding world soils: Machine Learning as a framework for analyzing global soil-landscape relationships. ISRIC - World Soil Information. Wageningen

HENGL, T.; MENDES DE JESUS, J.; HEUVELINK, G. B. M.; RUIPEREZ GONZALEZ, M.; KILIBARDA, M.; BLAGOTIĆ, A.; SHANGGUAN, W.; WRIGHT, M. N.; GENG, X.; BAUER-MARSCHALLINGER, B.; GUEVARA, M. A.; VARGAS, R.; MACMILLAN, R. A.; BATJES, N. H.; LEENAARS, J. G. B.; RIBEIRO, E.; WHEELER, I.; MANTEL, S.; & KEMPEN, B.; 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on



machine learning. PLOS ONE, 122, e0169748.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169748>

HEUVELINK, G. B. M.; 1998. Uncertainty analysis in environmental modelling under a change of spatial scale. In *Soil and Water Quality at Different Scales*. Springer Netherlands. 255–264. Dordrecht https://doi.org/10.1007/978-94-017-3021-1_24

HIEDERER, R.; & KÖCHY, M.; 2012. Global soil organic carbon estimates and the harmonized world soil database. In *JRC Scientific and Technical Reports*. 79. Luxembourg.

JALABERT, S. S. M.; MARTIN, M. P.; RENAUD, J. P.; BOULONNE, L.; JOLIVET, C.; MONTANARELLA, L.; & ARROUAYS, D. 2010. Estimating forest soil bulk density using boosted regression modelling. *Soil Use Manag.*; 26 4, 516–528. <https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2010.00305.x>

JOBBÁGY, E. G.; JACKSON, R. B.; PROCESSES, B.; & CHANGE, G. 2000. The vertical distribution of soil organic carbon and its relation to climate and vegetation. *Ecol. Appl.*; 102, 423–436. [https://doi.org/https://doi.org/10.1890/1051-07612000010\[0423:TVDOSO\]2.0.CO;2](https://doi.org/https://doi.org/10.1890/1051-07612000010[0423:TVDOSO]2.0.CO;2)

JONES, R. J. A.; HIEDERER, R.; RUSCO, E.; LOVELAND, P. J.; & MONTANARELLA, L.; 2004. The map of organic carbon in topsoils in Europe. *Eur. J. Soil Sci.*; 56 5, 655–671.

KIBBLEWHITE, M. G.; JONES, R. J. A.; MONTANARELLA, L.; BARITZ, R.; HUBER, S.; ARROUAYS, D.; MICHELI, E.; & STEPHENS, M.; 2008. Environmental Assessment of Soil for Monitoring Volume VI: Soil Monitoring System for Europe. In *JRC Scientific and Technical Reports: Vol. EUR 23490*. 72 <https://doi.org/10.2788/95007>

KRAVCHENKO, A.; & BULLOCK, D. G.; 1999. A Comparative Study of Interpolation Methods for Mapping Soil Properties. *Agron. J.*; 91 3, 393–400. <https://doi.org/10.2134/agronj1999.00021962009100030007x>

LEMERCIER, B.; LAGACHERIE, P.; AMELIN, J.; SAUTER, J.; PICHELIN, P.; RICHER-DE-FORGES, A. C.; & ARROUAYS, D.; 2022. Multiscale evaluations of global, national and regional digital soil mapping products in France. *Geoderma*, 425, 116052. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.116052>

LIANG, P.; QIN, C.-Z.; ZHU, A.-X.; HOU, Z.-W.; FAN, N.-Q.; WANG, Y.-J.; PENG, L.; CHENG ZHI, Q.; XING, Z. A.; ZHI WEI, H.; NAI QING, F.; & YI JIE, W. 2020. A case-based method of selecting covariates for digital soil mapping. *J. Integr. Agric.*; 19 8, 2127–2136. <https://doi.org/10.1016/S2095-31191962857-1>



MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B.; MINASNY, B.; & LASLETT, G. M. 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma*, 1541–2, 138–152. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.10.007>

MANNING, P.; DE VRIES, F. T.; TALLOWIN, J. R. B.; SMITH, R.; MORTIMER, S. R.; PILGRIM, E. S.; HARRISON, K. A.; WRIGHT, D. G.; QUIRK, H.; BENSON, J.; SHIPLEY, B.; CORNELISSEN, J. H. C.; KATTGE, J.; BÖNISCH, G.; WIRTH, C.; & BARDGETT, R. D.; 2015. Simple measures of climate, soil properties and plant traits predict national-scale grassland soil carbon stocks. *J. Appl. Ecol.*; 52 5, 1188–1196. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12478>

MCBRATNEY, A. B. B.; MENDONÇA SANTOS, M. L. L.; & MINASNY, B.; 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 1171–2, 3–52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(0300223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(0300223-4)

MINASNY, B.; MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B.; ANGERS, D. A.; ARROUAYS, D.; CHAMBERS, A.; CHAPLOT, V.; CHEN, Z.-S.; CHENG, K.; DAS, B. S.; FIELD, D. J.; GIMONA, A.; HEDLEY, C. B.; HONG, S. Y.; MANDAL, B.; MARCHANT, B. P.; MARTIN, M.; MCCONKEY, B. G.; MULDER, V. L.; WINOWIECKI, L.; 2017. Soil carbon 4 per mille. *Geoderma*, 292, 59–86. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.01.002>

MONI, C.; RUMPEL, C.; VIRTO, I.; CHABBI, A.; & CHENU, C.; 2010. Relative importance of sorption versus aggregation for organic matter storage in subsoil horizons of two contrasting soils. *Eur. J. Soil Sci.*; 61 6, 958–969. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2010.01307.x>

OMRAN, E.-S. E.; 2012. Improving the Prediction Accuracy of Soil Mapping through Geostatistics. *Int. J. Geosc.*; 03, 574–590. <https://doi.org/10.4236/ijg.2012.33058>

PARLAMENTO EUROPEO; 2024. Informe sobre la propuesta de Directiva del Parlamento Europeo y del Consejo relativa a la vigilancia y la resiliencia del suelo (Ley de vigilancia del suelo). *Diario Oficial de la Unión Europea*. <https://data.consilium.europa.eu/doc/document/ST-11299-2024-INIT/es/pdf>

PECL, G. T.; ARAÚJO, M. B.; BELL, J. D.; BLANCHARD, J.; BONEBRAKE, T. C.; CHEN, I.-C.; CLARK, T. D.; COLWELL, R. K.; DANIELSEN, F.; EVENGÅRD, B.; FALCONI, L.; FERRIER, S.; FRUSHER, S.; GARCIA, R. A.; GRIFFIS, R. B.; HOBDA, A. J.; JANION-SCHEEPERS, C.; JARZYNA, M. A.; JENNINGS, S.; WILLIAMS, S. E.; 2017. Biodiversity redistribution under climate change: Impacts on ecosystems and human well-being. *Science*, 355 6332, eaai9214. <https://doi.org/10.1126/science.aai9214>

POEPLAU, C.; VOS, C.; & DON, A.; 2017. Soil organic carbon stocks are systematically overestimated by misuse of the parameters bulk density and rock fragment



content. *Soil*, 31, 61–66. <https://doi.org/10.5194/soil-3-61-2017>

RICHER-DE-FORGES, A. C.; ARROUAYS, D.; BARDY, M.; BISPO, A.; LAGACHERIE, P.; LAROCHE, B.; LEMERCIER, B.; SAUTER, J.; & VOLTZ, M.; 2019. Mapping of Soils and Land-Related Environmental Attributes in France: Analysis of End-Users' Needs. *Sustain.*; 11 10, 2940. <https://doi.org/10.3390/su11102940>

ROBINSON, T. P.; & METTERNICHT, G.: 2006. Testing the performance of spatial interpolation techniques for mapping soil properties. *Comput. Electron. Agric.*; 502, 97–108. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2005.07.003>

RODRÍGUEZ MARTÍN, J. A.; ÁLVARO-FUENTES, J.; GONZALO, J.; GIL, C.; RAMOS-MIRAS, J. J.; GRAU CORBÍ, J. M.; & BOLUDA, R.; 2016. Assessment of the soil organic carbon stock in Spain. *Geoderma*, 264, 117–125. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.10.010>

SAVIN, I. YU.; ZHOGOLEV, A. V.; & PRUDNIKOVA, E. YU.; 2019. Modern Trends and Problems of Soil Mapping. *Eurasian Soil Sci.*; 52 5, 471–480. <https://doi.org/10.1134/S1064229319050107>

SCHILLACI, C.; ACUTIS, M.; LOMBARDO, L.; LIPANI, A.; FANTAPPIÈ, M.; MÄRKER, M.; & SAIA, S.; 2017. Spatio-temporal topsoil organic carbon mapping of a semi-arid Mediterranean region: The role of land use, soil texture, topographic indices and the influence of Remote Sens. data to modelling. *Sci. Total Environ.*; 601–602, 821–832. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.05.239>

SEARLE, R.; MCBRATNEY, A.; GRUNDY, M.; KIDD, D.; MALONE, B.; ARROUAYS, D.; STOCKMAN, U.; ZUND, P.; WILSON, P.; WILFORD, J.; VAN GOOL, D.; TRIANTAFILIS, J.; THOMAS, M.; STOWER, L.; SLATER, B.; ROBINSON, N.; RINGROSE-VOASE, A.; PADARIAN, J.; PAYNE, J.; ANDREWS, K.; 2021. Digital soil mapping and assessment for Australia and beyond: A propitious future. *Geoderma Reg.*; 24, e00359. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2021.e00359>

SHANGGUAN, W.; HENGL, T.; MENDES DE JESUS, J.; YUAN, H.; & DAI, Y. 2017. Mapping the global depth to bedrock for land surface modeling. *J. Adv. Model. Earth Syst.*; 91, 65–88. <https://doi.org/10.1002/2016MS000686>

SMITH, P.; SOUSSANA, J. F.; ANGERS, D.; SCHIPPER, L.; CHENU, C.; RASSE, D. P.; BATJES, N. H.; EGMOND, F.; MCNEILL, S.; KUHNERT, M.; ARIAS-NAVARRO, C.; OLESEN, J. E.; CHIRINDA, N.; FORNARA, D.; WOLLENBERG, E.; ÁLVARO-FUENTES, J.; SANZ-COBENA, A.; KLUMPP, K.; VAN EGMOND, F.; ... KLUMPP, K.; 2020. How to measure, report and verify soil carbon change to realize the potential of soil carbon sequestration for atmospheric greenhouse gas removal. *Glob. Change Biol.*; 261, 219–241. <https://doi.org/10.1111/gcb.14815>



STELL, E.; WARNER, D.; JIAN, J.; BOND-LAMBERTY, B.; & VARGAS, R.; 2021. Spatial biases of information influence global estimates of soil respiration: How can we improve global predictions? *Glob. Change Biol.*; 2716, 3923–3938. <https://doi.org/10.1111/gcb.15666>

THOMPSON, J. A.; PENA-YEWTUKHIW, E. M.; & GROVE, J. H.; 2006. Soil-landscape modeling across a physiographic region: Topographic patterns and model transportability. *Geoderma*, 1331–2, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.03.037>

TRNKA, M.; OLENSSEN, J. E.; KERSEBAUM, K. C.; SKJELVAG, A. O.; EITZINGER, J.; SEGUIN, B.; PELTONEN-SAINIO, P.; RÖTTER, R.; IGLESIAS, A.; ORLANDINI, S.; DUBROVSKÝ, M.; HLAVINKA, P.; BALEK, J.; ECKERSTEN, H.; CLOPPET, E.; CALANCA, P.; GOBIN, A.; VUCETIC, V.; NEJEDLIK, P.; ŽALUD, Z.; 2011. Agroclimatic conditions in Europe under climate change. *Glob. Change Biol.*; 17 7, 2298–2318. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02396.x>

VARGAS, R.; ALCARAZ-SEGURA, D.; BIRDSEY, R.; BRUNSELL, N. A.; CRUZ-GAISTARDO, C. O.; DE JONG, B.; ETCHEVERS, J.; GUEVARA, M.; HAYES, D. J.; JOHNSON, K.; LOESCHER, H. W.; PAZ, F.; RYU, Y.; SANCHEZ-MEJIA, Z.; & TOLEDO-GUTIERREZ, K. P.; 2017. Enhancing interoperability to facilitate implementation of REDD+: case study of Mexico. *Carbon Manag.*; 81, 57–65. <https://doi.org/10.1080/17583004.2017.1285177>

VARGAS-ROJAS, R.; CUEVAS-CORONA, R.; YIGINI, Y.; TONG, Y.; BAZZA, Z.; & WIESE, L. 2019. Unlocking the Potential of Soil Organic Carbon: A Feasible Way Forward. In *International Yearbook of Soil Law and Policy*. 373–395. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-00758-4_18

VITHARANA, U. W. A.; MISHRA, U.; & MAPA, R. B.; 2019. National soil organic carbon estimates can improve global estimates. *Geoderma*, 337, 55–64. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.005>

WANG, B.; WATERS, C.; ORGILL, S.; GRAY, J.; COWIE, A.; CLARK, A.; & LIU, D. L.; 2018. High resolution mapping of soil organic carbon stocks using Remote Sens. variables in the semi-arid rangelands of eastern Australia. *Sci. Total Environ.*; 630, 367–378. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.02.204>

WIESMEIER, M.; URBANSKI, L.; HOBLEY, E.; LANG, B.; VON LÜTZOW, M.; MARIN-SPIOTTA, E.; VAN WESEMAEL, B.; RABOT, E.; LIEß, M.; GARCIA-FRANCO, N.; WOLLSCHLÄGER, U.; VOGEL, H.-J.; & KÖGEL-KNABNER, I.; 2019. Soil organic carbon storage as a key function of soils - A review of drivers and indicators at various scales. *Geoderma*, 333, 149–162. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.026>



WILLAARTS, B. A.; OYONARTE, C.; MUÑOZ-ROJAS, M.; IBÁÑEZ, J. J.; & AGUILERA, P. A.; 2016. Environmental Factors Controlling Soil Organic Carbon Stocks in Two Contrasting Mediterranean Climatic Areas of Southern Spain. *Land Degrad. Dev.*; 27 3, 603–611. <https://doi.org/10.1002/ldr.2417>

WRB-IUSS.; 2014. World Reference Base for Soil Resources. 2014. In *International Soil Classification System for Naming Soils and Creating Legends for Soil Maps*. FAO. Springer

XIONG, X.; GRUNWALD, S.; CORSTANJE, R.; YU, C.; & BLIZNYUK, N.; 2016. Scale-dependent variability of soil organic carbon coupled to land use and land cover. *Soil Tillage Res.* 160, 101–109. <https://doi.org/10.1016/j.still.2016.03.001>

YIGINI, Y.; OLMEDO, G. F.; REITER, S.; BARITZ, R.; VIATKIN, K.; & VARGAS, R.; 2018. *Soil organic carbon mapping: Cookbook 2nd Edition*. FAO. 220. Rome.

ZHOU, T.; GENG, Y.; LV, W.; XIAO, S.; ZHANG, P.; XU, X.; CHEN, J.; WU, Z.; PAN, J.; SI, B.; & LAUSCH, A.; 2023. Effects of optical and radar satellite observations within Google Earth Engine on soil organic carbon prediction models in Spain. *J. Environ. Manag.*; 338, 117810. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117810>.