

3
4 **Pérdida de carbono orgánico del suelo en sistemas agrícolas de México por**
5 **cambio climático**

6
7 Leticia Citlaly López-Teloxa*

8 Alejandro Ismael Monterroso-Rivas

9
10 Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco km 38.5, Chapingo, Texcoco, Estado
11 de México, C. P. 56230, México.

12
13 *Autor para correspondencia: al2300036p@chapingo.mx

14
15 **Resumen**

16 El carbono orgánico del suelo (COS) es clave en la salud de los ecosistemas, ya que influye en las
17 propiedades físicas, químicas y microbiológicas del suelo, como la retención de agua, la fertilidad
18 y la diversidad del microbioma. La modelación del COS, mediante aprendizaje automático y
19 teledetección, permite predecir cómo las prácticas agrícolas y el cambio climático afectan su
20 almacenamiento. El objetivo de este estudio fue modelar y proyectar las variaciones en las reservas
21 de COS en suelos agrícolas de temporal y riego en México, bajo condiciones actuales y escenarios
22 futuros de cambio climático. Para ello, se desarrollaron modelos que relacionan el COS con
23 variables como el índice de Lang (precipitación y temperatura), altitud, pendiente, densidad
24 aparente, clase textural y profundidad del suelo. Los modelos capturaron las características del
25 relieve del terreno y su relación con el tipo de agricultura y los contenidos de COS en los suelos.
26 Los mayores contenidos de COS se encontraron bajo agricultura de riego. Sin embargo, ante el

27 cambio climático, se prevén disminuciones en el COS de hasta 7 %, así como incrementos de
28 temperatura de hasta 6 °C y aumentos de precipitación del 12 %. La disminución del COS podría
29 agravar las emisiones de gases de efecto invernadero y reducir la capacidad del suelo para
30 almacenar carbono. El estudio destaca la importancia de implementar prácticas de manejo
31 sostenible y fomentar investigaciones multidisciplinarias que permitan mitigar los efectos
32 adversos. Además, demuestra que es posible simular el comportamiento del COS y generar
33 modelos útiles para evaluar escenarios y apoyar la toma de decisiones.

34 **Palabras clave:** reservas de COS, variabilidad climática, agricultura, modelado espacial,
35 degradación, disminución del COS.

36
37 **Recibido:** 2/10/2024

38 **Aceptado:** 14/11/2024

39

40

41

Introducción

42

43

44 El carbono orgánico del suelo (COS) es clave para la sostenibilidad agrícola, y su modelación
45 representa una herramienta clave para comprender el ciclo del carbono en los sistemas agrícolas y
46 evaluar su impacto en la sostenibilidad ambiental (Dionizio et al., 2020). El COS desempeña un
47 papel crucial en la productividad del suelo, ya que mejora la estructura del suelo, promueve la
48 retención de agua y nutrientes, y potencia la actividad microbiana (Meena et al., 2024). A nivel
49 global, la agricultura se ha identificado como una de las actividades con mayor influencia en la
50 pérdida de COS, debido a prácticas intensivas como el arado, la deforestación y el uso excesivo de
51 fertilizantes químicos (Canaza et al., 2023; Lal, 2004). Por ello, contar con predicciones precisas
52 sobre las dinámicas del COS de suelos agrícolas resulta crucial para diseñar estrategias de manejo
53 que permitan mitigar el cambio climático y mejorar la resiliencia de los ecosistemas agrícolas (Paz
54 et al., 2016; Smith & Olesen, 2010).

55 En los últimos años, el desarrollo de modelos predictivos del COS ha ganado relevancia debido a
56 la necesidad de evaluar el impacto de las prácticas agrícolas sobre la capacidad de los suelos para
57 secuestrar carbono (Guo et al., 2023; Mundada et al., 2024). Estos modelos integran variables
58 clave, como la textura y el uso del suelo, las prácticas de manejo y las condiciones climáticas, y
59 permiten generar escenarios sobre el almacenamiento de carbono a corto y largo plazo (Paz et al.,
60 2016). La modelación también permite identificar áreas de riesgo, donde el carbono almacenado
61 en el suelo se podría perder más rápidamente, lo cual ayudaría a priorizar las intervenciones de
62 conservación en tierras agrícolas vulnerables (Vannier et al., 2022).

63 Los avances en las técnicas de aprendizaje automático y teledetección han permitido mejorar la
64 precisión de los modelos de COS (Zayani et al., 2023). En particular, herramientas como el análisis
65 espectral, la integración de datos satelitales y la aplicación de algoritmos de *machine learning*
66 (como los bosques aleatorios y las redes neuronales artificiales) han sido exitosas para predecir los
67 cambios en el COS a diferentes escalas espaciales (Hateffard et al., 2023). Estas técnicas mejoran
68 la precisión en la estimación del contenido de carbono en los suelos, y facilitan la evaluación del
69 impacto del cambio climático y de las prácticas agrícolas a nivel global (Abdoli et al., 2023).

70 Comprender y modelar el impacto de las prácticas agrícolas en el COS es fundamental para
71 desarrollar políticas agrícolas sostenibles. El objetivo de este estudio fue modelar y proyectar las
72 variaciones en las reservas de COS en suelos agrícolas de temporal y riego en México bajo
73 condiciones actuales y escenarios futuros de cambio climático. La hipótesis central es que los
74 cambios futuros en temperatura y precipitación provocarán alteraciones significativas en las
75 condiciones ambientales, afectando de manera notable las reservas de COS. Este trabajo contribuye
76 a la comprensión de los patrones de almacenamiento de carbono en los suelos mexicanos y resalta
77 la importancia de integrar variables fisiográficas y climáticas en los modelos predictivos del COS.

78

79

80

Materiales y métodos

81

82

83 La proyección de COS bajo diferentes escenarios de cambio climático se realizó en dos etapas: 1)
84 delimitación de regiones agrícolas y 2) modelación y cálculo del COS en periodo base y escenarios
85 de cambio climático.

86

87

88 **Delimitación de las regiones agrícolas en México**

89

90

91 La delimitación de las regiones agrícolas en México se realizó mediante la integración de la
92 fisiografía del territorio y los principales sistemas agrícolas del país. La fisiografía de México se
93 divide en quince provincias, y está delimitada a escala de 1:250,000 (Instituto Nacional de
94 Estadística y Geografía [INEGI], 2001). Por su parte, los sistemas agrícolas se definieron a partir
95 del mapa de uso del suelo y vegetación correspondiente al año 2016, también a escala 1:250,000
96 (INEGI, 2021). Este mapa se procesó y clasificó para identificar áreas agrícolas, las cuales se
97 dividieron en sistemas de temporal y de riego de acuerdo con el criterio de la Convención de las
98 Naciones Unidas de Lucha contra la Desertificación (UNCCD), aplicado en México por la
99 Comisión Nacional de Zonas Áridas-Universidad Autónoma Chapingo (CONAZA-UACH, 2023).

100 Para integrar la información, se utilizó la herramienta ArcMap 10.8.1 (ESRI, 2020) y se aplicó una
101 intersección espacial entre el mapa de fisiografía y el mapa clasificado de sistemas agrícolas. Este
102 procedimiento permitió generar una capa que identificó 30 regiones agrícolas por provincia
103 fisiográfica y tipo de sistema (temporal o de riego).

104

105

106 **Análisis y procesamiento de datos espaciales**

107

108

109 Con el fin de garantizar la uniformidad en los mapas generados, se utilizó una cuadrícula regular
110 compuesta por polígonos de $1\ 000 \times 1\ 000$ m. Este enfoque resultó en 325 166 unidades espaciales,
111 las cuales abarcan toda el área agrícola del país. Para la construcción de la base de datos, se extrajo
112 información de cada polígono y se asignaron variables fundamentales para el análisis. Además de
113 las regiones agrícolas, se consideraron las siguientes variables: COS, altitud, pendiente, índice de
114 Lang, densidad aparente del suelo, profundidad del perfil edáfico y clasificación de textura del
115 suelo.

116

117 **Carbono orgánico del suelo**

118

119 Para el periodo base, se utilizó la información reportada en el primer informe bienal de México
120 (Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático-Secretaría de Medio Ambiente y Recursos
121 Naturales [INECC-SEMARNAT], 2015), el cual incluía el desglose del COS (%) para 2001 y 2016,
122 según el tipo de vegetación (Cuadro 1). Con esa información, se generó un mapa de COS para cada
123 año mediante la siguiente ecuación (1):

124

$$125 \text{COS} = \% \text{COS} \times \text{DAP} \times \text{PS} \quad (1)$$

126

127 donde *COS* es carbono orgánico del suelo ($\text{t}\cdot\text{ha}^{-1}$), *DAP* es densidad aparente ($\text{t}\cdot\text{m}^{-3}$), *PS* es
128 profundidad del suelo (cm) y *%COS* es el porcentaje de COS. Se asumió una profundidad de 30
129 cm, de acuerdo con el *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC, 2006), ya que a esta
130 profundidad la actividad microbiana es más activa (Paz & Etchevers, 2016). Para obtener el valor
131 representativo del COS en el periodo base, se calculó el promedio de los valores correspondientes
132 a 2001 y 2016.

133 El valor del COS obtenido fue clasificado en cinco rangos: menor a $40 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$, 40 a $50 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$, 50 a
134 $60 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$, 60 a $70 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$ y mayor a $70 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$. Esta clasificación permite una evaluación más detallada
135 del COS y facilita la interpretación de las posibles variaciones en las reservas de COS bajo
136 diferentes escenarios de cambio climático.

138 **Cuadro 1.** Densidad aparente (DAP) y carbono orgánico del suelo (COS) por tipo de vegetación.

Tipo de vegetación	DAP (t·m⁻³)	COS (%) 2001	COS (%) 2016
Agrícola anual	1.23	3.07	1.27
Agrícola permanente	1.22	4.96	1.85
Agua	1.25	2.26	0.85
Asentamientos	1.22	0.98	1.21
Bosque cultivado	1.23	2.90	0.88
Bosque de coníferas primario	1.17	5.25	3.12
Bosque de coníferas secundario	1.19	3.38	3.02
Bosque de encino primario	1.18	2.22	3.2
Bosque de encino secundario	1.19	1.64	2.79
Bosque mesófilo de montaña primario	1.17	6.67	5.03
Bosque mesófilo de montaña secundario	1.16	9.63	6.59
Especial otros tipos leñoso primario	1.27	1.48	1.23
Especial otros tipos leñoso secundario	1.21	4.79	3.49
Especial otros tipos no leñoso primario	1.55	1.70	0.3
Matorral xerófilo leñoso primario	1.25	1.12	1.37
Matorral xerófilo leñoso secundario	1.21	1.84	1.82
Matorral xerófilo no leñoso primario	1.25	1.27	1.03
Matorral xerófilo no leñoso secundario	1.24	1.8	0.91
Selva caducifolia primario	1.21	2.86	2.35
Selva caducifolia secundario	1.2	2.16	2.3
Selva perennifolia primario	1.12	7.95	6.52
Selva perennifolia secundario	1.19	4.56	3.94
Selva subcaducifolia primario	1.14	4.13	4.53
Selva subcaducifolia secundario	1.2	1.89	2.35
Vegetación hidrófila leñosa primario	1.24	8.92	6.41
Vegetación hidrófila no leñoso primario	1.23	5.24	1.56
Otras tierras	1.3	0.93	0.39

Pastizal	1.22	2.78	1.45
----------	------	------	------

139 Fuente: Adaptado de INECC-SEMARNAT (2015).

140

141 **Variables independientes**

142

143 Se seleccionaron seis variables del suelo y del entorno para modelar la relación del COS:

- 144 1. **Índice de Lang.** Los datos de temperatura media (T, °C) y precipitación anual (P, mm) de
 145 México se extrajeron de la base de datos WorldClim (2024). Para evaluar la relación entre
 146 T y P, se calculó el índice de Lang para los años 2001 y 2016 mediante la siguiente ecuación:

147

148
$$\text{Índice de Lang} = \frac{P}{T} \tag{2}$$

149

- 150 2. **Altitud y pendiente del terreno.** La altitud (m s. n. m.) se obtuvo del Continuo de
 151 Elevaciones Mexicano (CEM) con una resolución de 15 m (INEGI, 2013b). A partir de
 152 estos datos, se generó el mapa de pendiente del terreno (%) mediante la herramienta
 153 ArcMap 10.8.1 (ESRI, 2020).

- 154 3. **Clase textural del suelo, densidad aparente y profundidad del suelo.** El tipo de textura
 155 del suelo, la densidad aparente ($t \cdot m^{-3}$) y la profundidad del suelo (m) se obtuvieron de la
 156 “Serie II: Conjunto de datos de perfiles de suelos” a escala de 1:250 000 (INEGI, 2013a).

- 157 4. **Modelación del COS.** Se desarrollaron modelos para cada una de las 30 regiones agrícolas.
 158 Se utilizaron modelos de regresión lineal (Ecuación 3) y exponencial (Ecuación 4), donde
 159 se consideró el COS del periodo base como variable dependiente:

160

161
$$COS = \beta_0 + \beta_1 \times \text{índice de Lang} + \beta_2 \times \text{altitud} + \beta_3 \times \text{pendiente} + \beta_4 \times DAP +$$

 162
$$\beta_5 \times \text{clase textural} + \beta_6 \times \text{profundidad del suelo} \tag{3}$$

163

164 $\log(COS) = \beta_0 + \beta_1 \times \text{índice de Lang} + \beta_2 \times \text{altitud} + \beta_3 \times \text{pendiente} + \beta_4 \times \text{DAP} +$
165 $\beta_5 \times \text{clase textural} + \beta_6 \times \text{profundidad del suelo}$ (4)

166
167 Se seleccionó el modelo final para cada región agrícola en función de la significancia
168 estadística ($P < 0.05$) de las variables. Para identificar el mejor modelo, se calculó el
169 coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (ECM), y los criterios de
170 información de Akaike (AIC) y Bayesiano (BIC), mediante el programa RStudio 2023.06.0
171 Build 421 (Posit team, 2023).

172 173 **Validación de modelos**

174
175 La validación se realizó mediante la comparación de los valores observados en el periodo base con
176 los predichos por los modelos, con el fin de evaluar su precisión y fiabilidad. Se aplicaron seis
177 pruebas estadísticas para analizar errores y sesgos: 1) raíz cuadrada del error cuadrático medio
178 (RECM) y 2) error absoluto medio (EAM) para cuantificar la precisión, 3) coeficiente de
179 determinación (R^2) para evaluar la variabilidad, 4) porcentaje de error absoluto medio (PEAM)
180 para tener una perspectiva relativa del error, 5) índice de concordancia de Lin para medir la
181 similitud entre predicciones y observaciones, y 6) análisis de sesgo (promedio de diferencias) para
182 detectar posibles desviaciones sistemáticas. Estos análisis se realizaron en RStudio 2023.06.0 Build
183 421 (Posit team, 2023).

184 185 **Proyecciones bajo escenarios de cambio climático**

186
187 Para proyectar escenarios futuros bajo condiciones de cambio climático, se reemplazaron los
188 valores del índice de Lang del periodo base por las proyecciones futuras (2081-2100). Estas
189 proyecciones se basaron en las temperaturas medias ($^{\circ}\text{C}$) y las precipitaciones anuales (mm) de los
190 modelos climáticos HadGEM3-GC31-LL, MIROC6 y MPI-ESM1-2-HR, de acuerdo con la
191 trayectoria socioeconómica compartida SSP5-8.5 (WorldClim, 2024).

192

193

194

Resultados y discusión

195

196

197

Distribución de las regiones agrícolas en México

198

199

200 En México, el 17.4 % de la superficie nacional es de uso agrícola (Cuadro 2). De esta área, el 68
201 % corresponde a la agricultura de temporal, mientras que el 32 % se destina a la agricultura de
202 riego (Figura 1a). Entre los cultivos más destacados bajo agricultura de temporal se encuentran el
203 maíz y el frijol (Comisión Nacional del Agua [CONAGUA], 2021; INEGI, 2023). Por su parte, en
204 la agricultura de riego destacan el maíz, el trigo, el sorgo, la alfalfa, la caña de azúcar y el frijol
205 (INEGI, 2024). Durante el periodo de referencia, se cosecharon 15 025 424.96 ha a nivel nacional
206 en el año agrícola, de las cuales el 75 % eran de la agricultura de temporal (Servicio de Información
207 Agroalimentaria y Pesquera [SIAP], 2023). La producción de maíz en condiciones de temporal es
208 importante para la mayoría de los agricultores de México, lo cual subraya la importancia de las
209 precipitaciones para la sostenibilidad de la agricultura de temporal (Conde et al., 2006).

210

211

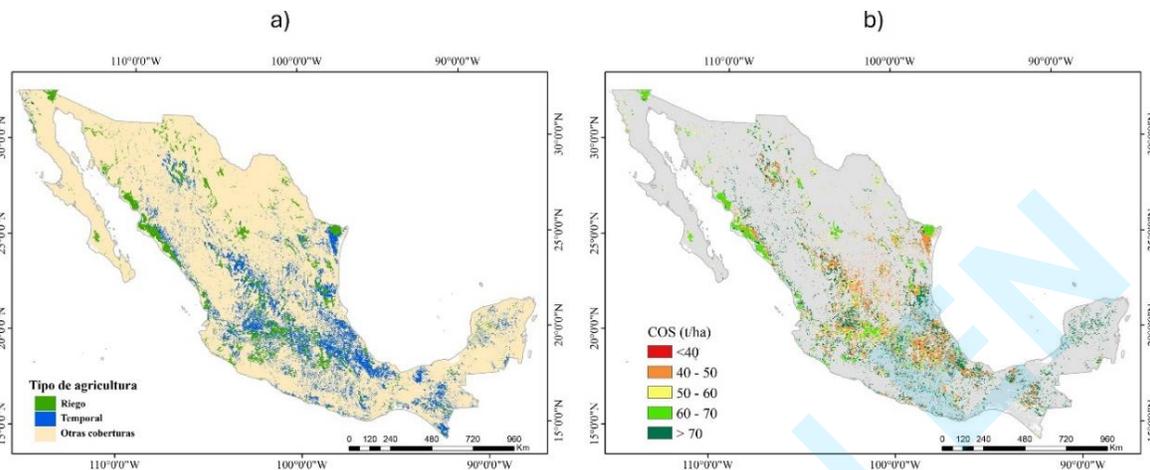
Cuadro 2. Regiones agrícolas y superficie.

Agricultura	Provincia	Superficie (ha)
Riego	Llanura Costera del Pacifico	1 683 000
	Península de Baja California	292 200
	Mesa del Centro	621 100
	Llanura Costera del Golfo Sur	188 200
	Llanura Sonorense	700 300
	Sierra Madre Occidental	757 700

	Llanura Costera del Golfo Norte	1 014 100
	Península de Yucatán	207 900
	Sierra Madre del Sur	698 200
	Sierras de Chiapas y Guatemala	75 000
	Sierra Madre Oriental	410 600
	Cordillera Centroamericana	79 200
	Grandes Llanuras de Norteamérica	267 800
	Sierras y Llanuras del Norte	1 211 400
	Eje Neovolcánico	2 355 300
	Sierra Madre Occidental	2 949 500
	Mesa del Centro	2 017 200
	Llanura Costera del Golfo Norte	2 095 800
	Península de Baja California	101 900
	Llanura Sonorense	38 800
	Llanura Costera del Pacifico	348 300
	Sierra Madre del Sur	2 571 000
Temporal	Eje Neovolcánico	5 526 000
	Cordillera Centroamericana	656 600
	Sierras de Chiapas y Guatemala	934 700
	Grandes Llanuras de Norteamérica	259 500
	Sierra Madre Oriental	1 783 600
	Sierras y Llanuras del Norte	155 200
	Llanura Costera del Golfo Sur	1 742 500
	Península de Yucatán	778 900
	Superficie agrícola	32 521 500
	Superficie nacional	187 079 200

212 Nota: No se consideró la superficie litoral y el territorio insular no cartografiado en la superficie
213 total.

214



215

216 **Figura 1.** a) Distribución de la agricultura en México y b) contenido de carbono orgánico del
 217 suelo (COS) en el periodo base.

218

219 La Llanura Costera del Pacífico destina el 54 % de su superficie a la agricultura de riego. Esta
 220 provincia abarca los estados de Sinaloa y Nayarit, y se extiende hacia el sur hasta incluir partes de
 221 Jalisco y Colima. La región se caracteriza por su geografía plana y su cercanía con el océano
 222 Pacífico. En contraste, el Eje Neovolcánico dedica el 36 % de su superficie a la agricultura de
 223 temporal, e incluye principalmente los estados de Jalisco, Michoacán, Estado de México, Puebla y
 224 Veracruz.

225

226

227 **Carbono orgánico almacenado en sistemas agrícolas**

228

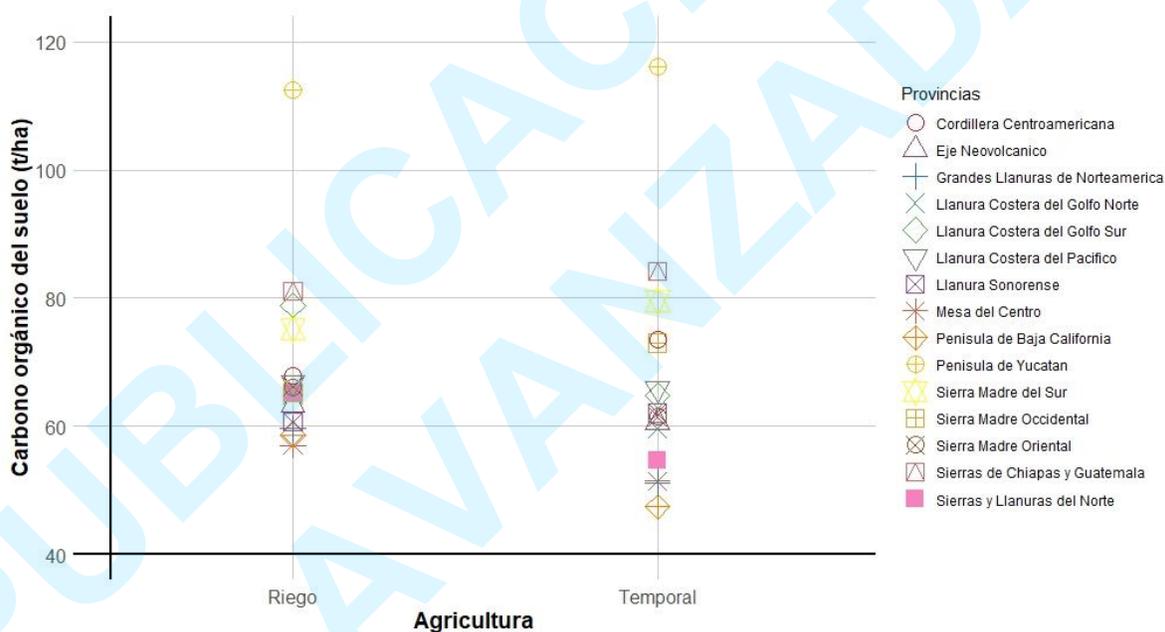
229

230 El análisis del COS en sistemas agrícolas reveló que los valores superiores a $70 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$ abarcan el
 231 37 % de la superficie agrícola nacional. Los rangos entre 50 a 60 y 60 a $70 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$ cubren 13 y 14 %
 232 de la superficie agrícola, respectivamente, y predominan en la Llanura Costera del Pacífico. Los
 233 valores de 40 a $50 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$ se concentran mayoritariamente en el centro del país, específicamente en
 234 el eje Neovolcánico, y cubren el 35 % del área agrícola. Los valores menores a $40 \text{ t}\cdot\text{ha}^{-1}$ tienen una

235 distribución limitada, al cubrir apenas el 1 % de la superficie agrícola (Figura 1**Error! Reference**
236 **source not found.b**).

237 En la Península de Yucatán se registraron los valores más altos de COS para ambos tipos de
238 agricultura: 116 t·ha⁻¹ en cultivos de temporal y 112 t·ha⁻¹ en sistemas de riego. Le siguen las Sierras
239 de Chiapas, con 84 t·ha⁻¹ en temporal y 81 t·ha⁻¹ en riego (Figura 2). La región sur del país se
240 distingue por su notable diversidad de cultivos (INEGI, 2007). Por ejemplo, en la Península de
241 Yucatán, los sistemas de milpa almacenan hasta 58.39 t·ha⁻¹ de COS (Flores-Delgadillo et al., 2011;
242 González-Molina et al., 2008; Shangl & Tiessen, 2003), mientras que, en la Sierra de Chiapas y
243 Guatemala, se han documentado cultivos de milpa, maíz, café y sistemas agroforestales que
244 almacenan hasta 90.8 t·ha⁻¹ (de Jong et al., 1999; Flores-Delgadillo et al., 2011; Mendoza et al.,
245 2003).

246



247

248 **Figura 2.** Distribución espacial de los contenidos de carbono orgánico del suelo por tipo de
249 agricultura y región fisiográfica.

250

251

252

Proyección del COS con escenarios futuros de cambio climático

253
254
255 De las 30 regiones agrícolas evaluadas, se generaron modelos para 27, ya que tres regiones carecían
256 de datos suficientes para construirlos. Según los criterios básicos de modelado, se necesitan al
257 menos tres puntos de datos para establecer una relación entre variables y obtener un ajuste
258 estadístico básico (Montgomery et al., 2021). Para cada una de las 27 regiones, se compararon
259 modelos lineales y exponenciales, con lo cual se generaron 54 modelos (27 de cada uno).

260 Los modelos desarrollados mostraron una precisión razonable en la predicción del COS, aunque
261 presentan errores esperados. Los indicadores estadísticos evidenciaron que, a pesar de las
262 limitaciones, los resultados son suficientemente confiables para interpretar tendencias en el
263 contenido de COS. El valor de RECM sugiere que, en promedio, las predicciones del modelo
264 difieren en 23 unidades respecto a los valores observados. El EAM muestra que el error absoluto
265 promedio en las predicciones es de aproximadamente 17 unidades. El PEAM revela que las
266 predicciones se desvían en aproximadamente 26 % de los valores observados. El R^2 explica
267 alrededor del 25 % de la variabilidad del COS, lo cual sugiere que gran parte de la variabilidad no
268 está siendo capturada por los modelos, mientras que un sesgo de -0.61 indica que los modelos
269 tienden a subestimar ligeramente el contenido de COS. Finalmente, el índice de Lin de 0.685, junto
270 con un intervalo de confianza estrecho (0.409 a 0.420), sugiere una concordancia moderada entre
271 los valores predichos y observados.

272 El valor bajo de R^2 refleja que existen factores que influyen en la dinámica del COS que no están
273 siendo considerados. Aunque un R^2 bajo no invalida los modelos, resalta la necesidad de integrarlos
274 con otros factores relevantes; por ejemplo, prácticas de manejo del suelo (como la rotación de
275 cultivos, la cobertura vegetal o la fertilización) y factores como la conversión de tierras agrícolas
276 en áreas urbanas han mostrado tener un impacto importante en los niveles de COS (Qiu et al.,
277 2013). Asimismo, la erosión puede reducir la capacidad del suelo para almacenar carbono (Gómez
278 et al., 2020), y la actividad microbiana, que varía en función de factores climáticos, nutrientes y
279 tipo de suelo, podría no estar siendo representada adecuadamente en el modelo (Zsolt et al., 2020).

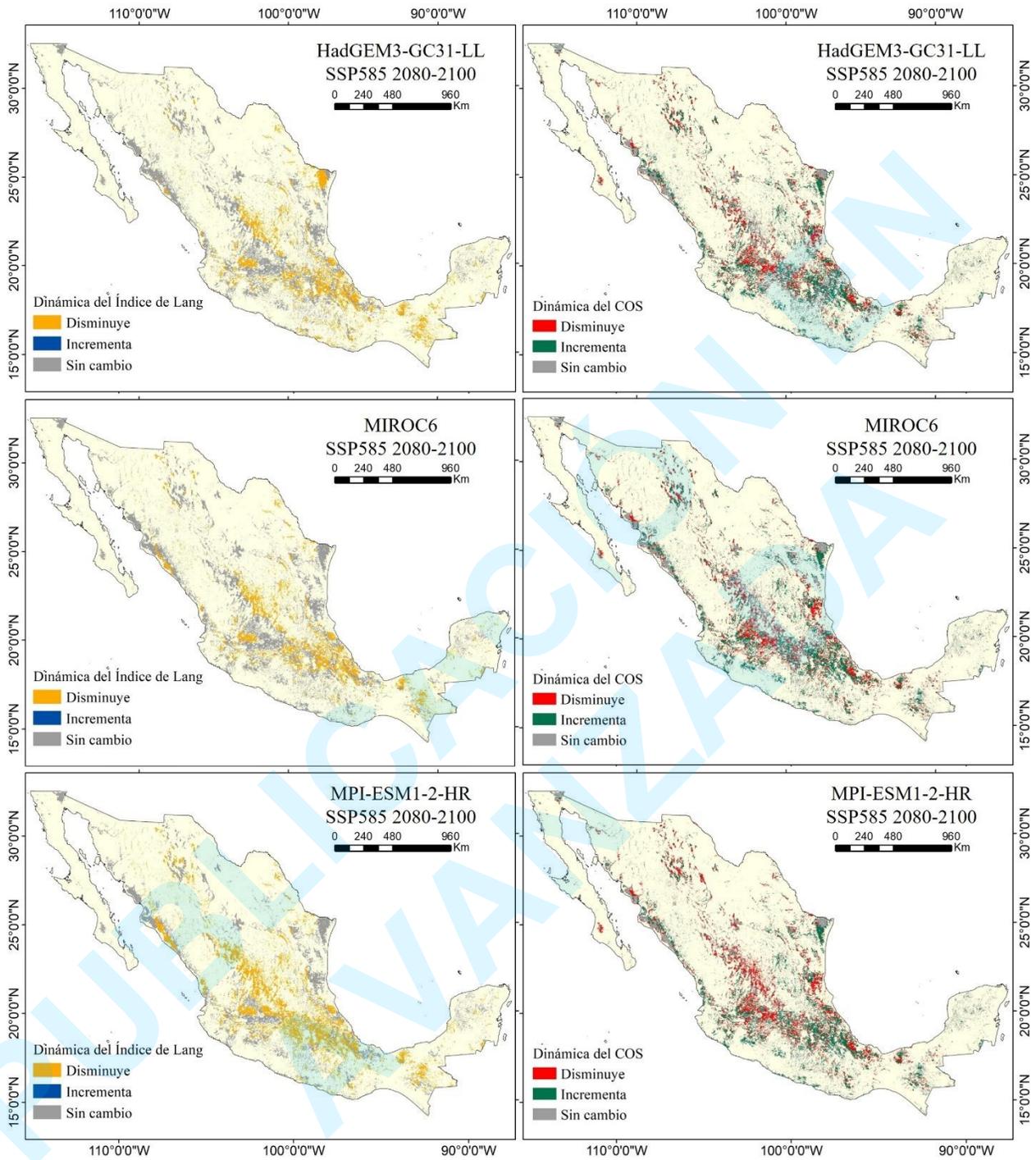
280 La utilidad de los modelos, a pesar de sus limitaciones, es respaldada por métricas adicionales
281 como el EAM (Li, 2017). En India, se obtuvieron valores de EAM de hasta 52 y RECM de 130
282 para modelos climáticos múltiples proyectados (Rashiq et al., 2024), mientras que en Irán, los

283 resultados de EAM y RECM, de modelos para predecir el contenido de COS en suelos agrícolas
284 enriquecidos con materiales calcáreos, fueron 0.0056 y 0.62 % de los valores reales,
285 respectivamente (Abdoli et al., 2023).

286 En la Figura 3 se muestran los cambios proyectados en el índice de Lang, lo cual reflejan un
287 impacto potencial significativo en las reservas de COS en México. Las proyecciones indican una
288 disminución del índice en áreas del norte y centro del país, asociada a incrementos de temperatura
289 y disminuciones de precipitación. Estas variaciones afectan directamente los procesos de
290 descomposición de materia orgánica y, por ende, la dinámica del COS (Chen et al., 2020; Jia et al.,
291 2020).

292

PUBLICACIÓN
AVANZADA



293
 294 **Figura 3.** Proyecciones de cambios en el índice de Lang y el carbono orgánico del suelo (COS)
 295 en zonas agrícolas.
 296

297 La tendencia general indica que, bajo escenarios climáticos futuros, las condiciones serán cada vez
298 más desfavorables para la acumulación de carbono en la mayoría del territorio mexicano. Las zonas
299 donde disminuye el índice de Lang tienden a mostrar una reducción del COS, lo cual sugiere que
300 un aumento de la temperatura y una posible reducción de la humedad pueden contribuir a la
301 degradación del suelo y a la liberación de carbono almacenado (Luković et al., 2024; Wiesmeier et
302 al., 2019). Esto resalta la importancia de emplear múltiples modelos climáticos para evaluar la
303 vulnerabilidad del suelo y desarrollar estrategias de adaptación que mitiguen los impactos en
304 sistemas agrícolas y naturales.

305 Con incrementos de temperatura de hasta 6 °C, los modelos estiman una pérdida de 7 % del COS
306 en sistemas de agricultura de riego y de 6 % en sistemas de agricultura de temporal (Figura 4). A
307 pesar de las tendencias negativas, se espera que la precipitación aumente un 12 % en zonas de
308 agricultura de riego y disminuya un 12 % en zonas de agricultura de temporal. Las altas
309 temperaturas pueden acelerar la descomposición de la materia orgánica y reducir las reservas del
310 COS, al favorecer la actividad microbiana y, por ende, la actividad enzimática (Liu et al., 2024a;
311 Liu et al., 2024b).

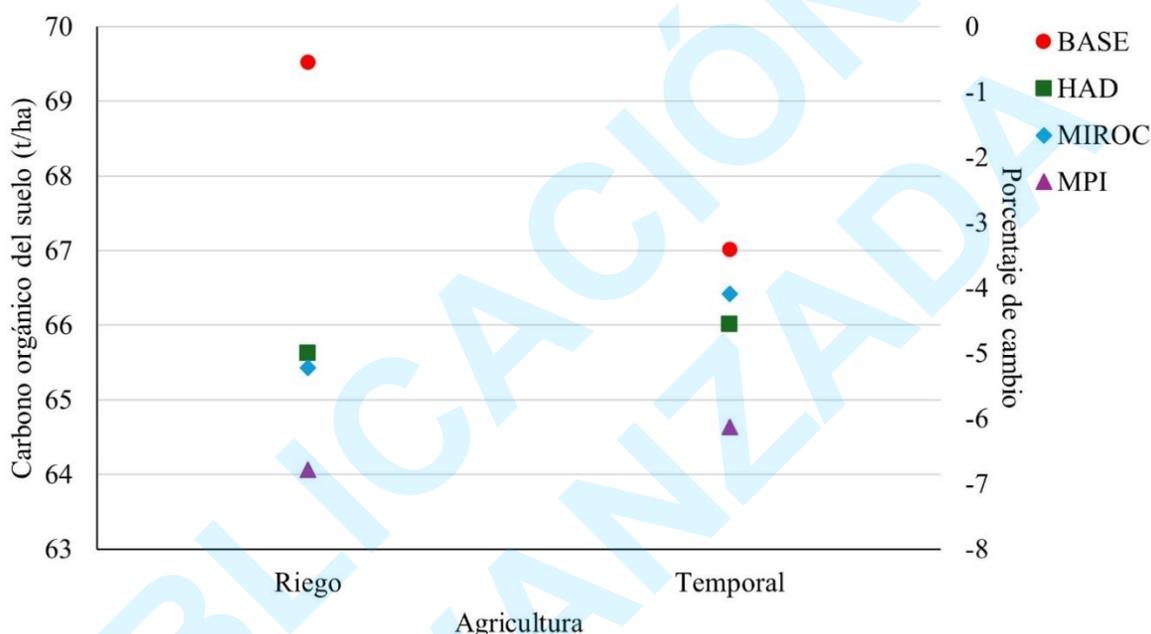
312 Por otro lado, las variaciones en la precipitación influyen directamente en los niveles de humedad
313 del suelo, factor clave en el proceso de descomposición y en las tasas de respiración microbiana.
314 Cuando la precipitación aumenta, como en las zonas de riego, los niveles de humedad del suelo
315 también se incrementan, lo cual favorece una mayor mineralización del COS debido a la
316 intensificación de la actividad microbiana (Zhao et al., 2021). Sin embargo, un exceso de humedad
317 puede generar condiciones anaeróbicas y promover la liberación de gases de efecto invernadero
318 como metano (da Cunha-Santino & Bianchini, 2023). En contraste, la disminución de la
319 precipitación en zonas de temporal puede limitar la actividad microbiana al reducir la humedad del
320 suelo, con lo cual disminuyen las tasas de respiración y descomposición del COS (Liu et al., 2017).
321 La interacción compleja entre temperatura, precipitación, humedad y actividad microbiana es
322 fundamental para comprender cómo las condiciones climáticas futuras podrían modificar la
323 estabilidad del COS (Wang et al., 2025).

324 Un análisis global sugiere que los suelos agrícolas han perdido un promedio de 2.5 a 3.9 % de COS
325 desde 1919, lo cual se atribuye a los cambios en las condiciones climáticas (Poeplau & Dechow,

326 2023). Por ejemplo, en China se reportó que un aumento de 4 °C provocó una disminución de 17
327 % en las reservas de COS en suelos agrícolas (Wang et al., 2023).

328 Este estudio se centra exclusivamente en el impacto de la variación de la temperatura y la
329 precipitación; sin embargo, en México se han perdido 13 300 Gt de carbono en tierras de cultivo
330 desde 1990 hasta 2015 (SEMARNAT-INECC, 2018). Además, las prácticas agrícolas han reducido
331 en un 21% las existencias de COS en tierras cultivables, lo cual destaca la influencia de la gestión
332 de la tierra en la dinámica del COS (Stolbovoy & Fil, 2023).

333



334 **Figura 4.** Dinámica del carbono orgánico del suelo: comparación entre línea base y escenarios
335 futuros de cambio climático con diferentes modelos.
336

337
338 Es importante destacar que las variaciones en la temperatura y la precipitación impactan
339 directamente en el desarrollo y rendimiento de los cultivos, al aumentar su vulnerabilidad frente a
340 condiciones adversas (IPCC, 2022; Wheeler & von Braun, 2013). Arce-Romero et al. (2020) y
341 Monterroso-Rivas et al. (2018) señalan que cultivos como el frijol y el trigo podrían experimentar
342 reducciones de hasta 40 % en algunas regiones de México debido al cambio climático. Estas
343 pérdidas potenciales representan un desafío significativo para la seguridad alimentaria y la

344 sostenibilidad de la agricultura (Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO],
345 2020).

346 La implementación de prácticas de manejo sostenible de la tierra tiene un gran potencial para
347 recuperar las reservas de COS. Este incremento no solo mejora la fertilidad del suelo, sino que
348 también estabiliza el rendimiento de los cultivos (Page et al., 2020). Técnicas como la conservación
349 de agua y suelo, el uso de compost y la rotación de cultivos aumentan la materia orgánica del suelo,
350 mejoran la estructura y retención de agua del suelo, y ayudan a contrarrestar los efectos adversos
351 del cambio climático (Freluh-Larsen et al., 2022; Mu et al., 2024). Asimismo, se ha señalado que
352 la adopción de sistemas agroforestales y la restauración de tierras degradadas pueden revertir las
353 pérdidas de COS y contribuir a la resiliencia climática. Estas intervenciones son clave para capturar
354 carbono adicional en los suelos y generar beneficios a largo plazo para la sostenibilidad agrícola y
355 la mitigación del cambio climático (Naba et al., 2024).

356

357

358

Conclusiones

359

360

361 En el estudio se logró modelar y proyectar las variaciones en las reservas de COS en suelos
362 agrícolas de México bajo distintos escenarios climáticos. Los resultados obtenidos proporcionan
363 información valiosa para la toma de decisiones en la gestión de suelos. Aunque no se identificaron
364 áreas específicas de riesgo, los hallazgos pueden ser útiles para orientar intervenciones de
365 conservación.

366 El cambio climático, mediante el aumento de temperatura y la variabilidad en la precipitación,
367 afectará negativamente las reservas de COS. Tanto los suelos de riego como los de temporal
368 podrían experimentar una pérdida significativa de carbono, lo cual podría incrementar las
369 emisiones de gases de efecto invernadero y reducir la capacidad de almacenamiento de carbono en
370 el suelo.

371 Las proyecciones generadas permiten anticipar el comportamiento del COS, aunque presentan un
372 margen de incertidumbre inherente. Si bien los modelos incluyeron factores climáticos y edáficos,
373 es importante considerar que otras variables, como las prácticas agrícolas, también influyen en los
374 resultados.

375 Aunque no se identificaron áreas de alto riesgo, los resultados pueden ayudar a priorizar acciones
376 de conservación en suelos agrícolas vulnerables. Estos hallazgos ofrecen una base para diseñar
377 políticas y prácticas que mitiguen los efectos del cambio climático.

378 El estudio resalta la necesidad de adoptar prácticas agrícolas sostenibles para preservar el carbono
379 en el suelo. Las proyecciones indican una pérdida de COS en escenarios futuros, lo que subraya la
380 importancia de implementar medidas de conservación para mitigar los efectos del cambio climático
381 en la agricultura.

382 Por último, para hacer el modelo más robusto, se sugiere incluir más variables explicativas, como
383 la actividad microbiana y las prácticas agrícolas, así como aplicar modelos no lineales para capturar
384 mejor las interacciones entre variables, utilizar datos de mayor resolución temporal y espacial,
385 realizar validación cruzada, y optimizar los parámetros para mejorar la precisión y reducir la
386 incertidumbre.

387

388

Referencias

389 Abdoli, P., Khanmirzaei, A., Hamzeh, S., Rezaei, S., & Moghimi, S. (2023). Use of remote sensing
390 data to predict soil organic carbon in some agricultural soils of Iran. *Remote Sensing*
391 *Applications: Society and Environment*, 30, 100969.
392 <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.100969>

393 Arce-Romero, A., Monterroso-Rivas, A. I., Gómez-Díaz, J. D., Palacios-Mendoza, M. Á., Navarro-
394 Salas, E. N., López-Blanco, J., & Conde-Álvarez, A. C. (2020). Crop yield simulations in
395 Mexican agriculture for climate change adaptation. *Atmosfera*, 33(3), 215-231.
396 <https://doi.org/10.20937/ATM.52430>

397 Canaza, D., Calizaya, E., Chambi, W., Calizaya, F., Mindani, C., Cuentas, O., Caira, C., & Huacani,
398 W. (2023). Spatial distribution of soil organic carbon in relation to land use, based on the

399 weighted overlay technique in the high Andean Ecosystem of Puno-Peru. *Sustainability*,
400 15(13), 10316. <https://doi.org/10.3390/su151310316>

401 Chen, Q., Niu, B., Hu, Y., Luo, T., & Zhang, G. (2020). Warming and increased precipitation
402 indirectly affect the composition and turnover of labile-fraction soil organic matter by
403 directly affecting vegetation and microorganisms. *Science of the Total Environment*, 714,
404 136787. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.136787>

405 Comisión Nacional del Agua (CONAGUA). (2021). *Estadísticas agrícolas de los distritos de*
406 *temporal tecnificado, año agrícola 2020-2021*. CONAGUA.
407 [https://www.gob.mx/conagua/documentos/estadisticas-agricolas-de-los-distritos-de-](https://www.gob.mx/conagua/documentos/estadisticas-agricolas-de-los-distritos-de-temporal-tecnificado)
408 [temporal-tecnificado](https://www.gob.mx/conagua/documentos/estadisticas-agricolas-de-los-distritos-de-temporal-tecnificado)

409 Comisión Nacional de Zonas Áridas-Universidad Autónoma Chapingo (CONAZA-UACH).
410 (2023). *Informe nacional 2022 de acciones contra la desertificación, degradación de tierras*
411 *y sequía en México*. CONAZA-UACH.

412 Conde, C., Ferrer, R., & Orozco, S. (2006). Climate change and climate variability impacts on
413 rainfed agricultural activities and possible adaptation measures. A Mexican case study.
414 *Atmósfera*, 19(3), 181-194. <https://www.redalyc.org/pdf/565/56519303.pdf>

415 da Cunha-Santino, M. B., & Bianchini, I. (2023). Reviewing the organic matter processing by
416 wetlands. *Acta Limnologica Brasiliensia*, 35, e19. <https://doi.org/10.1590/S2179-975X3423>

417 de Jong, B., Cairns, M., Haggerty, P., Ramírez, N., Ochoa, S., Mendoza, J., González, M., & March,
418 I. (1999). Land-use change and carbon flux between 1970s and 1990s in central highlands of
419 Chiapas, Mexico. *Environmental Management*, 23(3), 373-385.
420 <https://doi.org/10.1007/s002679900193>

421 Dionizio, E. A., Pimenta, F. M., Lima, L. B., & Costa, M. H. (2020). Carbon stocks and dynamics
422 of different land uses on the Cerrado agricultural frontier. *PLoS ONE*, 15(11), e0241637.
423 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0241637>

424 ESRI. (2020). *ArcMap Desktop 10.8.1* [Software]. [https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/get-](https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/get-started/installation-guide/installing-on-your-computer.htm)
425 [started/installation-guide/installing-on-your-computer.htm](https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/get-started/installation-guide/installing-on-your-computer.htm)

426 Flores-Delgadillo, L., Fedick, S. L., Solleiro-Rebolledo, E., Palacios-Mayorga, S., Ortega-
427 Larrocea, P., Sedov, S., & Osuna-Ceja, E. (2011). A sustainable system of a traditional
428 precision agriculture in a Maya homegarden: Soil quality aspects. *Soil and Tillage Research*,
429 *113*(2), 112-120. <https://doi.org/10.1016/j.still.2011.03.001>

430 Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2020). *The state of food and*
431 *agriculture. Overcoming water challenges in agriculture.* FAO.
432 <https://doi.org/10.4060/cb1447en>

433 Freluh-Larsen, A., Riedel, A., Hobeika, M., Scheid, A., Gattinger, A., & Niether, W. (2022). *Role*
434 *of soils in climate change mitigation.* German Environment Agency

435 Gómez, J. A., Guzmán, G., Toloza, A., Resch, C., García-Ruiz, R., & Mabit, L. (2020). Variation
436 of soil organic carbon, stable isotopes, and soil quality indicators across an erosion-
437 deposition catena in a historical Spanish olive orchard. *Soil*, *6*(1), 179-194.
438 <https://doi.org/10.5194/soil-6-179-2020>

439 González-Molina, L., Etchevers-Barra, J. D., & Hidalgo-Moreno, C. (2008). Carbono en suelos de
440 ladera: factores que deben considerarse para determinar su cambio en el tiempo. *Agrociencia*,
441 *42*(7), 741-751. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=30211207001>

442 Guo, Y., Zeng, Z., Wang, J., Zou, J., Shi, Z., & Chen, S. (2023). Research advances in mechanisms
443 of climate change impacts on soil organic carbon dynamics. *Environmental Research Letters*
444 *18*(10), 103005. Institute of Physics. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acfa12>

445 Hateffard, F., Szatmári, G., & Novák, T. J. (2023). Applicability of machine learning models for
446 predicting soil organic carbon content and bulk density under different soil conditions. *Soil*
447 *Science Annual*, *74*(1), 165879. <https://doi.org/10.37501/soilsa/165879>

448 Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático-Secretaría de Medio Ambiente y Recursos
449 Naturales (INECC-SEMARNAT). (2015). *Primer Informe Bienal de Actualización ante la*
450 *Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático.* INECC-
451 SEMARNAT [https://www.gob.mx/inecc/documentos/primer-informe-bienal-de-](https://www.gob.mx/inecc/documentos/primer-informe-bienal-de-actualizacion-ante-la-convencion-marco-de-las-naciones-unidas-sobre-el-cambio-climatico)
452 [actualizacion-ante-la-convencion-marco-de-las-naciones-unidas-sobre-el-cambio-climatico](https://www.gob.mx/inecc/documentos/primer-informe-bienal-de-actualizacion-ante-la-convencion-marco-de-las-naciones-unidas-sobre-el-cambio-climatico)

453 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2001). *Conjunto de datos vectoriales*
454 *fisiográficos. Continuo nacional serie I. Provincias fisiográficas* [Conjunto de datos]. INEGI
455 <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267575>

456 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2007). *Censo agrícola, ganadero y forestal*
457 *2007*. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/programas/cagf/2007/default.html#Tabulados>

458 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2013a). *Conjunto de datos de perfiles de*
459 *suelos. Escala 1:250 000. Serie II*. INEGI.
460 <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825266707>

461 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2013b). *Continuo de elevaciones mexicano*
462 *y modelos digitales de elevación*. INEGI.
463 <https://www.inegi.org.mx/app/geo2/elevacionesmex/>

464 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2023). *Resultados definitivos del censo*
465 *agropecuario 2022*. INEGI.
466 [https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2023/CA_Def/CA_Def2022.p](https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2023/CA_Def/CA_Def2022.pdf)
467 [df](https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2023/CA_Def/CA_Def2022.pdf)

468 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2024). *Estadísticas a propósito del día*
469 *mundial del agua: desafíos y oportunidades en el uso agrícola en México*. INEGI.
470 <https://www.inegi.org.mx/app/saladeprensa/noticia.html?id=8942>

471 Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2006). *2006 IPCC Guidelines for National*
472 *Greenhouse Gas Inventories*. IPCC. <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/>

473 Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2022). *Climate change 2022: Impacts,*
474 *adaptation and vulnerability*. Cambridge University Press.
475 <https://doi.org/10.1017/9781009325844>

476 Jia, Y., Kuzyakov, Y., Wang, G., Tan, W., Zhu, B., & Feng, X. (2020). Temperature sensitivity of
477 decomposition of soil organic matter fractions increases with their turnover time. *Land*
478 *Degradation and Development*, 31(5), 632-645. <https://doi.org/10.1002/ldr.3477>

479 Lal, R. (2004). Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security.
480 *Science*, 304, 1623-1627. <https://doi.org/10.1126/science.1097396>

- 481 Li, J. (2017). Assessing the accuracy of predictive models for numerical data: Not r nor r^2 , why
482 not? Then what?. *PLoS ONE*, *12*(8), e0183250.
483 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0183250>
- 484 Liu, G., Sun, J., Xie, P., Guo, C., Zhu, K., & Tian, K. (2024a). Climate warming enhances microbial
485 network complexity by increasing bacterial diversity and fungal interaction strength in litter
486 decomposition. *Science of the Total Environment*, *908*, 168444.
487 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168444>
- 488 Liu, X., Tian, Y., Heinzle, J., Salas, E., Kwatcho-Kengdo, S., Borken, W., Schindlbacher, A., &
489 Wanek, W. (2024b). Long-term soil warming decreases soil microbial necromass carbon by
490 adversely affecting its production and decomposition. *Global Change Biology*, *30*(6),
491 e17379. <https://doi.org/10.1111/gcb.17379>
- 492 Liu, Z., Zhang, Y., Fa, K., Qin, S., & She, W. (2017). Rainfall pulses modify soil carbon emission
493 in a semiarid desert. *Catena*, *155*, 147-155. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.03.011>
- 494 Luković, J., Burić, D., Mihajlović, J., & Pejović, M. (2024). Spatial and temporal variations of
495 aridity-humidity indices in Montenegro. *Theoretical and Applied Climatology*, *155*(6), 4553-
496 4566. <https://doi.org/10.1007/s00704-024-04893-y>
- 497 Meena, R. S., Singh, A. K., Jatav, S. S., Rai, S., Pradhan, G., Kumar, S., Mina, K. K., & Jhariya,
498 M. K. (2024). Significance of soil organic carbon for regenerative agriculture and ecosystem
499 services. In K. Singh, M. C. Ribeiro, & Ö. Calicioglu (Eds.), *Biodiversity and Bioeconomy*
500 (pp. 217-240). Elsevier. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95482-2.00010-](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95482-2.00010-9)
501 [9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95482-2.00010-9)
- 502 Mendoza, J., Karlton, E., & Olsson, M. (2003). Estimations of amounts of soil organic carbon and
503 fine root carbon in land use and land cover classes, and soil types of Chiapas highlands,
504 Mexico. *Forest Ecology and Management*, *177*(1-3), 191-206.
505 [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00439-5](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00439-5)
- 506 Monterroso-Rivas, A. I., Conde-Álvarez, A. C., Pérez-Damian, J. L., López-Blanco, J., Gaytan-
507 Dimas, M., & Gómez-Díaz, J. D. (2018). Multi-temporal assessment of vulnerability to
508 climate change: insights from the agricultural sector in Mexico. *Climatic Change*, *147*(3-4),
509 457-473. <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2157-7>

- 510 Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*.
511 John Wiley & Sons, Inc.
- 512 Mu, Y., Ye, R., Xiong, K., Li, Y., Liu, Z., Long, Y., Cai, L., & Zhou, Q. (2024). Response of soil
513 organic carbon to land-use change after farmland abandonment in the karst desertification
514 control. *Plant and Soil*, *501*, 595-610. <https://doi.org/10.1007/s11104-024-06541-w>
- 515 Mundada, S., Jain, P., & Kumar, N. (2024). Prediction of soil organic carbon using machine
516 learning techniques and geospatial data for sustainable agriculture. *Journal of Intelligent &*
517 *Fuzzy Systems*, 1-14. <https://doi.org/10.3233/JIFS-240493>
- 518 Naba, C., Ishidaira, H., Magome, J., & Souma, K. (2024). Exploring the potential of soil and water
519 conservation measures for climate resilience in Burkina Faso. *Sustainability*, *16*(18), 7995.
520 <https://doi.org/10.3390/su16187995>
- 521 Page, K. L., Dang, Y. P., & Dalal, R. C. (2020). The ability of conservation agriculture to conserve
522 soil organic carbon and the subsequent impact on soil physical, chemical, and biological
523 properties and yield. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, *4*(31), 1-17.
524 <https://doi.org/10.3389/fsufs.2020.00031>
- 525 Paz, F., Covalada, S., Hidalgo, C., Etchevers, J., & Matus, F. (2016). Modelación simple y operativa
526 de la distribución del carbono orgánico por fracciones físicas en los suelos. *Terra*
527 *Latinoamericana*, *34*(3), 321-337.
528 <https://www.terralatinoamericana.org.mx/index.php/terra/article/view/152>
- 529 Paz, F., & Etchevers, J. (2016). Distribución a profundidad del carbono orgánico en los suelos de
530 México. *Terra Latinoamericana*, *34*(3), 339-355.
531 <https://www.terralatinoamericana.org.mx/index.php/%20terra/article/view/153/132>
- 532 Poeplau, C., & Dechow, R. (2023). The legacy of one hundred years of climate change for organic
533 carbon stocks in global agricultural topsoils. *Scientific Reports*, *13*(1), 7483.
534 <https://doi.org/10.1038/s41598-023-34753-0>
- 535 Posit team. (2023). *RStudio: Integrated Development Environment for R* [Software].
536 <http://www.posit.co/>

537 Qiu, L., Zhu, J., Zhu, Y., Hong, Y., Wang, K., & Deng, J. (2013). Land use changes induced soil
538 organic carbon variations in agricultural soils of Fuyang County, China. *Journal of Soils and*
539 *Sediments*, 13(6), 981-988. <https://doi.org/10.1007/s11368-013-0684-4>

540 Rashiq, A., Kumar, V., & Prakash, O. (2024). A spatiotemporal assessment of the precipitation
541 variability and pattern, and an evaluation of the predictive reliability, of global climate
542 models over Bihar. *Hydrology*, 11(4), 50. <https://doi.org/10.3390/hydrology11040050>

543 Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales-Instituto Nacional de Ecología y Cambio
544 Climático (SEMARNAT-INECC). (2018). *Sexta Comunicación Nacional y Segundo Informe*
545 *Bienal de Actualización ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio*
546 *climático*. SEMARNAT-INECC.
547 [https://www4.unfccc.int/sites/SubmissionsStaging/NationalReports/Documents/69287541_](https://www4.unfccc.int/sites/SubmissionsStaging/NationalReports/Documents/69287541_Mexico-BUR2-NC6-2-MEX_6aNC_Revisada.pdf)
548 [Mexico-BUR2-NC6-2-MEX_6aNC_Revisada.pdf](https://www4.unfccc.int/sites/SubmissionsStaging/NationalReports/Documents/69287541_Mexico-BUR2-NC6-2-MEX_6aNC_Revisada.pdf)

549 Shang, C., & Tiessen, H. (2003). Soil organic C sequestration and stabilization in karstic soils of
550 Yucatan. *Biogeochemistry*, 62(2), 177-196. <https://doi.org/10.1023/A:1021123728639>

551 Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP). (2023). *Anuario estadístico de la*
552 *producción agrícola*. SIAP. <https://nube.siap.gob.mx/cierreagricola/>

553 Smith, P., & Olesen, J. E. (2010). Synergies between the mitigation of, and adaptation to, climate
554 change in agriculture. *Journal of Agricultural Science*, 148(5), 543-552.
555 <https://doi.org/10.1017/S0021859610000341>

556 Stolbovoy, V. S., & Fil, P. P. (2023). Assessment of the carbon content in agricultural soils of the
557 European Russia for climate projects. *Izvestiâ Rossijskoj Akademii Nauk. Seriâ*
558 *Geografičeskaâ*, 87(4), 568-583. <https://doi.org/10.31857/S2587556623040143>

559 Vannier, C., Cochrane, T. A., Reza, P. Z., & Bellamy, L. (2022). An analysis of agricultural systems
560 modelling approaches and examples to support future policy development under disruptive
561 changes in New Zealand. *Applied Sciences*, 12(5), 2746.
562 <https://doi.org/10.3390/app12052746>

563 Wang, S., Zhang, X., Adhikari, K., Wang, Z., Shi, D., Jin, X., & Qian, F. (2023). Impact of future
564 climate warming on soil organic carbon stocks in Inner Mongolia, China. *Ecological*
565 *Indicators*, 156, 111208. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111208>

566 Wang, X., Chen, F., Zeng, J., Wang, Z., Feng, Y., Wang, X., Ren, C., Yang, G., Zhong, Z., & Han,
567 X. (2025). Divergent responses of soil glomalin and microbial necromass to precipitation
568 reduction: New perspectives from soil aggregates and multi-trophic networks. *Soil Biology
569 and Biochemistry*, 200, 109638. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2024.109638>

570 Wheeler, T., & von Braun, J. (2013). Climate change impacts on global food security. *Science*,
571 341(6145), 508-513. <https://doi.org/10.1126/science.1239402>

572 Wiesmeier, M., Urbanski, L., Hobbey, E., Lang, B., von Lützow, M., Marin-Spiotta, E., van
573 Wesemael, B., Rabot, E., Ließ, M., Garcia-Franco, N., Wollschläger, U., Vogel, H. J., &
574 Kögel-Knabner, I. (2019). Soil organic carbon storage as a key function of soils - A review
575 of drivers and indicators at various scales. *Geoderma*, 333, 149-162.
576 <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.026>

577 WorldClim. (2024, January 23). *WorldClim - Global Climate Data*. <https://worldclim.org/>

578 Zayani, H., Fouad, Y., Michot, D., Kassouk, Z., Baghdadi, N., Vaudour, E., Lili-Chabaane, Z., &
579 Walter, C. (2023). Using machine-learning algorithms to predict soil organic carbon content
580 from combined remote sensing imagery and laboratory Vis-NIR spectral datasets. *Remote
581 Sensing*, 15(17), 4264. <https://doi.org/10.3390/rs15174264>

582 Zhao, F., Wu, Y., Hui, J., Sivakumar, B., Meng, X., & Liu, S. (2021). Projected soil organic carbon
583 loss in response to climate warming and soil water content in a loess watershed. *Carbon
584 Balance and Management*, 16(1), 24. <https://doi.org/10.1186/s13021-021-00187-2>

585 Zsolt, S., Tállai, M., Kincses, I., László, Z., Kátai, J., & Vágó, I. (2020). Effect of various soil
586 cultivation methods on some microbial soil properties. *DRC Sustainable Future: Journal of
587 Environment, Agriculture, and Energy*, 1(1), 14-20.