

<https://doi.org/10.5154/r.ctas.2024.04.04>

Versión en español

Pérdida de carbono orgánico del suelo en sistemas agrícolas de México por cambio climático

Leticia Citlaly López-Teloxa*; Alejandro Ismael Monterroso-Rivas

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

Historial del artículo:

Recibido: 2 de octubre, 2024.

Aceptado: 14 de noviembre, 2024

*Autores de correspondencia:

al2300036p@chapingo.mx

Resumen

El carbono orgánico del suelo (COS) es clave en la salud de los ecosistemas, ya que influye en las propiedades físicas, químicas y microbiológicas del suelo, como la retención de agua, la fertilidad y la diversidad del microbioma. La modelación del COS, mediante aprendizaje automático y teledetección, permite predecir cómo las prácticas agrícolas y el cambio climático afectan su almacenamiento. El objetivo de este estudio fue modelar y proyectar las variaciones en las reservas de COS en suelos agrícolas de temporal y riego en México, bajo condiciones actuales y escenarios futuros de cambio climático. Para ello, se desarrollaron modelos que relacionan el COS con variables como el índice de Lang (precipitación y temperatura), altitud, pendiente, densidad aparente, clase textural y profundidad del suelo. Los modelos capturaron las características del relieve del terreno y su relación con el tipo de agricultura y los contenidos de COS en los suelos. Los mayores contenidos de COS se encontraron bajo agricultura de riego. Sin embargo, ante el cambio climático, se prevén disminuciones en el COS de hasta 7 %, así como incrementos de temperatura de hasta 6 °C y aumentos de precipitación del 12 %. La disminución del COS podría agravar las emisiones de gases de efecto invernadero y reducir la capacidad del suelo para almacenar carbono. El estudio destaca la importancia de implementar prácticas de manejo sostenible y fomentar investigaciones multidisciplinarias que permitan mitigar los efectos adversos. Además, demuestra que es posible simular el comportamiento del COS y generar modelos útiles para evaluar escenarios y apoyar la toma de decisiones.

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

Introducción

El carbono orgánico del suelo (COS) es clave para la sostenibilidad agrícola, y su modelación representa una herramienta clave para comprender el ciclo del carbono en los sistemas agrícolas y evaluar su impacto en la sostenibilidad ambiental (Dionizio et al., 2020). El COS desempeña un papel crucial en la productividad del suelo, ya que mejora la estructura del suelo, promueve la retención de agua y nutrientes, y potencia la actividad microbiana (Meena et al., 2024). A nivel global, la agricultura se ha identificado como una de las actividades con mayor influencia en la pérdida de COS, debido a prácticas intensivas como el arado, la deforestación y el uso excesivo de fertilizantes químicos (Canaza et al., 2023; Lal, 2004). Por ello, contar con predicciones precisas sobre las dinámicas del COS de suelos agrícolas resulta crucial para diseñar estrategias de

manejo que permitan mitigar el cambio climático y mejorar la resiliencia de los ecosistemas agrícolas (Paz et al., 2016; Smith & Olesen, 2010).

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

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

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

Materiales y métodos

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

Delimitación de las regiones agrícolas en México

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

Para integrar la información, se utilizó la herramienta ArcMap 10.8.1 (ESRI, 2020) y se aplicó una intersección espacial entre el mapa de fisiografía y el mapa clasificado de

sistemas agrícolas. Este procedimiento permitió generar una capa que identificó 30 regiones agrícolas por provincia fisiográfica y tipo de sistema (temporal o de riego).

Análisis y procesamiento de datos espaciales

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

Carbono orgánico del suelo

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

$$COS = \%COS \times DAP \times PS \quad (1)$$

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

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

Variables independientes

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

Índice de Lang. Los datos de temperatura media (*T*, °C) y precipitación anual (*P*, mm) de México se extrajeron de la base de datos WorldClim (2024). Para evaluar la relación

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

Fuente: adaptado de INECC-SEMARNAT (2015).

entre T y P, se calculó el índice de Lang para los años 2001 y 2016 mediante la siguiente ecuación:

$$\text{Índice de Lang} = \frac{P}{T} \quad (2)$$

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

Clase textural del suelo, densidad aparente y profundidad del suelo. El tipo de textura del suelo, la densidad aparente (t·m⁻³) y la profundidad del suelo (m) se obtuvieron de la “Serie II: Conjunto de datos de perfiles de suelos” a escala de 1:250 000 (INEGI, 2013a).

Modelación del COS. Se desarrollaron modelos para cada una de las 30 regiones agrícolas. Se utilizaron modelos de

regresión lineal (Ecuación 3) y exponencial (Ecuación 4), donde se consideró el COS del periodo base como variable dependiente:

$$\text{COS} = \beta_0 + \beta_1 \times \text{índice de Lang} + \beta_2 \times \text{altitud} + \beta_3 \times \text{pendiente} + \beta_4 \times \text{DAP} + \beta_5 \times \text{clase textural} + \beta_6 \times \text{profundidad del suelo} \quad (3)$$

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

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

Validación de modelos

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

Proyecciones bajo escenarios de cambio climático

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

Resultados y discusión

Distribución de las regiones agrícolas en México

En México, el 17.4 % de la superficie nacional es de uso agrícola (Cuadro 2). De esta área, el 68 % corresponde a la agricultura de temporal, mientras que el 32 % se destina a la agricultura de riego (Figura 1a). Entre los cultivos más destacados bajo agricultura de temporal se encuentran el maíz y el frijol (Comisión Nacional del Agua [CONAGUA], 2021; INEGI, 2023). Por su parte, en la agricultura de riego destacan el maíz, el trigo, el sorgo, la alfalfa, la caña de

azúcar y el frijol (INEGI, 2024). Durante el periodo de referencia, se cosecharon 15 025 424.96 ha a nivel nacional en el año agrícola, de las cuales el 75 % eran de la agricultura de temporal (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera [SIAP], 2023). La producción de maíz en condiciones de temporal es importante para la mayoría de los agricultores de México, lo cual subraya la importancia de las precipitaciones para la sostenibilidad de la agricultura de temporal (Conde et al., 2006).

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

Carbono orgánico almacenado en sistemas agrícolas

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

En la Península de Yucatán se registraron los valores más altos de COS para ambos tipos de agricultura: $116 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ en cultivos de temporal y $112 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ en sistemas de riego. Le siguen las Sierras de Chiapas, con $84 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ en temporal y $81 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ en riego (Figura 2). La región sur del país se distingue por su notable diversidad de cultivos (INEGI, 2007). Por ejemplo, en la Península de Yucatán, los

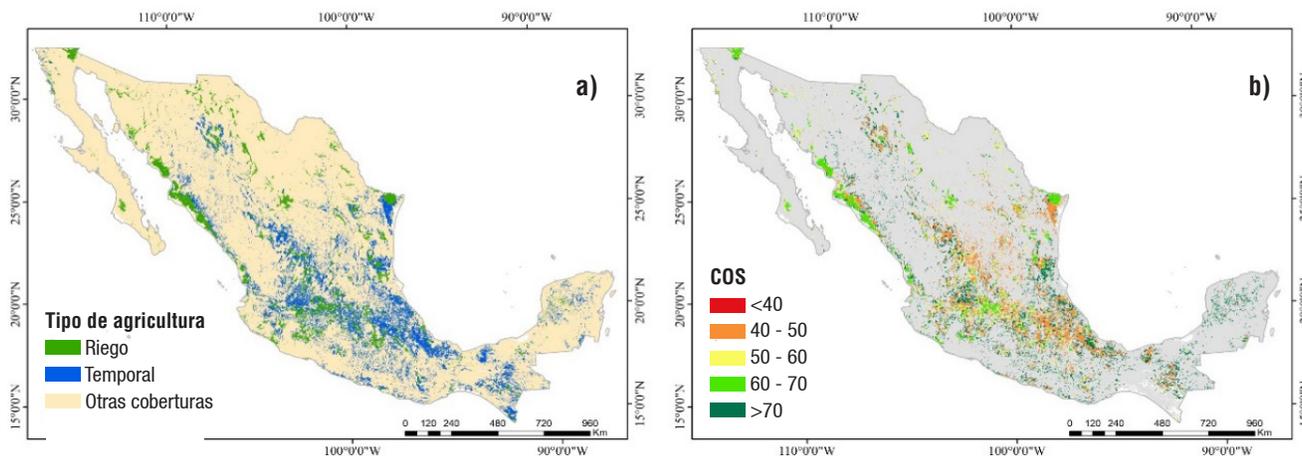


Figura 1. a) Distribución de la agricultura en México y b) contenido de carbono orgánico del suelo (COS) en el periodo base.

Cuadro 2. Regiones agrícolas y superficie.

Agricultura	Provincia	Superficie (ha)
Riego	Llanura Costera del Pacífico	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
Temporal	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 Pacífico	348 300
	Sierra Madre del Sur	2 571 000
	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

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

sistemas de milpa almacenan hasta $58.39 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ de COS (Flores-Delgadillo et al., 2011; González-Molina et al., 2008; Shangl & Tiessen, 2003), mientras que, en la Sierra de Chiapas y Guatemala, se han documentado cultivos de milpa, maíz, café y sistemas agroforestales que almacenan hasta $90.8 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$ (de Jong et al., 1999; Flores-Delgadillo et al., 2011; Mendoza et al., 2003).

Proyección del COS con escenarios futuros de cambio climático

De las 30 regiones agrícolas evaluadas, se generaron modelos para 27, ya que tres regiones carecían de datos suficientes

para construirlos. Según los criterios básicos de modelado, se necesitan al menos tres puntos de datos para establecer una relación entre variables y obtener un ajuste estadístico básico (Montgomery et al., 2021). Para cada una de las 27 regiones, se compararon modelos lineales y exponenciales, con lo cual se generaron 54 modelos (27 de cada uno).

Los modelos desarrollados mostraron una precisión razonable en la predicción del COS, aunque presentan errores esperados. Los indicadores estadísticos evidenciaron que, a pesar de las limitaciones, los resultados son suficientemente confiables para interpretar tendencias en el contenido de COS. El valor de RECM sugiere que,

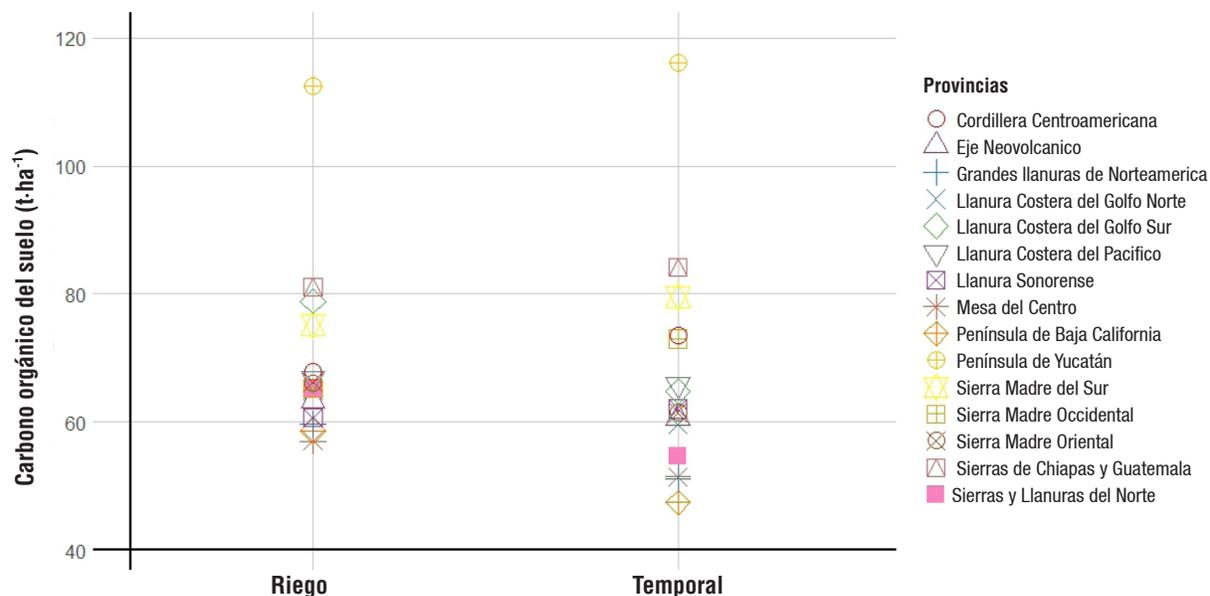


Figura 2. Distribución espacial de los contenidos de carbono orgánico del suelo por tipo de agricultura y región fisiográfica.

en promedio, las predicciones del modelo difieren en 23 unidades respecto a los valores observados. El EAM muestra que el error absoluto promedio en las predicciones es de aproximadamente 17 unidades. El PEAM revela que las predicciones se desvían en aproximadamente 26 % de los valores observados. El R^2 explica alrededor del 25 % de la variabilidad del COS, lo cual sugiere que gran parte de la variabilidad no está siendo capturada por los modelos, mientras que un sesgo de -0.61 indica que los modelos tienden a subestimar ligeramente el contenido de COS. Finalmente, el índice de Lin de 0.685, junto con un intervalo de confianza estrecho (0.409 a 0.420), sugiere una concordancia moderada entre los valores predichos y observados.

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

La utilidad de los modelos, a pesar de sus limitaciones, es respaldada por métricas adicionales como el EAM (Li, 2017). En India, se obtuvieron valores de EAM de hasta 52 y RECM de 130 para modelos climáticos múltiples

proyectados (Rashiq et al., 2024), mientras que en Irán, los resultados de EAM y RECM, de modelos para predecir el contenido de COS en suelos agrícolas enriquecidos con materiales calcáreos, fueron 0.0056 y 0.62 % de los valores reales, respectivamente (Abdoli et al., 2023).

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

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

Con incrementos de temperatura de hasta 6 °C, los modelos estiman una pérdida de 7 % del COS en sistemas de agricultura de riego y de 6 % en sistemas de agricultura

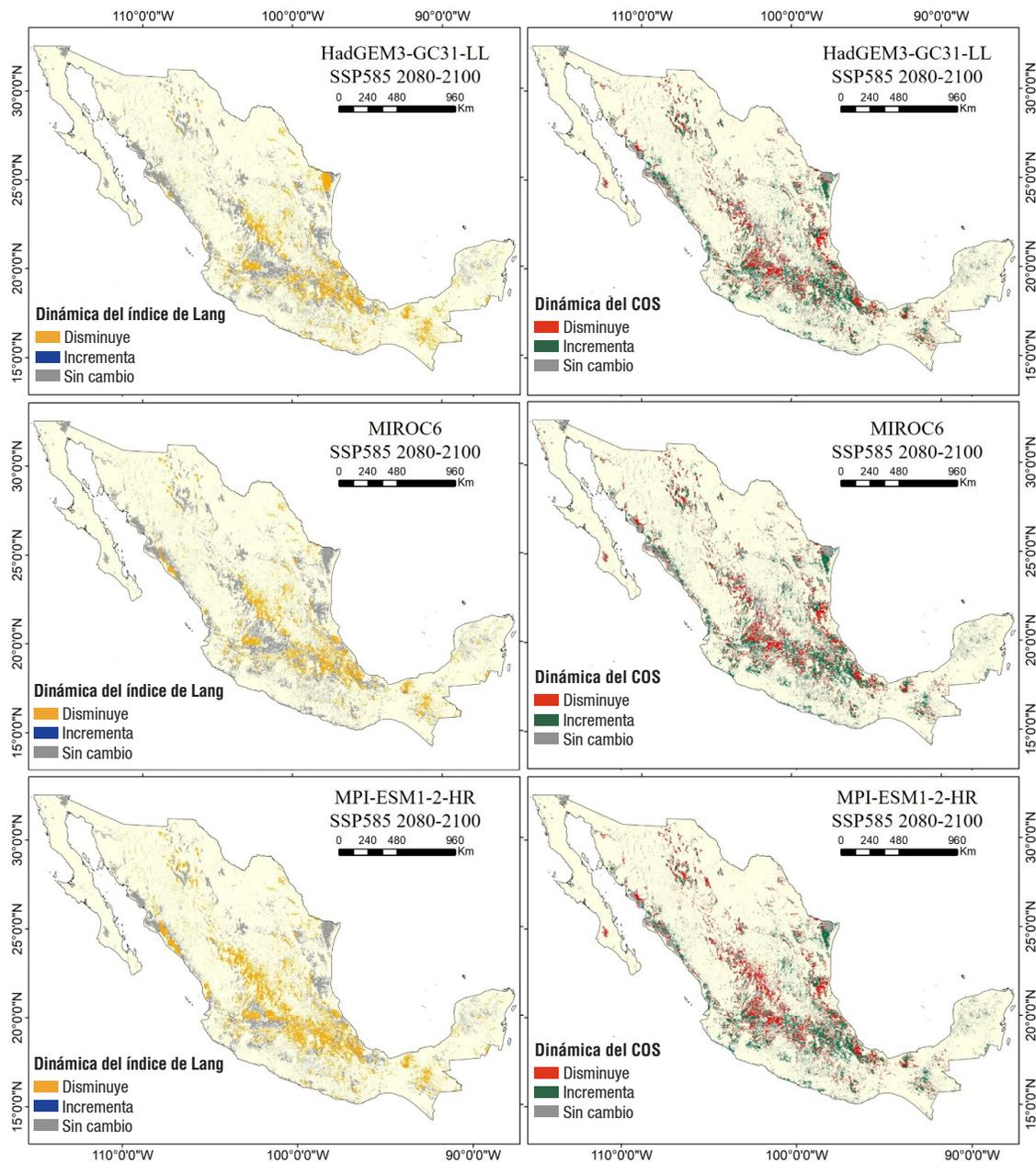


Figura 3. Proyecciones de cambios en el índice de Lang y el carbono orgánico del suelo (COS) en zonas agrícolas.

de temporal (Figura 4). A pesar de las tendencias negativas, se espera que la precipitación aumente un 12 % en zonas de agricultura de riego y disminuya un 12 % en zonas de agricultura de temporal. Las altas temperaturas pueden acelerar la descomposición de la materia orgánica y reducir las reservas del COS, al favorecer la actividad microbiana y, por ende, la actividad enzimática (Liu et al., 2024a; Liu et al., 2024b).

Por otro lado, las variaciones en la precipitación influyen directamente en los niveles de humedad del suelo, factor clave en el proceso de descomposición y en las tasas de respiración microbiana. Cuando la precipitación aumenta,

como en las zonas de riego, los niveles de humedad del suelo también se incrementan, lo cual favorece una mayor mineralización del COS debido a la intensificación de la actividad microbiana (Zhao et al., 2021). Sin embargo, un exceso de humedad puede generar condiciones anaeróbicas y promover la liberación de gases de efecto invernadero como metano (da Cunha-Santino & Bianchini, 2023). En contraste, la disminución de la precipitación en zonas de temporal puede limitar la actividad microbiana al reducir la humedad del suelo, con lo cual disminuyen las tasas de respiración y descomposición del COS (Liu et al., 2017). La interacción compleja entre temperatura, precipitación, humedad y actividad microbiana es funda-

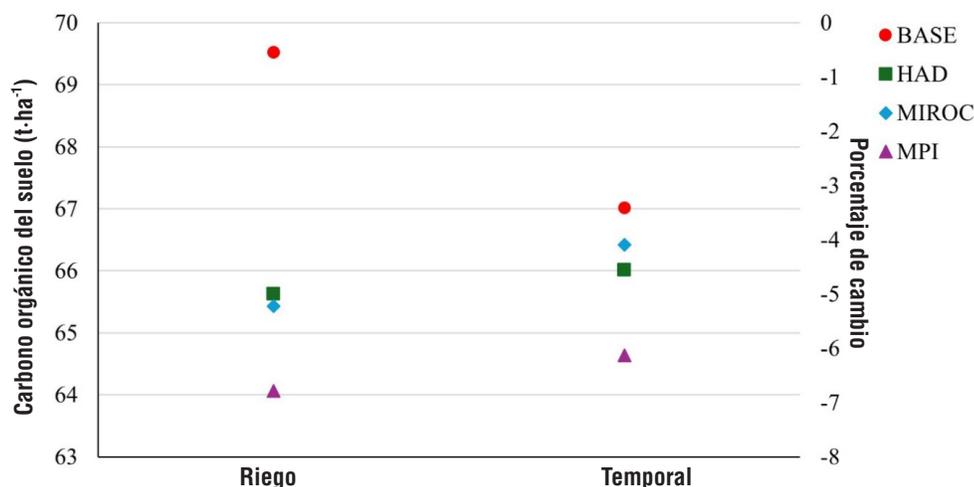


Figura 4. Dinámica del carbono orgánico del suelo: comparación entre línea base y escenarios futuros de cambio climático con diferentes modelos.

mental para comprender cómo las condiciones climáticas futuras podrían modificar la estabilidad del COS (Wang et al., 2025).

Un análisis global sugiere que los suelos agrícolas han perdido un promedio de 2.5 a 3.9 % de COS desde 1919, lo cual se atribuye a los cambios en las condiciones climáticas (Poehlau & Dechow, 2023). Por ejemplo, en China se reportó que un aumento de 4 °C provocó una disminución de 17 % en las reservas de COS en suelos agrícolas (Wang et al., 2023).

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

Es importante destacar que las variaciones en la temperatura y la precipitación impactan directamente en el desarrollo y rendimiento de los cultivos, al aumentar su vulnerabilidad frente a condiciones adversas (IPCC, 2022; Wheeler & von Braun, 2013). Arce-Romero et al. (2020) y Monterroso-Rivas et al. (2018) señalan que cultivos como el frijol y el trigo podrían experimentar reducciones de hasta 40 % en algunas regiones de México debido al cambio climático. Estas pérdidas potenciales representan un desafío significativo para la seguridad alimentaria y la sostenibilidad de la agricultura (Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO], 2020).

La implementación de prácticas de manejo sostenible de la tierra tiene un gran potencial para recuperar las reservas

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

Conclusiones

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

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

Las proyecciones generadas permiten anticipar el comportamiento del COS, aunque presentan un margen de incertidumbre inherente. Si bien los modelos incluyeron

factores climáticos y edáficos, es importante considerar que otras variables, como las prácticas agrícolas, también influyen en los resultados.

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

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

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

Referencias

- Abdoli, P., Khanmirzaei, A., Hamzeh, S., Rezaei, S., & Moghimi, S. (2023). Use of remote sensing data to predict soil organic carbon in some agricultural soils of Iran. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 30, 100969. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.100969>
- Arce-Romero, A., Monterroso-Rivas, A. I., Gómez-Díaz, J. D., Palacios-Mendoza, M. Á., Navarro-Salas, E. N., López-Blanco, J., & Conde-Álvarez, A. C. (2020). Crop yield simulations in Mexican agriculture for climate change adaptation. *Atmosfera*, 33(3), 215-231. <https://doi.org/10.20937/ATM.52430>
- Canaza, D., Calizaya, E., Chambi, W., Calizaya, F., Mindani, C., Cuentas, O., Caira, C., & Huacani, W. (2023). Spatial distribution of soil organic carbon in relation to land use, based on the weighted overlay technique in the high Andean Ecosystem of Puno-Peru. *Sustainability*, 15(13), 10316. <https://doi.org/10.3390/su151310316>
- Chen, Q., Niu, B., Hu, Y., Luo, T., & Zhang, G. (2020). Warming and increased precipitation indirectly affect the composition and turnover of labile-fraction soil organic matter by directly affecting vegetation and microorganisms. *Science of the Total Environment*, 714, 136787. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.136787>
- Comisión Nacional del Agua (CONAGUA). (2021). *Estadísticas agrícolas de los distritos de temporal tecnificado, año agrícola 2020-2021*. CONAGUA. <https://www.gob.mx/conagua/documentos/estadisticas-agricolas-de-los-distritos-de-temporal-tecnificado>
- Comisión Nacional de Zonas Áridas-Universidad Autónoma Chapingo (CONAZA-UACH). (2023). *Informe nacional 2022 de acciones contra la desertificación, degradación de tierras y sequía en México*. CONAZA-UACH.
- Conde, C., Ferrer, R., & Orozco, S. (2006). Climate change and climate variability impacts on rainfed agricultural activities and possible adaptation measures. A Mexican case study. *Atmosfera*, 19(3), 181-194. <https://www.redalyc.org/pdf/565/56519303.pdf>
- da Cunha-Santino, M. B., & Bianchini, I. (2023). Reviewing the organic matter processing by wetlands. *Acta Limnologica Brasiliensia*, 35, e19. <https://doi.org/10.1590/S2179-975X3423>
- de Jong, B., Cairns, M., Haggerty, P., Ramírez, N., Ochoa, S., Mendoza, J., González, M., & March, I. (1999). Land-use change and carbon flux between 1970s and 1990s in central highlands of Chiapas, Mexico. *Environmental Management*, 23(3), 373-385. <https://doi.org/10.1007/s002679900193>
- Dionizio, E. A., Pimenta, F. M., Lima, L. B., & Costa, M. H. (2020). Carbon stocks and dynamics of different land uses on the Cerrado agricultural frontier. *PLoS ONE*, 15(11), e0241637. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0241637>
- ESRI. (2020). *ArcMap Desktop 10.8.1* [Software]. <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/get-started/installation-guide/installing-on-your-computer.htm>
- Flores-Delgado, L., Fedick, S. L., Solleiro-Rebolledo, E., Palacios-Mayorga, S., Ortega-Larrocea, P., Sedov, S., & Osuna-Ceja, E. (2011). A sustainable system of a traditional precision agriculture in a Maya homegarden: Soil quality aspects. *Soil and Tillage Research*, 113(2), 112-120. <https://doi.org/10.1016/j.still.2011.03.001>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2020). *The state of food and agriculture. Overcoming water challenges in agriculture*. FAO. <https://doi.org/10.4060/cb1447en>
- Frelüh-Larsen, A., Riedel, A., Hobeika, M., Scheid, A., Gattinger, A., & Niether, W. (2022). *Role of soils in climate change mitigation*. German Environment Agency
- Gómez, J. A., Guzmán, G., Toloza, A., Resch, C., García-Ruiz, R., & Mabit, L. (2020). Variation of soil organic carbon, stable isotopes, and soil quality indicators across an erosion-deposition catena in a historical Spanish olive orchard. *Soil*, 6(1), 179-194. <https://doi.org/10.5194/soil-6-179-2020>
- González-Molina, L., Etchevers-Barra, J. D., & Hidalgo-Moreno, C. (2008). Carbono en suelos de ladera: factores que deben considerarse para determinar su cambio en el tiempo. *Agrociencia*, 42(7), 741-751. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=30211207001>
- Guo, Y., Zeng, Z., Wang, J., Zou, J., Shi, Z., & Chen, S. (2023). Research advances in mechanisms of climate change impacts on soil organic carbon dynamics. *Environmental Research Letters* 18(10), 103005. Institute of Physics. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acfa12>
- Hateffard, F., Szatmári, G., & Novák, T. J. (2023). Applicability of machine learning models for predicting soil organic carbon content and bulk density under different soil conditions. *Soil Science Annual*, 74(1), 165879. <https://doi.org/10.37501/soilsa/165879>
- Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático-Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (INECC-SEMARNAT). (2015). *Primer Informe Bienal de Actualización ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático*. INECC-SEMARNAT <https://www.gob.mx/inecc/documentos/primer-informe-bienal-de-actualizacion-ante-la-convencion-marco-de-las-naciones-unidas-sobre-el-cambio-climatico>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2001). *Conjunto de datos vectoriales fisiográficos. Continuo nacional serie I. Provincias fisiográficas* [Conjunto de datos]. INEGI <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267575>

- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2007). *Censo agrícola, ganadero y forestal 2007*. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/programas/cagf/2007/default.html#Tabulados>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2013a). *Conjunto de datos de perfiles de suelos. Escala 1:250 000. Serie II*. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825266707>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2013b). *Continuo de elevaciones mexicano y modelos digitales de elevación*. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/app/geo2/elevacionesmex/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2023). *Resultados definitivos del censo agropecuario 2022*. INEGI. https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2023/CA_Def/CA_Def2022.pdf
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2024). *Estadísticas a propósito del día mundial del agua: desafíos y oportunidades en el uso agrícola en México*. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/app/saladeprensa/noticia.html?id=8942>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2006). *2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. IPCC. <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2022). *Climate change 2022: Impacts, adaptation and vulnerability*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009325844>
- Jia, Y., Kuzyakov, Y., Wang, G., Tan, W., Zhu, B., & Feng, X. (2020). Temperature sensitivity of decomposition of soil organic matter fractions increases with their turnover time. *Land Degradation and Development*, 31(5), 632-645. <https://doi.org/10.1002/ldr.3477>
- Lal, R. (2004). Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. *Science*, 304, 1623-1627. <https://doi.org/10.1126/science.1097396>
- Li, J. (2017). Assessing the accuracy of predictive models for numerical data: Not r nor r^2 , why not? Then what?. *PLoS ONE*, 12(8), e0183250. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0183250>
- Liu, G., Sun, J., Xie, P., Guo, C., Zhu, K., & Tian, K. (2024a). Climate warming enhances microbial network complexity by increasing bacterial diversity and fungal interaction strength in litter decomposition. *Science of the Total Environment*, 908, 168444. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168444>
- Liu, X., Tian, Y., Heinzle, J., Salas, E., Kwatcho-Kengdo, S., Borken, W., Schindlbacher, A., & Wanek, W. (2024b). Long-term soil warming decreases soil microbial necromass carbon by adversely affecting its production and decomposition. *Global Change Biology*, 30(6), e17379. <https://doi.org/10.1111/gcb.17379>
- Liu, Z., Zhang, Y., Fa, K., Qin, S., & She, W. (2017). Rainfall pulses modify soil carbon emission in a semiarid desert. *Catena*, 155, 147-155. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.03.011>
- Luković, J., Burić, D., Mihajlović, J., & Pejović, M. (2024). Spatial and temporal variations of aridity-humidity indices in Montenegro. *Theoretical and Applied Climatology*, 155(6), 4553-4566. <https://doi.org/10.1007/s00704-024-04893-y>
- Meena, R. S., Singh, A. K., Jataw, S. S., Rai, S., Pradhan, G., Kumar, S., Mina, K. K., & Jhariya, M. K. (2024). Significance of soil organic carbon for regenerative agriculture and ecosystem services. In K. Singh, M. C. Ribeiro, & Ö. Calicioglu (Eds.), *Biodiversity and Bioeconomy* (pp. 217-240). Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95482-2.00010-9>
- Mendoza, J., Karlton, E., & Olsson, M. (2003). Estimations of amounts of soil organic carbon and fine root carbon in land use and land cover classes, and soil types of Chiapas highlands, Mexico. *Forest Ecology and Management*, 177(1-3), 191-206. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00439-5](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00439-5)
- Monterroso-Rivas, A. I., Conde-Álvarez, A. C., Pérez-Damian, J. L., López-Blanco, J., Gaytan-Dimas, M., & Gómez-Díaz, J. D. (2018). Multi-temporal assessment of vulnerability to climate change: insights from the agricultural sector in Mexico. *Climatic Change*, 147(3-4), 457-473. <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2157-7>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons, Inc.
- Mu, Y., Ye, R., Xiong, K., Li, Y., Liu, Z., Long, Y., Cai, L., & Zhou, Q. (2024). Response of soil organic carbon to land-use change after farmland abandonment in the karst desertification control. *Plant and Soil*, 501, 595-610. <https://doi.org/10.1007/s11104-024-06541-w>
- Mundada, S., Jain, P., & Kumar, N. (2024). Prediction of soil organic carbon using machine learning techniques and geospatial data for sustainable agriculture. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 1-14. <https://doi.org/10.3233/JIFS-240493>
- Naba, C., Ishidaira, H., Magome, J., & Souma, K. (2024). Exploring the potential of soil and water conservation measures for climate resilience in Burkina Faso. *Sustainability*, 16(18), 7995. <https://doi.org/10.3390/su16187995>
- Page, K. L., Dang, Y. P., & Dalal, R. C. (2020). The ability of conservation agriculture to conserve soil organic carbon and the subsequent impact on soil physical, chemical, and biological properties and yield. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 4(31), 1-17. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2020.00031>
- Paz, F., Covalada, S., Hidalgo, C., Etchevers, J., & Matus, F. (2016). Modelación simple y operativa de la distribución del carbono orgánico por fracciones físicas en los suelos. *Terra Latinoamericana*, 34(3), 321-337. <https://www.terralatinoamericana.org.mx/index.php/terra/article/view/152>
- Paz, F., & Etchevers, J. (2016). Distribución a profundidad del carbono orgánico en los suelos de México. *Terra Latinoamericana*, 34(3), 339-355. <https://www.terralatinoamericana.org.mx/index.php/%20terra/article/view/153/132>
- Poeplau, C., & Dechow, R. (2023). The legacy of one hundred years of climate change for organic carbon stocks in global agricultural topsoils. *Scientific Reports*, 13(1), 7483. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-34753-0>
- Posit team. (2023). *RStudio: Integrated Development Environment for R* [Software]. <http://www.posit.co/>
- Qiu, L., Zhu, J., Zhu, Y., Hong, Y., Wang, K., & Deng, J. (2013). Land use changes induced soil organic carbon variations in agricultural soils of Fuyang County, China. *Journal of Soils and Sediments*, 13(6), 981-988. <https://doi.org/10.1007/s11368-013-0684-4>
- Rashiq, A., Kumar, V., & Prakash, O. (2024). A spatiotemporal assessment of the precipitation variability and pattern, and an evaluation of the predictive reliability, of global climate models over Bihar. *Hydrology*, 11(4), 50. <https://doi.org/10.3390/hydrology11040050>
- Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales-Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático (SEMARNAT-INECC). (2018). *Sexta Comunicación Nacional y Segundo Informe Bienal de Actualización ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio*

- climático. SEMARNAT-INECC. https://www4.unfccc.int/sites/SubmissionsStaging/NationalReports/Documents/69287541_Mexico-BUR2-NC6-2-MEX_6aNC_Revisada.pdf
- Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP). (2023). *Anuario estadístico de la producción agrícola*. SIAP. <https://nube.siap.gob.mx/cierreagricola/>
- Shang, C., & Tiessen, H. (2003). Soil organic C sequestration and stabilization in karstic soils of Yucatan. *Biogeochemistry*, 62(2), 177-196. <https://doi.org/10.1023/A:1021123728639>
- Smith, P., & Olesen, J. E. (2010). Synergies between the mitigation of, and adaptation to, climate change in agriculture. *Journal of Agricultural Science*, 148(5), 543-552. <https://doi.org/10.1017/S0021859610000341>
- Stolbovoy, V. S., & Fil, P. P. (2023). Assessment of the carbon content in agricultural soils of the European Russia for climate projects. *Izvestiâ Rossijskoj Akademii Nauk. Seriâ Geografičeskââ*, 87(4), 568-583. <https://doi.org/10.31857/S2587556623040143>
- Vannier, C., Cochrane, T. A., Reza, P. Z., & Bellamy, L. (2022). An analysis of agricultural systems modelling approaches and examples to support future policy development under disruptive changes in New Zealand. *Applied Sciences*, 12(5), 2746. <https://doi.org/10.3390/app12052746>
- Wang, S., Zhang, X., Adhikari, K., Wang, Z., Shi, D., Jin, X., & Qian, F. (2023). Impact of future climate warming on soil organic carbon stocks in Inner Mongolia, China. *Ecological Indicators*, 156, 111208. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111208>
- Wang, X., Chen, F., Zeng, J., Wang, Z., Feng, Y., Wang, X., Ren, C., Yang, G., Zhong, Z., & Han, X. (2025). Divergent responses of soil glomalin and microbial necromass to precipitation reduction: New perspectives from soil aggregates and multi-trophic networks. *Soil Biology and Biochemistry*, 200, 109638. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2024.109638>
- Wheeler, T., & Braun, J. (2013). Climate change impacts on global food security. *Science*, 341(6145), 508-513. <https://doi.org/10.1126/science.1239402>
- Wiesmeier, M., Urbanski, L., Hobbey, 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>
- WorldClim. (2024, January 23). *WorldClim - Global Climate Data*. <https://worldclim.org/>
- Zayani, H., Fouad, Y., Michot, D., Kassouk, Z., Baghdadi, N., Vaudour, E., Lili-Chabaane, Z., & Walter, C. (2023). Using machine-learning algorithms to predict soil organic carbon content from combined remote sensing imagery and laboratory Vis-NIR spectral datasets. *Remote Sensing*, 15(17), 4264. <https://doi.org/10.3390/rs15174264>
- Zhao, F., Wu, Y., Hui, J., Sivakumar, B., Meng, X., & Liu, S. (2021). Projected soil organic carbon loss in response to climate warming and soil water content in a loess watershed. *Carbon Balance and Management*, 16(1), 24. <https://doi.org/10.1186/s13021-021-00187-2>
- Zsolt, S., Tállai, M., Kincses, I., László, Z., Kátai, J., & Vágó, I. (2020). Effect of various soil cultivation methods on some microbial soil properties. *DRC Sustainable Future: Journal of Environment, Agriculture, and Energy*, 1(1), 14-20.