DOI: 10.11766/trxb202604290222 **CSTR: 32215.14.trxb202604290222**

何嘉莉，高维常，陈剑，严国菁，张煜，邹庭润，谢恩泽，赵永存. 近 20 年贵州省农田土壤有机碳时空演变研究[J]. 土壤学报，2027，
HE Jiali, GAO Weichang, CHEN Jian, YAN Guojing, ZHANG Yu, ZOU Tingrun, XIE Enze, ZHAO Yongcun. Spatiotemporal Dynamics of Soil Organic Carbon in Croplands of Guizhou Province over the Past 20 Years[J]. Acta Pedologica Sinica, 2027,

近 20 年贵州省农田土壤有机碳时空演变研究*

何嘉莉[1,2,3]，高维常[4†]，陈 剑[1]，严国菁[1,2]，张 煜[1,2]，邹庭润[1,2]，谢恩泽[1]，赵永存[1,2,3,5†]

（1. 中国科学院南京土壤研究所，南京 211135；2. 中国科学院大学，北京 100049；3. 中国科学院大学南京学院，南京 211135；4. 贵州省烟草科学研究院，贵阳 550081；5. 江西鹰潭农田生态系统国家野外科学观测研究站，江西鹰潭 335211）

摘 要：精准预测农田土壤有机碳密度（Soil organic carbon density，SOCD）时空连续分布是评估区域土壤固碳潜力的关键。尽管地统计学、机器学习和过程模型已广泛应用于 SOCD 时空演变研究，但受复杂地形、多源环境因子及多期样本数据限制，我国贵州省农田 SOCD 长期连续时空重建、变化阶段识别及不确定性量化仍面临挑战。本研究基于 2006 至 2024 年间贵州省四期共计 2 295 个样点数据及 67 个协变量，构建时空替代机器学习模型，重建了农田表层（0～20 cm）SOCD 时空演变序列。结果表明：2006—2024 年间贵州省农田表层 SOCD 总体由 33.48 增至 36.89 $t·hm^{-2}$，年均固碳速率为 0.18$t·hm^{-2}·a^{-1}$（95%置信区间：0.15～0.23$t·hm^{-2}·a^{-1}$）。贵州省农田土壤固碳速率呈现阶段性特征，其中 2006—2012 年间土壤固碳速率较快，达到 0.22$t·hm^{-2}·a^{-1}$，2013—2024 年土壤固碳速率有所放缓，达到 0.14 $t·hm^{-2}·a^{-1}$；从面积和空间上看，过去近二十年，95%的农田发挥了碳汇功能，其中遵义市（0.21$t·hm^{-2}·a^{-1}$）、黔西南（0.22 $t·hm^{-2}·a^{-1}$）农田土壤固碳速率较大。变量重要性分析表明土壤温度、土壤湿度及有机肥投入对贵州省农田 SOCD 时空演变影响较大，相对重要性分别达到 14.76%、9.81%、9.08%。研究揭示了贵州省农田土壤 SOCD 时空演变规律，也为其他区域农田土壤有机碳研究提供方法借鉴。

关键词：土壤有机碳密度；时空替代；机器学习；农田；贵州省

中图分类号：S15 **文献标志码：**A

Spatiotemporal Dynamics of Soil Organic Carbon in Croplands of Guizhou Province over the Past 20 Years

HE Jiali[1,2,3], GAO Weichang[4†], CHEN Jian[1], YAN Guojing[1,2], ZHANG Yu[1,2], ZOU Tingrun[1,2], XIE Enze[1], ZHAO Yongcun[1,2,3,5†]

(*1. Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing* 211135, *China*; *2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing*

* 中国科学院战略性先导科技专项（XDA0440405）和中国烟草总公司重点研发项目（110202402016）资助 Supported by the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (No. XDA0440405) and the Key Research and Development Project of China National Tobacco Corporation (No. 110202402016)

† 通讯作者 Corresponding author，E-mail:gzyksg@163.com； yczhao@issas.ac.cn

作者简介：何嘉莉（2003-），女，山东青岛人，硕士研究生，主要从事土壤有机碳时空演变研究。E-mail: hejiali@issas.ac.cn

收稿日期：2026-04-29；收到修改稿日期：2026-10-12；网络首发日期（www.cnki.net）：年-月-日

100049, *China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Nanjing, Nanjing* 211135*, China; 4. Guizhou Academy of Tobacco Science, Guiyang* 550081*, China; 5. National Field Observation and Research Station (Jiangxi Yingtan) for Agro-Ecosystem, Yingtan, Jiangxi* 335211, *China*)

Abstract: 【Objective】Accurate prediction of the spatiotemporal distribution of cropland soil organic carbon density (SOCD) is essential for assessing regional carbon sequestration potential. Although existing studies have extensively explored the spatiotemporal dynamics of SOCD using geostatistical methods, machine learning, and process-based models, further improvements are still needed in reconstructing continuous spatiotemporal changes in cropland SOCD, identifying stage-specific patterns, and quantifying uncertainties under complex terrain conditions. 【Method】In this study, Guizhou Province was selected as the study area. Based on 2 295 soil samples collected from four periods between 2006 and 2024, together with 67 covariates, a machine learning model was developed using a space-for-time substitution approach to reconstruct the spatiotemporal dynamics of SOCD in the topsoil layer (0-20 cm). 【Result】SOCD in the cropland topsoil of Guizhou increased from 33.48 to 36.89 $t \cdot hm^{-2}$ during 2006-2024, with an average sequestration rate of 0.18$t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$ (95% CI: 0.15-0.23$t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$). The trend showed clear stage differences, with a faster increase during 2006-2012 (0.22$t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$) and a slower rate during 2013-2024 (0.14$t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$). Over the past two decades, about 95% of cropland acted as a carbon sink. Higher sequestration rates were mainly found in Zunyi (0.21$t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$) and Qianxinan (0.22$t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$). Among all variables, soil temperature, soil moisture, and organic fertilizer input played the most important roles, with relative contributions of 14.76%, 9.81%, and 9.08%, respectively. 【Conclusion】These results provide a clear picture of how SOCD has changed over time in Guizhou's farmland and offer a practical approach that can be applied to similar studies in other regions.

Key words: Soil organic carbon density; Space-for-time substitution; Machine learning; Cropland; Guizhou Province

土壤有机碳（Soil organic carbon，SOC）作为农田土壤肥力形成的基础，不但影响作物产量和土壤健康，而且在全球气候变化中扮演重要角色[1-2]。相较底层土壤，表层土壤 SOC 含量通常最高，周转速率也最大，其对气候变化及人为管理的响应也更为敏感[3-4]。因此，准确把握农田表层土壤 SOC 时空演变规律，对于应对气候变化、保障粮食安全、实现全球可持续发展目标等均具有重要意义[5-7]。

目前，SOC 时空变化主要采用过程模型模拟和数字土壤制图（Digital soil mapping，DSM）两类方法进行量化估算。过程模型（如 DNDC、RothC 等）从生物地球化学机制层面刻画碳循环过程，但在大尺度 SOC 栅格化模拟时，仍面临模型结构与参数化方案局限，以及空间显式输入数据可获得性不足等因素制约，限制了其模拟精度与区域适用性[8-10]。DSM 方法通常基于多时段 SOC 样点数据，采用地统计学方法[11]或机器学习模型[12-14]对 SOC 在不同时间节点进行独立的空间预测，进而通过空间差减，获取 SOC 的时空变化信息。但由于各时段预测结果相互独立，难以反映 SOC 时空演变的阶段性特征[15]。时空替代（space-for-time substitution，ST）思想则为弥补上述不足提供了新的研究思路。ST 的核心假设在于，驱动目标变量空间变异的环境因子同样主导其随时间变化的过程，从而可利用空间梯度信息推断时间演变规律[16-17]。ST 方法已在生态系统演替[18]及历史环境变化[19]等研究中得到广泛应用，但在 DSM 框架下的 SOC 时空演变序列重建及不确定性分析研究中仍相对不足[20-21]。近年来，时空替代结合机器学习的 SOC 时空预测研究已取得较多进展。但在贵州等复杂喀斯特农田区域，受地形破碎、土壤类型多样、环境协变量空间变异强以及长期连续农业管理数据获取困难等因素限制，农田土壤有机碳密度（Soil organic carbon density，SOCD）连续时空演变序列重建、阶段性特征识别及不确定性量化仍面临较大挑战。

贵州省位于我国西南喀斯特集中分布区，是典型的生态脆弱区域和重要农业生产区。由于喀斯特地貌发育强烈，土层浅薄、坡耕地比例高，土壤侵蚀和石漠化风险突出，准确刻画农田 SOC 的时空分布，对于评估区域土壤碳储量、揭示农业生态系统碳循环过程以及制定土壤碳管理策略具有重要意义。然而，贵州农田 SOC 动态受自然环境与人为管理的共同影响，具有显著的空间异质性和时间变异性。一方面，复杂破碎的地形格局、土壤类型和成土母质差异，以及水热条件和植被覆盖变

化导致 SOC 空间分布高度不均；另一方面，农业管理措施的长期变化进一步增加了 SOC 演变过程的不确定性。此外，土壤样点时空分布不均也限制了区域尺度 SOC 动态的准确刻画。目前，已有研究多关注特定时期 SOC 空间格局，或通过不同年份预测结果进行差值分析，对复杂喀斯特农田 SOC 长期连续变化过程及阶段性演变特征缺乏系统认识。因此，仍需回答以下关键科学问题：（1）过去近二十年来，贵州农田 SOCD 是否持续增加，其固碳过程是否存在明显阶段性变化？（2）影响农田 SOCD 时空演变的主要因素是什么？

基于此，本文以贵州省农田表层 SOCD 为研究对象，结合多期实测样本、静态环境协变量和逐年动态协变量，构建基于时空替代的机器学习模型，重建 2006—2024 年农田表层（0～20 cm）SOCD 时空演变序列，量化其时空变化特征及不确定性，并识别主要驱动因素。研究结果可为复杂喀斯特区农田土壤碳汇评估、农田质量提升及区域土壤碳管理提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区为贵州省（24°37′N—29°13′N，103°36′E—109°35′E）（图 1），地处我国西南地区东部。该区属亚热带湿润季风气候，气候温和，雨量充沛，年均温 14～16 ℃，年均降水量 1 100～1 300 mm。全省地形以高原、山地为主，地势总体呈西高东低、南高北低的特征，喀斯特地貌广泛分布，地形起伏较大。贵州省地质背景复杂，碳酸盐岩分布广泛，成土母质主要包括石灰岩、白云岩等碳酸盐岩风化物，以及砂页岩、玄武岩、第四纪红色黏土和河流冲积物等。不同成土母质在矿物组成、风化程度、土层厚度和保水保肥能力等方面存在差异，是影响区域土壤类型、土壤质地及土壤有机碳空间分布的重要自然因素。贵州省的主要土壤类型包括黄壤、黄棕壤、石灰土和水稻土。研究区耕地以坡耕地和坝区耕地为主，农业生产受地形、水热条件和成土母质共同影响。

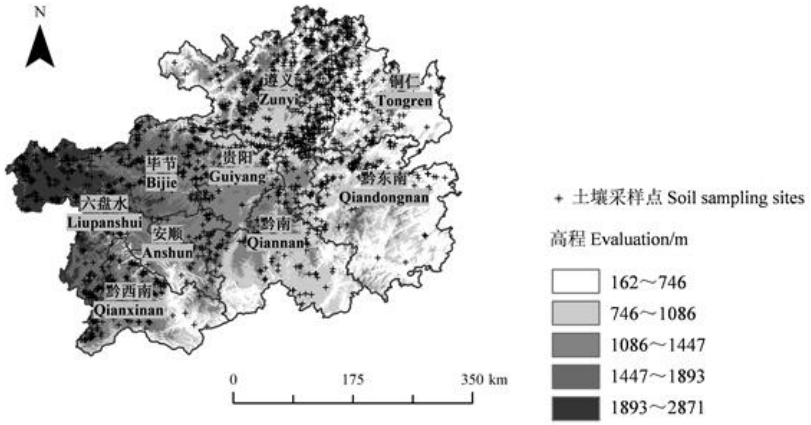


图 1 贵州省地形及土壤采样点分布图

Fig. 1 Topography of Guizhou Province and distribution of soil sampling sites

1.2 SOC 数据

分别于 2006 年、2019 年、2023 年开展了三期土壤采样调查。三期分别采集土壤样本 999、494、486 个。其中每个采样点按“S”形布设 5 个子点，采集表层（0～20 cm）土样，并记录采样点的经纬度、海拔高度、土地利用类型、土壤类型等关键信息，将土样充分混合后，采用四分法保留 1.5 kg 土样。将采集的土样自然风干、去杂、磨碎，过 0.25 mm 网筛，混匀后用于有机质含量测定。土壤

有机质含量采用重铬酸钾外加热法测定[22]，并将土壤有机质含量乘以 0.58 转换为 SOC 含量。需要指出的是本研究样点主要布设于农田范围内，覆盖贵州省典型耕作制度，包括玉米-烟草轮作、玉米单作、烟草-水稻轮作及其他种植类型，同时涉及坡耕地、坝区耕地等主要耕地类型。此外，为更加准确地重建 SOC 时空演变序列，本研究收集并整理了《中国土系志 • 中西部卷 • 贵州卷》[23]中 2015 年前后的 316 条 SOC 数据，并摘录其采样时间、经纬度、采样深度（上限深度、下限深度）等相关信息，用于补充样点数据。本研究采用如下公式将 SOC 转换为 SOCD，用于后续的储量评估和时空分析：

$$\mathrm{SOCD} = C_{\mathrm{fs}} \cdot \mathrm{BD}_{\mathrm{fs}} \cdot \mathrm{Depth} \cdot \left(1 - \mathrm{RF}\right) \cdot 0.1 \qquad (1)$$

式中，C_{fs} 为细土（<2 mm）中有机碳质量含量（g·kg^{-1}）；$\mathrm{BD}_{\mathrm{fs}}$ 为细土容重（g·cm^{-3}），即去除直径大于 2 mm 砾石后粒径小于 2 mm 细土部分的单位体积干质量；Depth 为土层厚度（20 cm）；RF 为大于 2 mm 砾石的体积分数；0.1 为单位换算系数，用于将结果转换为 t·hm^{-2}。其中，土壤容重（BD）及砾石含量等参数均来源于中国高分辨率国家土壤地球系统科学数据中心基本属性数据集[24]。

1.3 协变量收集与处理

根据数字土壤制图的 SCORPAN 范式[25]，本研究选取静态与动态两大类共 67 个环境因子作为 SOCD 预测的协变量，其中静态协变量 49 个、动态协变量 18 个。

静态协变量涵盖地形、土地利用、土壤属性、空间信息四大类。地形变量基于 ASTER GDEM（30 m）提取生成，包括高程、地形梯度、Melton 地形起伏指数、负向地形开阔度、正向地形开阔度、坡度、坡高、地形崎岖指数、地形湿润指数、总曲率、谷底平坦度指数、谷深等指标，用于反映研究区地势起伏、水分汇聚及坡面形态特征；土地利用数据采用中国科学院资源环境科学与数据中心（RESDC）发布的 2010 年土地利用/覆被类型数据，用于表征人类活动对土壤碳空间分布的影响；土壤属性相关变量来源于国家地球系统科学数据中心发布的全国土壤属性数据集[24]，包括不同土层（0～5、5～15、15～30、30～60 cm）的容重、黏粒含量、粉粒含量、砂粒含量等土壤质地参数，以及阳离子交换量、砾石含量、土壤 pH 等理化性质，用于刻画土壤本底条件差异；土壤类型相关变量依据第二次全国土壤普查编制的 1∶50 万贵州省土壤图整理获得，包括土类、亚类、土属三个指标。

动态协变量包括气候、植被、农业管理及土壤水热状况四大类，用于表达研究区 SOC 时序变化的动态驱动因子。气候因子与农业管理相关变量均来源于国家青藏高原科学数据中心（https://data.tpdc.ac.cn/），其中气候数据包括潜在蒸散发量、降雨、最高温、平均温、最低温等，用于反映区域水热条件；农业管理涵盖化肥输入量、有机肥输入量，用于反映人为管理措施对土壤碳动态的调控作用，数据来源于 Tian 等[26]；植被相关指标基于 Google Earth Engine（GEE）平台（https://earthengine.google.com/）获取，包括总初级生产力、叶面积指数、归一化植被指数、净初级生产力等，表征植被生长状况及其对土壤碳输入的影响。土壤水热条件及径流数据来源于欧洲中期天气预报中心（ECMWF）发布的 ERA5-Land 月平均再分析数据集（https://cds.climate.copernicus.eu/），主要包括 0～7 cm 和 7～28 cm 两个土层深度的土壤温度、土壤含水量，以及地表径流和亚地表径流等指标。本文将月尺度数据按年份进行汇总，生成逐年土壤水热与径流协变量，并统一重采样至 90 m 空间分辨率后裁剪至研究区范围，用于表征土壤水热条件和径流过程对 SOC 分解与积累的潜在影响。

1.4 时空替代数字土壤制图模型构建

数字土壤制图基于土壤-景观模型理论，通过地统计学或机器学习方法刻画土壤属性与成土环境之间的关系，从而实现土壤属性的空间预测[27]。SCORPAN 范式是目前数字土壤制图的主流框架，即：S = f(s, c, o, r, p, a, n)，其中 s、c、o、r、p、a 和 n 分别表示土壤属性、气候、生物因素、地形、母质、时间及空间位置等环境协变量。近年来，机器学习方法因在刻画复杂非线性关系方面优势明

显，已被广泛应用于数字土壤制图研究[28]。时空替代法（space-for-time substitution）则通过空间变异推断时间变异，在缺乏连续观测数据时，可用于重建历史过程或模拟未来情景[29]。该方法假设土壤属性与环境协变量之间的关系在时间上具有一定稳定性和外推性[12,20]。基于此，可利用当前建立的土壤-环境关系模型，并结合历史或未来时期的环境协变量数据，通过时空替代，对不同时期 SOCD 的空间分布进行预测。

为分析 2006—2024 年贵州省农田表层 SOC 的时空变化特征，本研究构建了时空替代机器学习模型（ML_{st}），具体步骤如下：

（1）数据预处理：对数值型环境协变量进行标准化处理（均值为 0，方差为 1），以提高模型训练的稳定性与可比性。

（2）模型训练与优选：基于不同年份的土壤样点 SOC 观测数据及同期环境协变量，构建 SOC 预测模型。本文依托 H2O.ai 开发的 H2O-3 开源机器学习平台开展模型训练。H2O-3 支持梯度提升机（GBM）、随机森林（RF）、极端梯度提升（XGBoost）、深度学习（Deep Learning）等多种算法，并提供自动机器学习（AutoML）、交叉验证、超参数优化及模型性能排序等功能。本文通过 R 语言 h2o 包调用 H2O-3 的 AutoML 模块，以土壤样点 SOC 含量为响应变量，以气候、地形、植被、土壤属性、土地利用类型及年份等环境因子为预测变量，构建 SOC 预测模型。考虑到 H2O-3 的 AutoML 模块不包含支持向量回归（SVR）算法，本文进一步使用 R 语言 caret 包单独构建 SVR 模型。所有候选模型均采用 10 折交叉验证进行参数优化计算，并根据 10 折交叉验证中的均方根误差选择最优预测模型。

（3）时空分布预测：将目标年份的动态环境协变量（如气候、植被等）与静态协变量（如地形、母质等）输入最优模型，将优选模型应用于贵州省全域 90 m 网格协变量数据进行空间预测，并利用农田掩膜对全域预测结果进行裁剪，最终生成 2006—2024 年贵州省农田 SOCD 空间分布图。该过程体现了时空替代方法基于既有土壤-环境关系进行时间外推的基本思路。

1.5 预测精度评估

为评估模型的时空预测能力，本研究采用独立验证方法对预测结果进行精度评价。首先将全部土壤样点数据集通过分层随机抽样划分为训练集（80%）和验证集（20%）。训练集用于构建模型，验证集则作为独立数据用于评估最终预测精度。本研究首先利用模型预测获取 SOC 含量时空分布数据，再结合 BD 等相关参数进一步计算得到 SOCD。本研究中选择的精度评价指标包括：平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）和 RMSE，用以评价 SOC 时空预测结果的误差大小；而林氏一致性（Lin’s Concordance Correlation Coefficient，LCCC）和决定系数（Coefficient of Determination，R^2）用来评价 SOC 时空预测的准确程度。各精度评价指标计算公式分别为：

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\left(O_{\mathrm{i}}-P_{\mathrm{i}}\right)\right|, \tag{2}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(O_{\mathrm{i}}-P_{\mathrm{i}}\right)^{2}}, \tag{3}$$

$$\mathrm{LCCC}=\frac{2\cdot\rho\cdot SD_p\cdot SD_o}{SD_p^2+SD_o^2+\left(\overline{P}-\overline{O}\right)^2}, \tag{4}$$

$$R^2=\frac{\left[\sum_{i=1}^{N}\left(O_i-\overline{O}\right)\left(P_i-\overline{P}\right)\right]^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(O_i-\overline{O}\right)^2\sum_{i=1}^{N}\left(P_i-\overline{P}\right)^2}\ ,\qquad (5)$$

式中，P_i 和 O_i 分别为验证集中样点 i 的 SOC 的预测值和观测值；ρ 为验证集中样点 SOC 预测值和观测值的皮尔逊相关系数；SD_p 和 SD_o 分别为验证集中 SOC 预测值和观测值的标准差；$\overline{P}$ 和 $\overline{O}$ 分别为验证集中 SOC 预测值和观测值的平均值；N 为验证集样点数量。其中，MAE 和 RMSE 值越小，而 LCCC 和 R^2 值越大，则说明时空预测精度越高。

1.6 土壤固碳速率及驱动因素分析

由于不同年份土壤样点并非完全原位重复采样，本文未直接采用样点实测值差分计算 SOCD 变化速率，而是先基于时空替代机器学习模型重建 2006—2024 年逐年 SOCD 空间分布，再利用逐年预测序列计算 SOCD 变化速率。在区域尺度变化上，首先计算贵州省及其各市 SOCD 逐年分布的平均值，然后以年份为自变量、SOCD 为因变量，利用最小二乘法计算线性回归的斜率，用于表征区域 SOCD 整体变化速率。在栅格尺度上，采用逐像元回归分析计算每个栅格单元的 SOCD 变化速率：

$$S_{year,i}=\beta_0(i)+\beta_1(i)\cdot X_{year}+\varepsilon_i\ ,\qquad (6)$$

式中，$S_{year,i}$ 表示栅格 i 在年份 $year$ 的 SOCD 值；X_{year} 为年份；ε_i 为残差；$\beta_0(i)$ 为截距；$\beta_1(i)$ 为斜率，反映该栅格 SOCD 的年均变化速率。为量化 SOCD 变化速率的不确定性，计算斜率 $\beta_1(i)$ 的 95%置信区间（Confidence Interval，CI）：

$$\mathrm{CI}_{\beta_1(i)}=[\beta_1(i)-t_{\alpha/2}\cdot \mathrm{SE}_{\beta_1(i)},\beta_1(i)+t_{\alpha/2}\cdot \mathrm{SE}_{\beta_1(i)}],\qquad (7)$$

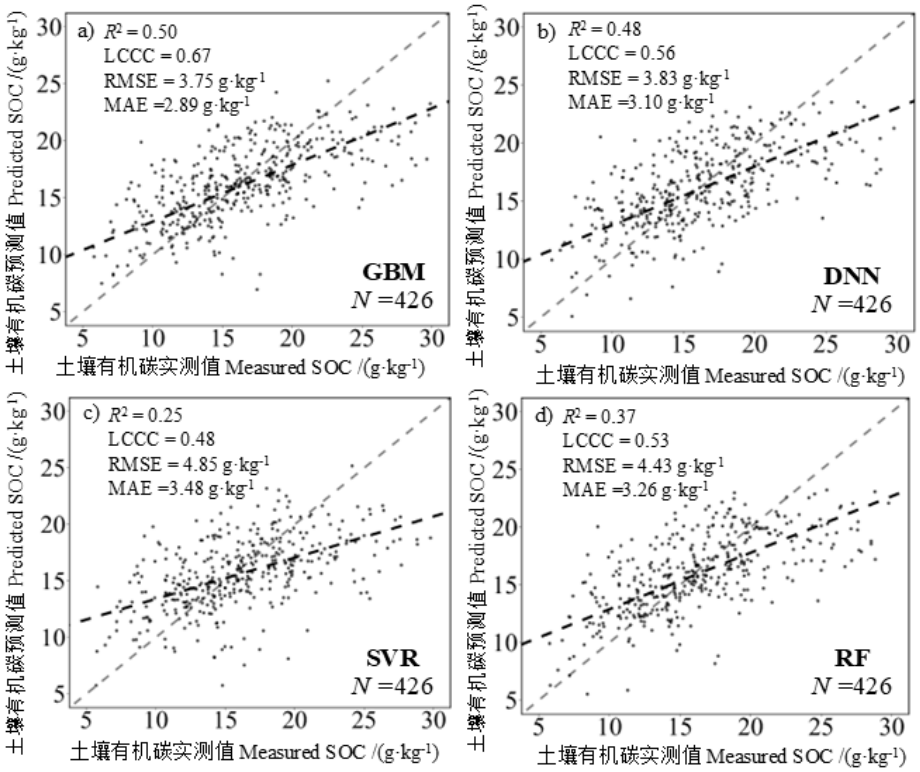
式中，$t_{\alpha/2}$ 为置信水平对应的 t 分布临界值，$SE_{\beta_1(i)}$ 为斜率的标准误差。

驱动因素分析：基于栅格尺度 SOCD 变化速率结果，采用随机森林模型探究环境因子对 SOCD 变化的影响。构建包含 m 个农田栅格（行）和 n 个变量（列）的数据集，其中目标变量为 SOCD 变化速率，解释变量为各类环境因子。通过随机网格搜索优化模型参数，训练随机森林模型，并利用变量重要性评估各环境因子对 SOCD 变化速率的贡献程度。

2 结 果

2.1 不同土壤有机碳预测方法的精度差异

从不同预测模型在验证集上的结果（图 2）来看，四种机器学习方法在 SOC 预测精度上存在明显差异。总体而言，SVR 模型表现最差，其 R^2 为 0.25，RMSE 为 4.85 g·kg^{-1}（图 2c）。RF 模型预测性能有所改善，但仍处于较低水平，其 R^2 为 0.37，RMSE 为 4.43 g·kg^{-1}（图 2d）。DNN 模型进一步提升预测精度，R^2 为 0.48，RMSE 为 3.83 g·kg^{-1}（图 2b）。GBM 模型表现最佳，其 R^2 达到 0.50，RMSE 为 3.75 g·kg^{-1}（图 2a），预测误差最低，拟合效果优于其他三种模型。与 SVR 模型相比，GBM 模型 R^2 提高 0.25，RMSE 降低约 1.10 g·kg^{-1}。综合比较，四种模型的预测精度由高到低排序为 GBM>DNN>RF>SVR。



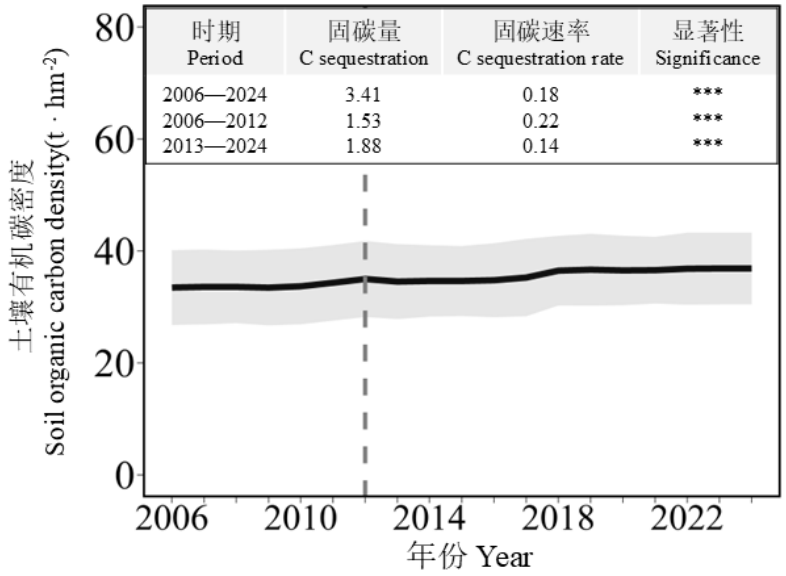
注：*N* 为样本总量。GBM 为梯度提升机 (Gradient Boosting Machine)；DNN 为深度神经网络 (Deep Neural Network)；SVR 为支持向量回归 (Support Vector Regression)；RF 为随机森林 (Random Forest) 模型。R^2 为决定系数 (Coefficient of Determination)；LCCC 为林氏一致性相关系数 (Lin’s Concordance Correlation Coefficient)；RMSE 为均方根误差 (Root Mean Square Error)；MAE 为平均绝对误差 (Mean Absolute Error)。Note: *N* represents the total sample size. GBM, DNN, SVR, and RF denote the Gradient Boosting Machine, Deep Neural Network, Support Vector Regression, and Random Forest models, respectively. R^2 is the coefficient of determination; LCCC is Lin’s Concordance Correlation Coefficient; RMSE is the root mean square error; and MAE is the mean absolute error.

图 2 不同模型的预测精度散点对比图

Fig. 2 Scatter plots comparing prediction accuracy of different models

2.2 土壤有机碳年际变化特征

2006—2024 年贵州省农田 SOCD 年际变化如图 3 所示。贵州省农田表层 SOCD 从 2006 年的 33.48 t·hm^{-2} 提升至 2024 年的 36.89 t·hm^{-2}，净增幅为 3.41 t·hm^{-2}，SOC 累积显著（图 3），表明在过去近 20 年间，贵州省农田表层土壤发挥了明显的固碳作用，年均固碳速率达到 0.18 t·hm^{-2}·a^{-1}。此外，SOC 的演变亦表现出明显的阶段性特征，其中，2006—2012 年以波动调整为主，而 2013—2024 年则表现为持续稳定增长阶段。

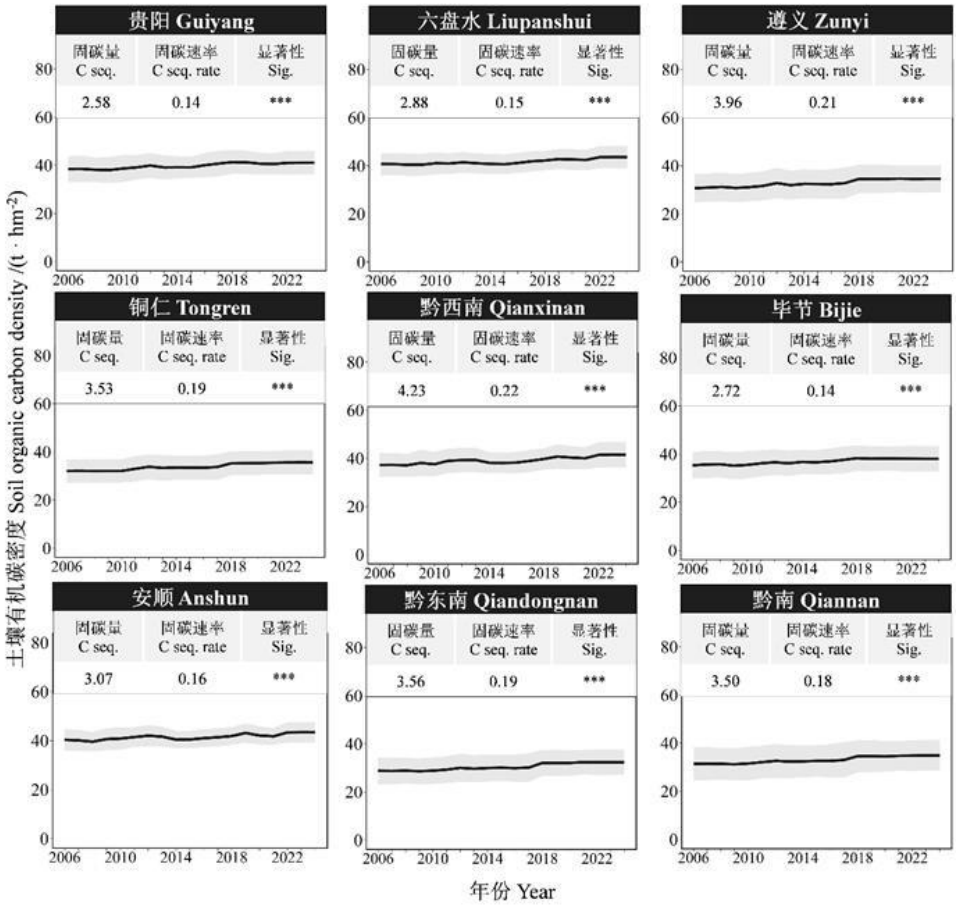


注：图中浅色阴影部分表示不同年份 SOCD 在全省区域内的标准差；固碳量为该年份期间 SOCD 的变化量；固碳速率通过年均 SOCD 与年份的线性回归斜率计算得出；***表示 P<0.001。Note: The light blue shaded area represents the standard deviation of Soil Organic Carbon Density (SOCD) across the province for different years. Carbon sequestration is defined as the change in SOCD during the specified period. The carbon sequestration rate is calculated as the slope of the linear regression between annual SOCD and time. *** indicates P<0.001

图 3 贵州省农田土壤有机碳密度（SOCD）年际动态

Fig. 3 Interannual dynamics of cropland soil organic carbon density (SOCD) in Guizhou Province

2006—2024 年贵州省九个市州农田表层（0～20 cm）SOCD 的逐年动态变化特征如图 4 所示。总体来看，全省各市州 SOCD 均呈现出显著的上升趋势。从区域分布来看，2006—2024 年间 SOCD 的累积增幅存在明显的区域差异性。其中，黔西南和遵义是全省土壤固碳速率最高的区域，其 2024 年 SOCD 较 2006 年分别增加了 4.23 和 3.96 $t \cdot hm^{-2}$，对应的年均固碳速率分别为 0.22 和 0.21 $t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$。黔东南、铜仁及黔南增幅次之，SOCD 增幅分别为 3.56、3.53 和 3.50 $t \cdot hm^{-2}$。相比之下，安顺、六盘水、毕节和贵阳的 SOCD 增幅相对较小，分别为 3.07、2.88、2.72 和 2.58 $t \cdot hm^{-2}$，年均固碳速率则在 0.14 至 0.16 $t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$ 之间。



注：图中浅蓝色阴影部分表示不同年份 SOCD 在各地级市内的标准差；表中 C seq.、C seq. rate 和 Sig.分别表示固碳量（carbon sequestration）、固碳速率（carbon sequestration rate）和显著性（significance）；固碳量为时期内 SOCD 的变化量；固碳速率通过年均 SOCD 与年份的线性回归斜率计算得出；***表示 P<0.001。Note: The light blue shaded area represents the standard deviation of SOCD within various prefectural-level cities for different years. C seq., C seq. rate, and Sig. in the table represent carbon sequestration, carbon sequestration rate, and significance, respectively. Carbon sequestration is defined as the change in SOCD during the specified period. The carbon sequestration rate is calculated as the slope of the linear regression between annual SOCD and time. *** indicates P<0.001

图 4 贵州省各地级市农田土壤有机碳密度（SOCD）年际动态

Fig. 4 Interannual dynamics of cropland soil organic carbon density (SOCD) in prefecture-level cities of Guizhou Province

2.3 土壤有机碳空间分异特征

以两年为时间间隔的贵州省农田表层 SOCD 时空分布情况如图 5 所示。总体而言，各年份 SOCD 空间分布的总体格局相似：西部 SOCD 较高，如六盘水市和安顺市部分区域的农田 SOCD 超过 45 t·hm^{-2}；而东部和北部 SOCD 相对较低，例如黔东南大部、黔南中部和南部、遵义北部地区。

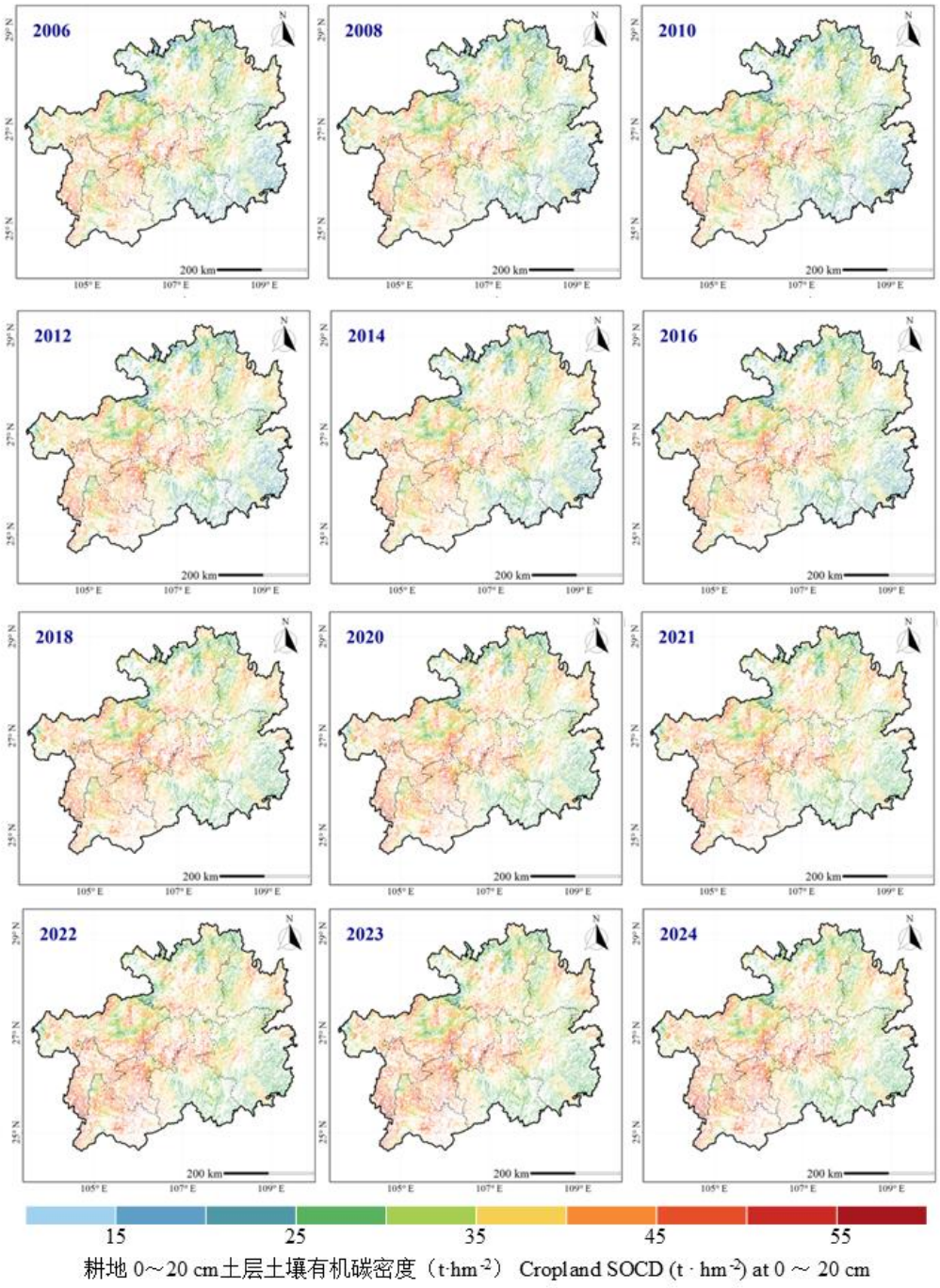
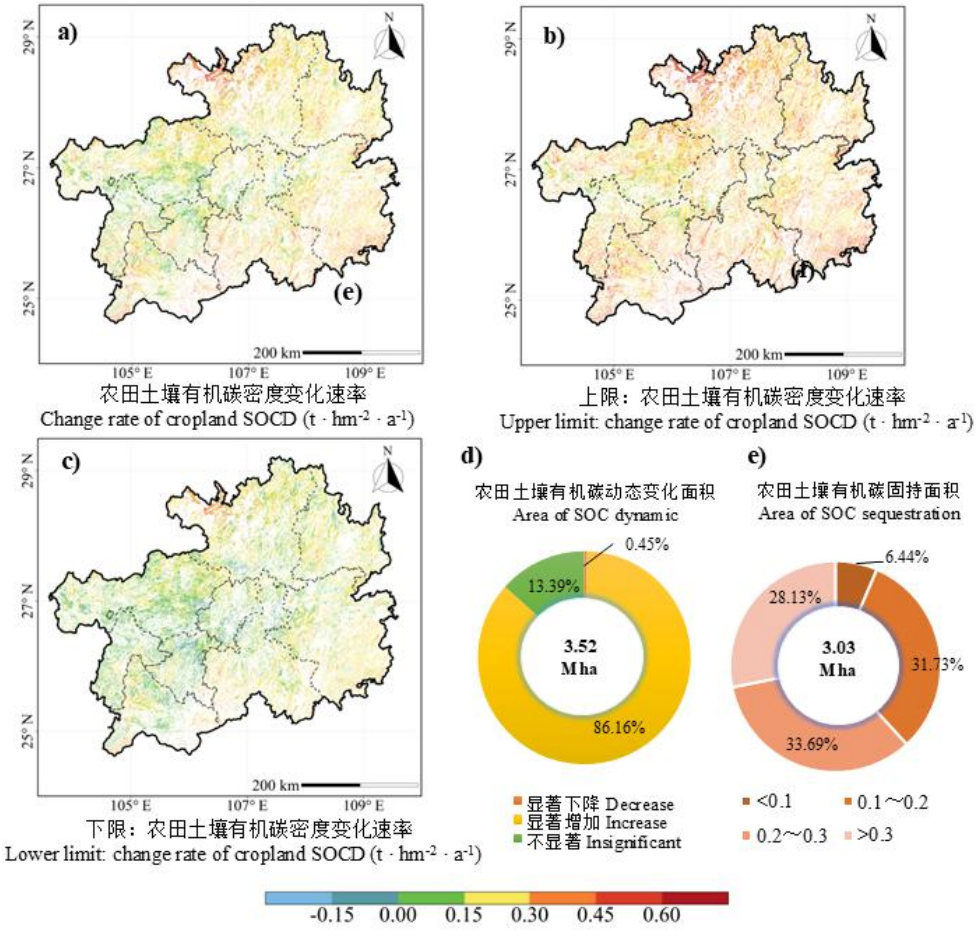


图 5 贵州农田土壤有机碳密度（SOCD）时空分布

Fig. 5 Spatiotemporal distribution of cropland soil organic carbon density (SOCD) in Guizhou Province

2006 年至 2024 年间，贵州省农田 SOCD 的变化速率如图 6 所示。整体来看，贵州省大部分农田 SOCD 呈增加趋势，尤其是东南部、南部以及北部地区（图 6a）。不确定性评估结果表明，绝大多数农田 SOCD 变化速率的 95%置信区间上下限均大于零（图 6b 和图 6c），表明贵州省农田 SOC 积累趋势估计较为稳健可靠。对于贵州省约 352 万 hm^2 的农田而言，在 2006—2024 年期间，SOCD 显著（P<0.05）增加的农田面积约 303 万 hm^2，约占全省农田总面积的 86%；显著下降的农田面积约 1.58 万 hm^2，约占 0.45%；另有 47 万 hm^2（约 13%）农田 SOCD 变化不显著（图 6d）。进一步将 SOCD 增加的农田按变化速率等级划分可见：年均变化速率小于 0.1 $t·hm^{-2}·a^{-1}$ 的农田面积约 19.5 万

hm²（6.44%）；增幅在 0.1～0.2 t·hm^{-2}·a^{-1} 的农田面积约 96.2 万 hm²（31.73%）；增幅在 0.2～0.3 t·hm^{-2}·a^{-1} 的农田面积约 102 万 hm²（33.69%）；增幅大于 0.3 t·hm^{-2}·a^{-1} 的农田面积约 85.3 万 hm²（28.13%）（图 6e）。由此可见，贵州省大部分农田 SOC 呈显著增加趋势，中高增幅农田占比超过 60%，而显著下降的农田面积非常有限，仅占总面积的不到 1%，表明贵州省农田土壤碳汇功能总体保持良好。



注： 图（b）和图（c）分别为变化速率的上限估计和下限估计；（d）中的 3.52 M hm² 表示贵州省的农田面积约为 352 万 hm²；图（e）中的 3.03 M hm² 表示在 2006—2024 年期间 SOCD 显著（P<0.05）增加的农田面积约 303 万 hm². Note: Panels (b) and (c) represent the upper-bound and lower-bound estimates of the change rate, respectively. In panel (d), 3.52 M hm² indicates that the total cropland area in Guizhou Province is approximately 3.52 M hectares. In panel (e), 3.03 M hm² denotes the cropland area (about 3.03 million hectares) where soil organic carbon density (SOCD) showed a statistically significant increase (P<0.05) during the period 2006-2024.

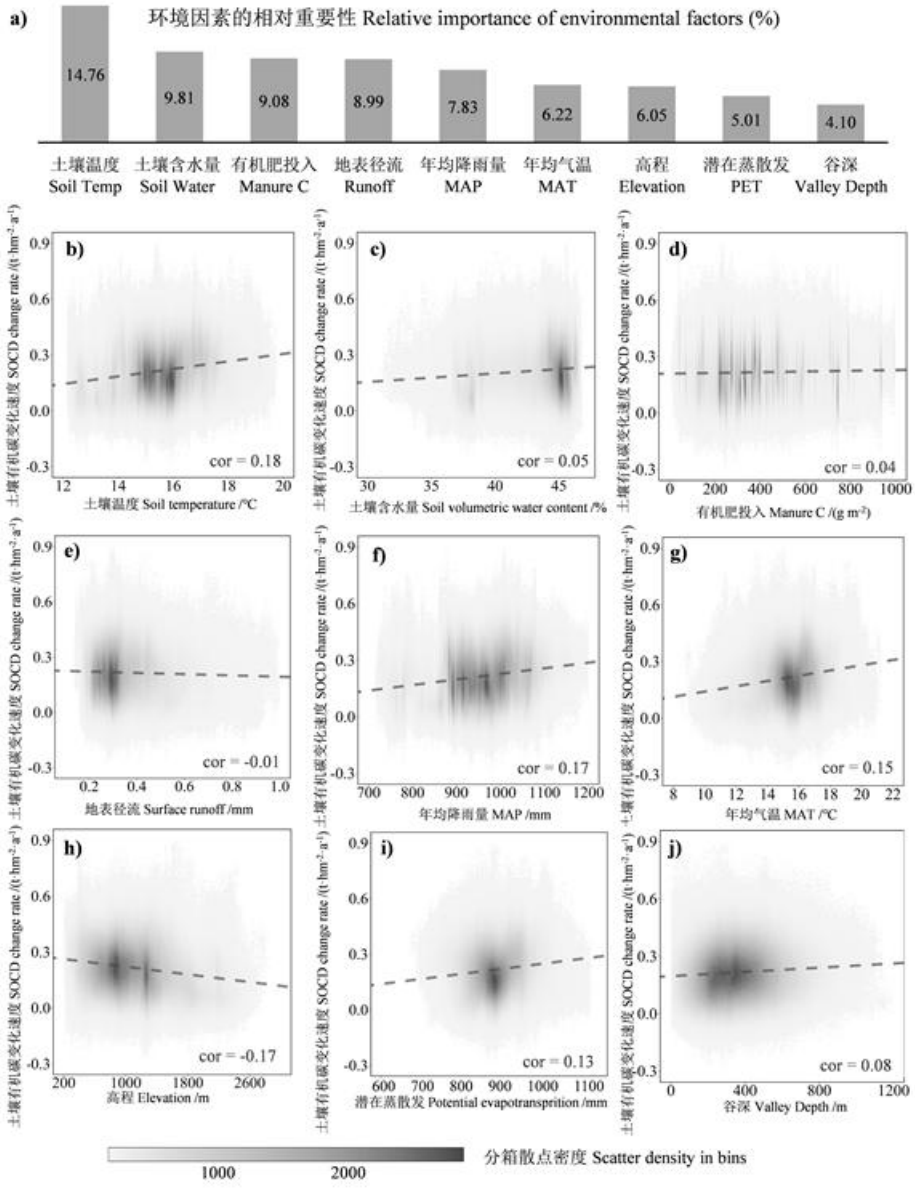
图 6 2006—2024 年间贵州省农田土壤有机碳密度变化速率（a）、不确定性（b、c）及面积分布（d、e）

Fig. 6 Change rate (a), uncertainty (lower-bound estimate (b) and upper-bound estimate (c)), and areal distribution (total cropland area (d) and SOCD increased area (e)) of soil organic carbon density in croplands of Guizhou Province from 2006 to 2024

2.4 土壤有机碳时空演变驱动因素

变量重要性分析结果表明，贵州省农田 SOCD 变化速率受多种环境与管理因子的共同影响，其中，土壤温度（14.76%）贡献最高，其次为土壤含水量（9.81%）、有机肥投入（9.08%）、地表径流（8.99%）、年均降雨量（7.83%）、年均气温（6.22%）、高程（6.05%）、潜在蒸散发（5.01%）和谷深（4.10%）（图 7a）。土壤温度不仅表现出最高的重要性，同时与 SOCD 变化速率呈最强的正相关关系（r=0.18）（图 7b），表明热量条件在调控 SOC 动态中起到主导作用。土壤含水量和有机肥投入同

样具有较高的重要性，前者与 SOCD 变化速率呈正相关，反映水分供给对作物生长和有机质输入的促进作用，而后者尽管相关性较弱，但长期的施用明显增加了外源有机质的输入。气候因子整体上与 SOCD 变化速率呈正相关，而地形因子中高程呈负相关、谷深呈正相关，说明低海拔、地形起伏较大的区域更有利于农田 SOC 积累。总体来看，贵州省农田 SOCD 变化速率主要受气候条件、地形特征及农业管理措施的共同作用的影响。



注：cor 为 Pearson 相关系数。仅展示相对重要性排名前 9 的变量。Note: cor stands for Pearson Correlation Coefficient. Only the nine variables with the highest relative importance are shown.

图7 贵州省农田土壤有机碳时空变化的影响因素

Fig. 7 Factors influencing the spatiotemporal variation of cropland soil organic carbon in Guizhou Province

3 讨 论

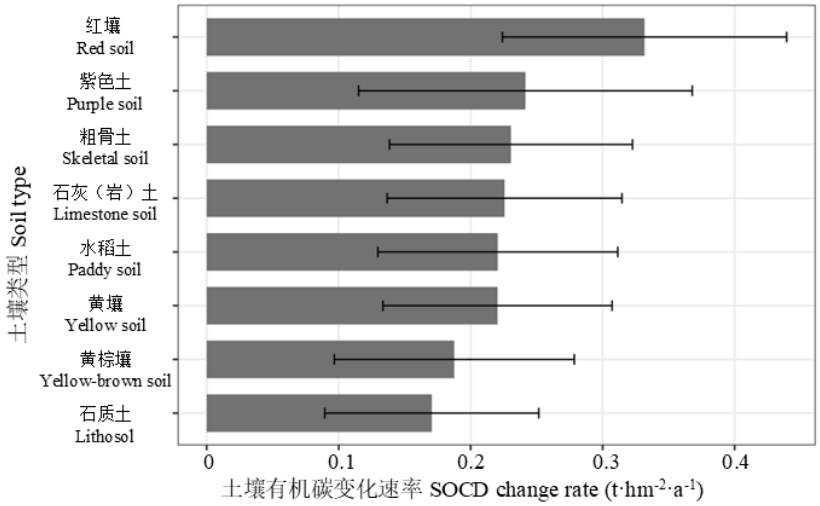
本研究表明，2006 至 2024 年间贵州省农田表层 SOCD 总体呈显著增加趋势，平均固碳速率可达 0.19 t·hm^{-2}·a^{-1}。与近 30 年来中国农田表层 SOCD 增速估算结果相比[5,30-31]，贵州省农田表层土壤固碳速率处于中等偏上水平，这可能与 SOC 变化的负基线效应密切有关。即，贵州农田分布广泛、长期受石漠化等因素制约，其 2006 年农田 SOCD 仍然相对较低，从而为 SOC 累积提供了较好的先决条件[32]。这也在一定程度上反映出贵州省农田生态系统具有较大的“碳汇潜力空间”，即在初始碳储量较低的背景下，通过提高外源有机物质输入和环境条件改善，更容易实现较快的碳积累过程[33]。

从 SOC 演变的驱动因子来看，本研究结果表明水热条件是影响 SOCD 变化的首要自然因素[34]，且整体呈正向影响（图 7b 和图 7c）。但需要指出的是水热条件与 SOCD 变化间并非简单的线性关系，而是表现为具有阈值特征的非线性关系。例如，现有研究表明在一定范围内，温度升高和降水增加有利于植被的生长和有机质输入，从而促进土壤碳的积累[35]；但当水热条件超过某一阈值时，微生物分解作用增强，可能加速 SOC 矿化，削弱固碳效应[36]。

地形因素，尤其是高程，对 SOCD 变化同样具有重要调控作用。本研究发现，低海拔区域的 SOCD 增长速率显著高于高海拔区域。其原因可能在于：低海拔地区通常气温较高、热量条件更为充足，有利于作物生长和生物量积累，从而增加土壤碳输入；同时，低海拔区域农田立地条件相对较好，农业活动更为集约化，管理措施（如施肥、灌溉）更为充分，也有助于促进 SOC 积累。相比之下，高海拔地区受限于低温、较短生长季等因素制约，植被生产力较低，土壤碳输入偏低，从而导致固碳速率相对较慢。Huang 等[37]在典型喀斯特省份的研究中发现，地形起伏度通过重新分配地表径流与热量，主导了 SOCD 的空间格局。本研究进一步证实，在海拔高度变化剧烈的黔西山区，地形因子对 SOCD 变化影响的相对贡献超过 50%。此外，贵州省山地多、坡耕地比例高以及黄壤等土壤类型结构疏松，易受降雨侵蚀影响，也在一定程度上制约了 SOC 的稳定积累。

除自然因素外，人为管理措施在 SOC 积累过程中亦发挥了重要作用。特别是近年来推广的有机肥替代化肥、秸秆还田等可持续土壤管理措施，显著增加了外源碳的投入[38]。其中，对于烟草-玉米等轮作农田，由于经济收益高，有机肥施用显著增加已经成为增强土壤碳输入的主要途径。此外，合理耕作措施（如减少深翻、保护性耕作）也在一定程度上降低了土壤扰动，减少了碳损失，进一步促进了 SOC 累积。

不同土壤类型下农田 SOCD 年均变化速率存在一定差异（图 8）。其中，红壤 SOCD 年均固碳速率相对较快，为 0.33 t • hm^{-2}·a^{-1}；紫色土、粗骨土、石灰（岩）土、水稻土和黄壤的固碳速率较为接近，为 0.22～0.24 t • hm^{-2}·a^{-1}；黄棕壤和石质土区的固碳速率相对较缓，分别为 0.19 和 0.17 t • hm^{-2}·a^{-1}。不同土壤类型间的差异反映了成土母质、土壤质地、土层厚度以及保水保肥能力等因素对土壤碳积累过程的综合影响。红壤通常土层相对较深，耕作利用条件较好；在合理施肥和作物残体归还的条件下，较有利于有机质输入和积累。相比之下，石质土多分布于岩石裸露度较高、土层较薄的喀斯特山区，其保水保肥能力较弱，且易受侵蚀影响，不利于 SOC 的长期稳定积累。黄棕壤 SOCD 固碳速率相对较慢，可能与其分布区的热量条件、耕地利用强度及土壤本底差异有关。此外，土壤类型间 SOCD 变化的差异还可能受到地形、气候和农业管理等因素的共同影响。



注：柱状图表示各土壤类型农田 SOCD 的年均变化速率，误差线表示标准差。Note: Bars represent mean annual SOCD change rates for each soil type, and error bars represent standard deviations.

图 8 不同土壤类型下贵州省农田土壤有机碳密度变化速率

Fig. 8 SOCD change rates of croplands under different soil types in Guizhou Province

土地利用类型比较表明，水田 SOCD 年均固碳速率为 0.23 $t·hm^{-2}·a^{-1}$，略高于旱地的 0.20 $t·hm^{-2}·a^{-1}$，表明不同耕地利用方式下 SOC 积累过程存在差异。水田长期淹水形成的还原环境可在一定程度上抑制有机质分解；同时，水稻秸秆还田、根系碳输入以及相对稳定的水肥管理，也有利于 SOC 积累。相比之下，旱地土壤通气性较强，有机质分解速率可能相对较快；加之贵州旱地中坡耕地占比较高，易受到降雨侵蚀和耕作扰动影响，从而限制 SOC 积累。总体而言，贵州农田 SOCD 的时空变化是气候水热条件、地形地貌、土壤类型、土地利用方式和农业管理措施共同作用的结果。

本研究在揭示贵州省农田 SOCD 时空演变规律及其主要驱动因子方面取得了一定进展，但仍存在不足之处。首先，受限于研究区地形地貌的复杂性，本研究所采用的部分环境协变量（土壤温度和含水量）空间分辨率仍难以完全刻画微地形及小尺度环境差异，这可能对模型预测精度产生影响。其次，人为管理措施（如施肥、耕作等）往往缺乏高分辨率、连续时序的数据支持。虽然本研究中的农业管理因素采用作物秸秆碳输入、化肥碳输入和有机肥碳输入等数据产品表征，但这些变量的空间分辨率较粗。最后，由于不同期样点并非完全原位重复采样，且单期样点数量有限，模型对局地尺度土壤异质性的刻画仍可能存在不确定性。未来仍需结合长期定位监测样点和更高密度采样进一步验证贵州省农田 SOCD 变化趋势。

此外，本文采用的时空替代机器学习模型能够整合多源环境协变量并重建贵州省农田 SOCD 逐年空间分布，但其本质上仍属于数据驱动方法，主要依据观测样点与环境协变量之间的统计关系进行预测。与过程模型相比，机器学习模型对 SOC 输入、分解、转化和稳定化等过程机制的表达仍相对不足，其在气候、土地利用或管理措施发生显著变化情景下的外推能力也可能受到限制。未来研究可进一步结合长期定位监测数据、农业管理过程数据和过程模型，发展过程约束的机器学习或模型融合方法，以提高复杂地形区 SOCD 动态模拟的机理解释性和预测可靠性。

4 结 论

基于贵州省四期农田土壤样点数据，结合地形、土地利用及土壤属性静态协变量，以及气候、植被和农业管理措施等动态协变量，构建时空替代机器学习模型，对 2006—2024 年贵州省农田表层

SOCD 进行预测分析，结果表明：（1）GBM 模型预测精度最高（R^2=0.50，RMSE=3.75 g • kg^{-1}），优于 DNN、RF 和 SVR 模型，因此被选用于贵州省农田表层 SOCD 的时空预测；（2）贵州省农田表层 SOCD 呈显著上升趋势，近 20 年净增幅 3.41 t·hm^{-2}，年均固碳速率为 0.18 t • hm^{-2}·a^{-1}，西部地区和遵义固碳增幅最大；（3）SOCD 空间分布具有明显区域差异性，西部高值区与东部低值区的总体格局相对稳定，表明地形、土壤类型和土地利用对碳储量的空间格局具有重要控制作用；（4）土壤温度、含水量和有机肥投入是 SOCD 变化的主要驱动因子，同时，地形因子和气候对土壤碳积累具有显著影响，表明气候条件、地形特征与农业管理共同控制农田 SOC 动态。本研究基于时空替代思想和机器学习方法，实现了贵州省农田 SOCD 逐年空间分布的重建，为非连续采样条件下区域农田土壤碳动态评估提供了方法参考。未来研究仍需进一步结合长期定位监测样点、精细化农业管理数据和生态过程模型，提升 SOCD 动态模拟的过程解释能力和时空外推可靠性，为复杂地形区农田土壤碳汇管理提供更充分的科学支撑。

参考文献（References）

[1] Tian J, Dungait J A J, Hou R X, et al. Microbially mediated mechanisms underlie soil carbon accrual by conservation agriculture under decade-long warming[J]. Nature Communications, 2024, 15: 377.

[2] Poggio L, de Sousa L M, Batjes N H, et al. SoilGrids 2.0: Producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty[J]. Soil, 2021, 7(1): 217-240.

[3] Zhou T J, Chen Z M, Chen X L, et al. Interpreting IPCC AR6: Future global climate based on projections under scenarios and on near-term information[J]. Climate Change Research, 2021, 17(6): 652-663. [周天军, 陈梓明, 陈晓龙, 等. IPCC AR6 报告解读：未来的全球气候——基于情景的预估和近期信息[J]. 气候变化研究进展, 2021, 17(6): 652-663.]

[4] Dong L, Shi X Z, Xu S X, et al. Effects of different management measures on the organic carbon of farmland soil profile in China based on meta-analysis[J]. Soils, 2021, 53(6): 1290-1298. [董丽, 史学正, 徐胜祥, 等. 基于 Meta 分析研究不同管理措施对中国农田土壤剖面有机碳的影响[J]. 土壤, 2021, 53(6): 1290-1298.]

[5] Zhao Y C, Wang M Y, Hu S J, et al. Economics- and policy-driven organic carbon input enhancement dominates soil organic carbon accumulation in Chinese croplands[J]. PNAS, 2018, 115(16): 4045-4050.

[6] Piao S L, Zhang X P, Chen A P, et al. The impacts of climate extremes on the terrestrial carbon cycle: A review[J]. Scientia Sinica: Terrae, 2019, 49(9): 1321-1334. [朴世龙, 张新平, 陈安平, 等. 极端气候事件对陆地生态系统碳循环的影响[J]. 中国科学: 地球科学, 2019, 49(9): 1321-1334.]

[7] Chen S C, Arrouays D, Leatitia Mulder V, et al. Digital mapping of GlobalSoilMap soil properties at a broad scale: A review[J]. Geoderma, 2022, 409: 115567.

[8] Li J, Chen W M, Sun J R, et al. Assessing the impacts of extreme high temperatures and long-term warming on paddy soil organic carbon based on the DNDC model—A case study in Zhangzhou of Fujian Province[J]. Acta Pedologica Sinica, 2025, 62(3): 665-676. [李晶, 陈伟明, 孙佳蕊, 等. 基于 DNDC 模型评估极端高温和长期变暖对水田土壤有机碳的影响——以福建省漳州市为例[J]. 土壤学报, 2025, 62(3): 665-676.]

[9] Xie E Z, Zhang X, Lu F Y, et al. Integration of a process-based model into the digital soil mapping improves the space-time soil organic carbon modelling in intensively human-impacted area[J]. Geoderma, 2022, 409: 115599.

[10] Chen J, Hu W Y, Xu X H, et al. Organic carbon loss from the black soil region threatens food security in China[J]. The Innovation Geoscience, 2026,4(2): 100213.

[11] Wadoux A M J, Samuel-Rosa A, Poggio L, et al. A note on knowledge discovery and machine learning in digital soil mapping[J]. European Journal of Soil Science, 2020, 71(2): 133-136.

[12] Heuvelink G B M, Angelini M E, Poggio L, et al. Machine learning in space and time for modelling soil organic carbon change[J]. European Journal of Soil Science, 2021, 72(4): 1607-1623.

[13] Wadoux A M J C, Minasny B, McBratney A B. Machine learning for digital soil mapping: Applications, challenges and suggested solutions[J]. Earth-Science Reviews, 2020, 210: 103359.

[14] Ren B W, Chen H Y, Zhang L M, et al. Comparison of machine learning for predicting and mapping soil organic carbon in cultivated land in a subtropical complex geomorphic region[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2021, 29(6): 1042-1050. [任必武, 陈瀚阅, 张黎明, 等. 机器学习用于耕地土壤有机碳空间预测对比研究——以亚热带复杂地貌区为例[J]. 中国生态农业学报, 2021, 29(6): 1042-1050.]

[15] Zhang X, Xie E Z, Chen J, et al. Modelling the spatiotemporal dynamics of cropland soil organic carbon by integrating process-based models differing in structures with machine learning[J]. Journal of Soils and Sediments, 2023, 23(7): 2816-2831.

[16] Wang M M, Zhang S, Wang G C, et al. Increased plant productivity exacerbates subsoil carbon losses under warming *via* nitrogen mining[J]. Nature Geoscience, 2025, 18(6): 510-517.

[17] Sanderman J, Hengl T, Fiske G J. Soil carbon debt of 12 000 years of human land use[J]. PNAS, 2017, 114(36): 9575-9580.

[18] Kreyling J. Space-for-time substitution misleads projections of plant community and stand-structure development after disturbance in a slow-growing environment[J]. Journal of Ecology, 2025, 113(1): 68-80.

[19] Zhang Y G, Liu X Q. Climate change through spatial patterns: A dialogue between deep-time paleoclimate and modern predictions[J]. Chinese Science Bulletin, 2026, 71(21): 5066-5081. [张一歌, 刘小庆. 从空间模态看气候变化: 深时古气候与现代预测的对话[J]. 科学通报, 2026, 71(21): 5066-5081.]

[20] Zhang X, Zhao Y C, Xie E Z, et al. Spatio-temporal change of soil organic carbon, progress and prospects[J]. Journal of Agro-Environment Science, 2020, 39(4): 673-679. [张秀, 赵永存, 谢恩泽, 等. 土壤有机碳时空变化研究进展与展望[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(4): 673-679.]

[21] Zhao Y F, Li Y X, Ma P P, et al. Three dimensional changes of soil organic carbon content and its key factors in cultivated soils of Henan Province during the recent 30 years[J]. Acta Pedologica Sinica, 2023, 60(5): 1409-1420. [赵彦锋, 李怡欣, 马盼盼, 等. 近 30 年河南省耕地土壤有机碳的三维变化与关键因素研究[J]. 土壤学报, 2023, 60(5): 1409-1420.]

[22] Zhang G L, Gong Z T. Soil survey laboratory methods[M]. Beijing: Science Press, 2012: 1-254. [张甘霖, 龚子同. 土壤调查实验室分析方法[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 1-254.]

[23] Zhang G L, Zhang M K, et al. Chinese Soil Series Monograph·Central and Western China Volume·Guizhou Volume[M]. Beijing: Science Press, 2020. [张甘霖，章明奎，等. 中国土系志·中西部卷·贵州卷[M]. 北京：科学出版社，2020.]

[24] Liu F, Wu H Y, Zhao Y G, et al. Dataset of soil properties for China’s high-resolution national soil information grid[J]. Chinese Science Bulletin, 2021, 66(19): 2457-2470. [刘峰，吴华勇，赵玉国，等. 中国高分辨率国家土壤信息格网基本属性数据集[J]. 科学通报，2021, 66(19): 2457-2470.]

[25] Minasny B, McBratney A B. Digital soil mapping: A brief history and some lessons[J]. Geoderma, 2016, 264: 301-311.

[26] Tian H Q, Bian Z H, Shi H, et al. History of anthropogenic Nitrogen inputs (HaNi) to the terrestrial biosphere: A 5 arcmin resolution annual dataset from 1860 to 2019[J]. Earth System Science Data, 2022, 14(10): 4551-4568.

[27] Zhang G L, Zhu A X, Shi Z, et al. Progress and future prospect of soil geography[J]. Progress in Geography, 2018, 37(1): 57-65. [张甘霖, 朱阿兴, 史舟, 等. 土壤地理学的进展与展望[J]. 地理科学进展, 2018, 37(1): 57-65.]

[28] Zhang G L, Shi Z, Wang Q B, et al. Development of soil geography in the New Era and its future[J]. Acta Pedologica Sinica, 2023, 60(5): 1264-1276. [张甘霖, 史舟, 王秋兵, 等. 新时代土壤地理学的发展现状与趋势[J]. 土壤学报, 2023, 60(5): 1264-1276.]

[29] Blois J L, Williams J W, Fitzpatrick M C, et al. Space can substitute for time in predicting climate-change effects on biodiversity[J]. PNAS, 2013, 110(23): 9374-9379.

[30] Huang Y, Sun W J. Variation trend of organic carbon content in farmland topsoil in Chinese mainland in recent 20 years[J]. Chinese Science Bulletin, 2006, 51(7): 750-763. [黄耀, 孙文娟. 近 20 年来中国大陆农田表土有机碳含量的变化趋势[J]. 科学通报, 2006, 51(7): 750-763.]

[31] Yang F, Xu Y, Cui Y, et al. Variation of soil organic matter content in croplands of China over the last three decades[J]. Acta Pedologica Sinica, 2017, 54(5): 1047-1056. [杨帆, 徐洋, 崔勇, 等. 近 30 年中国农田耕层土壤有机质含量变化[J].

土壤学报, 2017, 54(5): 1047-1056.]

[32] Lan J C, Wang J X, Wang S S, et al. Impact of controlling karst rocky desertification on soil particulate organic carbon and aggregate-associated organic carbon[J]. Carsologica Sinica, 2022, 41(5): 773-783. [蓝家程, 王俊贤, 王莎莎, 等. 喀斯特石漠化治理措施对土壤颗粒有机碳与团聚体有机碳的影响[J]. 中国岩溶, 2022, 41(5): 773-783.]

[33] Shen J L, Wu L H, Li L S, et al. Effects of land uses on soil organic carbon fractions and their carbon sequestration in a typical karst small mountain watershed[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2025, 34(3): 358-367. [申佳龙, 吴栎宏, 李林霜, 等. 典型喀斯特山地小流域土地利用类型对土壤有机碳组分及其固碳效应的影响[J]. 生态环境学报, 2025, 34(3): 358-367.]

[34] Huang W G, Ni H W, Huang R L, et al. Driving mechanism of soil organic carbon response to increase hydrothermal conditions in different climatic regimes[J]. Acta Pedologica Sinica, 2024, 61(5): 1260-1270. [黄伟根, 倪浩为, 黄瑞林, 等. 不同气候条件下土壤有机碳水热响应驱动机制研究[J]. 土壤学报, 2024, 61(5): 1260-1270.]

[35] Zhang P, Tian R, Hu X, et al. Effects of warming and precipitation changes on soil organic carbon and enzyme activities in semi-arid wheatland fields on the Loess Plateau of central Gansu Province, China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2024, 35(11): 3031-3042. [张鹏, 田瑞, 胡啸, 等. 增温和降水变化对陇中黄土高原半干旱麦田土壤有机碳和酶活性的影响[J]. 应用生态学报, 2024, 35(11): 3031-3042.]

[36] Wang Q, Wu X L, Guan Y H. Effects of hydrothermal variations on organic carbon mineralization in forest soil profiles at different altitudes of Yulong Snow Mountain[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2025, 32(6): 47-56. [王谦, 吴新亮, 关颖慧. 水热变化对玉龙雪山不同海拔森林土壤剖面有机碳矿化的影响[J]. 水土保持研究, 2025, 32(6): 47-56.]

[37] Huang K W, Ma Z, Xia P H, et al. Spatial pattern and controlling factors of soil organic carbon density in a typical karst province, China[J]. Soil & Tillage Research, 2024, 242: 106160.

[38] Li J N, Zhao J, Liao X H, et al. Pathways of soil organic carbon accumulation are related to microbial life history strategies in fertilized agroecosystems[J]. Science of the Total Environment, 2024, 927: 172191.

（责任编辑：檀满枝）