

DOI:10.13870/j.cnki.stbcb.2026.02.024 CSTR:32310.14.stbcb.2026.02.024

吴英涛, 黄金权. 水力侵蚀驱动下土壤有机碳动态模型研究进展[J]. 水土保持学报, 2026, 40(2): 1-11.

WU Yingtao, HUANG Jinqun. Research progress on dynamic models of soil organic carbon driven by water erosion[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(2): 1-11.

水力侵蚀驱动下土壤有机碳动态模型研究进展

吴英涛¹, 黄金权^{1,2}

(1. 长江大学资源与环境学院, 武汉 430100; 2. 长江水利委员会长江科学院水土保持研究所, 武汉 430010)

摘要: [目的] 土壤有机碳库是陆地生态系统中最大的有机碳库, 是影响全球碳循环变化的关键角色。水力侵蚀驱动下土壤有机碳动态对土壤有机碳库的影响不可忽略, 文章阐述了此过程中土壤有机碳动态机制, 探讨了不同尺度水力侵蚀下土壤有机碳输入与输出。[方法] 系统综述水力侵蚀作用下SOC动态的研究进展, 重点从侵蚀-搬运-沉积过程中的碳源/碳汇效应机理、土壤侵蚀碳动态模型的发展路径及方法学突破展开分析。[结果] 将水力侵蚀驱动下土壤有机碳动态模型分为机理模型和数据驱动型计算模型进行分析, 其中机理模型以理论框架完整、结构分析严谨及过程机理清晰成为碳模型的主流; 数据驱动型计算模型则依据融合多源数据与机器学习算法实现水力侵蚀下土壤有机碳高精度模拟与预测。[结论] 综述两大类型碳模型的主要特征、优缺点及应用现状, 探讨两大类土壤有机碳动态模型存在的问题, 建议将机理模型与数据驱动型计算模型相结合形成更加系统全面的土壤有机碳动态模型。未来应加强多源数据融合与高分遥感应用, 发展机理与人工智能相结合的混合模型, 并深化极端气候和人类活动驱动下的SOC动态响应研究, 为全球碳收支评估和“双碳”目标实现提供科学支撑。

关键词: 水力侵蚀; 土壤有机碳; 土壤有机碳动态模型; 机理模型; 数据驱动型计算模型

中图分类号: S157.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-2242(2026)02-0001-11

Research Progress on Dynamic Models of Soil Organic Carbon Driven by Water Erosion

WU Yingtao¹, HUANG Jinqun^{1,2}

(1. College of Resources and Environment, Yangtze University, Wuhan 430100, China; 2. Soil and Water Conservation Department, Changjiang River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China)

Abstract: [Objective] Soil organic carbon (SOC) is the largest carbon pool and plays a key role in influencing the global carbon cycle. The effect of SOC dynamics driven by soil water erosion on this pool cannot be ignored. This paper expounds the mechanisms of SOC dynamics during water erosion and explores the SOC input and output under different scales of water erosion. [Methods] This paper systematically reviews the research progress on SOC dynamics under water erosion, focusing on the mechanisms of carbon source/carbon sink effects during the erosion-transport-deposition process, as well as the development pathways and methodological breakthroughs of the SOC dynamic model. [Results] SOC dynamic models driven by water erosion can be divided into the mechanistic models and data-driven computational models. Mechanistic models are the mainstream due to their complete theoretical framework, rigorous structural analysis, and clear process mechanism. Data-driven computational models achieve high-precision simulation and prediction of SOC dynamics under erosion based on the fusion of multi-source data and machine learning algorithms. [Conclusion] This paper reviews the main characteristics, advantages, disadvantages, and application status of the two types of carbon models. It also discusses the problems faced by each of them. It is suggested to integrate mechanistic and data-driven

收稿日期: 2025-09-16 修回日期: 2025-10-20 录用日期: 2025-10-28 网络首发日期 (www.cnki.net): 2025-12-17

资助项目: 国家自然科学基金项目(42077062); 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(CKSF2025161/TB); 西藏自治区重点研发计划项目(XZ202501ZY0130)

第一作者: 吴英涛(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事土壤侵蚀与碳循环研究。E-mail: 2448071702@qq.com

通信作者: 黄金权(1983—), 男, 正高级工程师, 博士生导师, 主要从事土壤侵蚀与碳循环研究。E-mail: jinqun_cky@163.com

http://stbcb.alljournal.com.cn

computational models to establish a more systematic and comprehensive SOC dynamic model. Future research should enhance the applications of multi-source data fusion and high-resolution remote sensing, develop hybrid models that combine mechanisms with artificial intelligence, and deepen the research on SOC dynamic responses to extreme climate and human activities. These efforts will provide scientific support for global carbon budget assessment and the achievement of the dual carbon goals.

Keywords: water erosion; soil organic carbon; dynamic model of soil organic carbon; mechanistic model; data-driven computational model

Received: 2025-09-16

Revised: 2025-10-20

Accepted: 2025-10-28

Online(www.cnki.net): 2025-12-17

土壤有机碳(soil organic carbon, SOC)库是陆地生态系统中最大的有机碳库,其碳储量占陆域碳循环总碳量的80%,对全球碳循环稳定性与大气CO₂浓度平衡具有关键调控作用^[1-3]。水力侵蚀显著影响SOC的输入、输出与再分布,不仅导致土壤碳流失,还改变有机碳的矿化速率和稳定性,从而影响全球碳收支平衡^[4-7]。全球每年因水力侵蚀损失的SOC约为1.1 Pg C,其中20%~40%在迁移过程中被氧化释放至大气,相当于化石燃料碳排放量的10%~15%。侵蚀的空间异质性显著,黄土高原湿润年份50 m长田块的土壤侵蚀量达37 t/hm²^[8],而沉积区因微团聚体吸附和厌氧环境抑制矿化,SOC含量可增加1.3~1.5倍^[9]。

水力侵蚀对SOC动态的影响机制具有多尺度、多过程耦合的复杂性。微观尺度上,团聚体破碎会加速颗粒态有机碳(particulate organic carbon, POC)的氧化分解,此过程与土壤物理保护机制的丧失密切相关。降雨模拟试验^[10]表明,因侵蚀导致的CO₂排放占总碳损失的90.5%。中观尺度上,侵蚀-沉积耦合形成“源-汇”格局,密西西比河流域研究^[9]显示,沉积区SOC封存可抵消约0.12 Pg C的碳损失;宏观尺度上,气候变暖与土地利用叠加放大侵蚀碳通量,1850—2005年全球因侵蚀导致的SOC损失量达(74±18)Pg C,其中农业用地和草地的贡献率分别达79%和85%^[11-13]。为量化这一复杂过程,SOC动态模型的开发与应用成为研究核心。机理驱动型模型通过划分活性、缓慢和惰性碳库来揭示侵蚀与碳周转的定量关系。例如,CENTURY模型在亚马逊流域的模拟^[14-15]表明,侵蚀强度与气候因子的非线性关系可解释76%的碳损失变异。然而,此类模型对初始参数敏感度高,如RothC的初始碳库误差可导致±30%的累积偏差^[16]。相比之下,数据驱动型计算模型通过融合多源遥感数据和地形湿度指数,实现区域SOC储量的高精度实时预测,如CNN-LSTM模型在海南复杂植被区的R²达0.69^[17]。但黑箱机制导致

过程归因困难,样本侵蚀-沉积界面数据稀缺不平衡,进一步加剧模型过拟合风险^[12]。

当前研究仍面临三大核心瓶颈:1)高分辨率侵蚀碳通量观测数据的匮乏,尤其是<1 h时间分辨率的原位监测数据稀缺限制模型校准与验证精度^[8]。例如,黄河流域的沉积物输移与碳再分配存在显著不确定性,大坝蓄水和人类活动导致碳预算偏差达30%~50%^[18]。2)微观过程与宏观响应的跨尺度整合机制尚未明晰,导致模型外推能力受限^[19]。同位素示踪技术(如¹³⁷Cs和^{δ13}C)虽可量化侵蚀碳通量^[19],但团聚体破碎诱导的酶活性变化与流域尺度碳收支的耦合效应仍需深入探索^[10]。3)气候变化情景下长期预测存在显著不确定性,RothC模型在极端气候条件下的偏差可达±50%^[20]。近期研究通过多学科交叉寻求突破,即将SWAT水文模块与RothC碳库动态耦合,可实现侵蚀-碳通量协同模拟^[21];无人机高光谱与InSAR数据融合显著提升微地形SOC异质性刻画^[18,22]。机理创新方面,微生物-物理化学耦合模型的开发量化了胞外酶活性对沉积碳稳定的调控作用,揭示黏粒含量对SOC预测的权重达38%^[8-9]。利用集合卡尔曼滤波(EnKF)同化无人机高光谱数据(5 cm分辨率),使CENTURY模型参数不确定性降低40%^[23]。中国作为全球土壤侵蚀治理的典范,其经验为模型优化提供独特支撑。黄土高原“退耕还林”工程实施后,侵蚀导致的SOC分解量从8亿t/a降至5.3亿t/a,流域碳汇强度提升12.7%^[9,19]。此案例表明,侵蚀控制措施不仅减少碳损失,还可通过植被恢复增强碳输入,形成净碳汇效应。未来研究需进一步整合多源数据和算法架构,并强化不确定性量化,如GLUE方法评估参数敏感性^[8]。

综上,本文旨在系统梳理水力侵蚀驱动下SOC动态模型的研究进展。首先,阐明侵蚀对SOC输入-输出通量的多路径调控机制;其次,对比机理模型与数据驱动模型的理论框架、适用性及局限性;最后,提出融合过程机理与数据驱动模型优化路径。通

过整合多尺度观测数据、创新算法架构和强化不确定性量化,本研究将为全球碳管理提供更具稳定性与适应性的模型支撑,助力“双碳”目标的科学实现。

1 水力侵蚀对SOC动态的影响机制

水力侵蚀是指降雨或水流使土壤团聚体发生破碎、迁移和沉积的动态物理过程,能改变土壤有机碳在生态系统中的空间分布格局^[24-26]。水力侵蚀通过剥离、迁移和沉积3个阶段的物理-生物地球化学耦合作用,驱动SOC的时空再分配与动态平衡^[27-28]。水力侵蚀通过雨滴击溅和径流剪切作用破坏土壤团聚体结构,导致包裹于大团聚体(>2 mm)内部的POC暴露于氧化环境(图1)。有试验^[29]表明,团聚体破碎后POC的矿化速率可提升3~5倍。实验室降雨模拟^[30]显示,侵蚀过程中CO₂排放占总碳损失

的90.5%,远超地表径流(0.5%)和地下淋溶(8.9%)的贡献。细颗粒的优先迁移是微观机制的核心特征,卡姆索尔土试验^[31]表明,<0.05 mm粒径的SOC浓度下降幅度达200%,显著高于粗颗粒(0.05~1 mm)的20%~30%。这种选择性剥离源于黏粒与有机质形成稳定有机-矿物复合体的共迁移及密度<1.6 g/cm³轻质颗粒的悬浮优先性。阿尔及利亚野外观测^[29]显示,强降雨事件产生的侵蚀沉积物SOC含量比小雨事件降低40%~60%,印证侵蚀强度与SOC选择性呈负相关。微生物调控进一步加剧SOC动态复杂性,即团聚体破碎后,胞外酶可及性提高,导致SOC分解速率增加1.8~2.3倍^[26,29];同时侵蚀区土壤微生物量碳(microbial biomass carbon, MBC)下降35%~50%,而沉积区因有机质输入增加,MBC提升20%~30%。

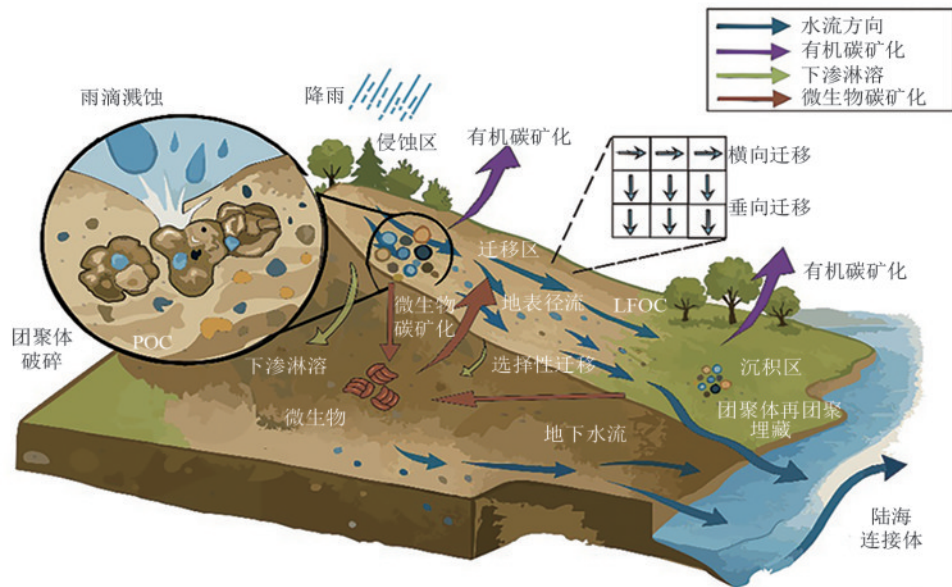


图1 水力侵蚀驱动下土壤有机碳迁移机制

Fig. 1 Mechanism of soil organic carbon migration driven by water erosion

在景观尺度上,水力侵蚀驱动SOC形成动态的“源-汇”系统。密西西比河流域研究^[32]表明,侵蚀区年平均SOC损失1.2~1.8 Mg/hm²(以C计),但沉积区通过碳封存形成0.12 Pg C的净碳汇。其核心机制包括:1)侵蚀诱导深层碳库活化,其矿化速率比表层低60%~80%^[9];2)河道沉积SOC的高稳定性, $\delta^{13}\text{C}$ 值比陆域低1.5‰~2.0‰^[11]。中国黄土高原等高耕作措施使30%碳库恢复,形成0.12 Pg C区域碳汇^[19],但需沉积SOC分解速率低于原土20%以维持汇效应^[33-34]。洞庭湖流域模拟研究^[33]表明,侵蚀驱动下仅12%迁移SOC进入河流,其余在陆域沉积形成 5.54×10^{11} g/a(以C计)净碳汇^[11]。然而,热带雨林区因高温高湿环境使沉积SOC分解速率提高3~5倍^[11],呈净碳源效应。中国九大河流研究^[12]表明,57%侵蚀SOC

在陆域沉积,25%进入河道,18%输移至海洋,形成三级碳缓冲体系。河道沉积SOC的 $\delta^{13}\text{C}$ 值比陆域低1.5‰~2.0‰,表明新鲜有机质输入占主导^[29]。人类活动显著改变碳分配格局:2010—2012年河道沉积SOC比例较1995—1996年增加54%,主要源于梯田建设和水库拦截。宏观尺度上气候变化与土地利用的协同作用显著放大侵蚀碳通量。全球陆面模型ORCHIDEE模拟^[12]显示,1850—2005年气候变化使侵蚀SOC损失增加23%~35%,热带地区增幅达55%~70%。极端降雨事件频率增加使细颗粒迁移比例提高40%,SOC损失系数从0.15增至0.22。农业扩张与耕作扰动仍是主要驱动因素,约80%的SOC流失源于农田与草地。

时间维度上侵蚀持续性与碳动态的非线性响应。SOC 对侵蚀的响应呈现三阶段非线性特征:1)初期(0~20 a)系统为净碳源,年平均损失 0.4~0.6 Mg/hm²(以 C 计);2)过渡期(20~50 a)侵蚀损失与植被输入趋于平衡;3)长期(>50 a)深层低活性碳库参与周转,可能转为净碳汇,其最大吸收速率 0.3 Mg/(hm²·a)(以 C 计)^[32,35]。黄土高原案例^[36]显示,1870—1950 年棉花种植导致 100% 原始 SOC 损失,而 1950 年后等高耕作使 30% 碳库恢复,形成年平均 0.12 Pg C 的区域碳汇。但当沉积 SOC 分解速率超过原土 20% 时系统将重新转为碳源。

“侵蚀碳汇悖论”认为系统形成净碳汇的机制可能通过的渠道为:1)动态碳补充假说。沉积区活性碳库周转率提高 2~3 倍^[29]。2)深层碳活化效应。深层低分解碳库矿化速率比表层低 60%~80%^[37]。3)景观再分配。陆域沉积 SOC 稳定性比原土高 1.8~2.5 倍,封存时间持续 50~100 a^[38]。但该假说存在地域限制,即热带雨林区高温高湿使沉积 SOC 分解速率比温带高 3~5 倍,呈净碳源效应^[11]。全球评估^[32]显示,农业侵蚀可能形成 0.12 Pg/a(以 C 计)净碳汇,但需长期观测验证。

2 水力侵蚀驱动下土壤有机碳动态模型

2.1 机理驱动型模拟模型

机理驱动型模型通过数学方程系统量化 SOC 的物理迁移与生物地球化学转化过程,其核心在于碳库划分与多过程耦合机制的构建。目前主流模型可分为碳库周转型和微生物介导型两类。碳库周转型模型以 CENTURY 和 RothC 为代表,将 SOC 划分为活性、慢分解和惰性 3 个功能池^[39]。CENTURY 模型在青藏高原高寒草甸的验证^[40]表明,活性库与慢分解库对温度升高的响应速率分别为 0.89、0.32 Mg/°C(以 C 计),而惰性库呈现负反馈($R^2=0.89$),反映不同碳库在气候响应中的差异性。新兴模型如 MEMS2.0 模型可精准捕获整个土壤剖面中的土壤碳储量^[41]。此类模型成功耦合温度、水分等环境因子对分解速率的影响,但在处理像侵蚀这样的物理扰动时存在先天不足。为克服此局限,衍生出如 SWAT-C、DNDC 等耦合水文与侵蚀模块的模型。例如,DNDC 模型通过嵌套 SCS 径流方程与 MUSLE 侵蚀公式,在川中丘陵区模拟暴雨事件产沙量的 R^2 可达 0.83^[42]。CENTURY 模型^[43]的应用表明,黄土高原的等高耕作措施可减少 82% 的 SOC 损失,但在土壤黏粒较低的亚马逊流域,同样措施的减损效率仅为 35%,揭示土壤属性与管理措施的交互效应。

微生物介导型模型通过引入微生物动力学机制克服传统模型的线性假设缺陷,以微生物生物量、酶活性作为核心状态变量,直接模拟微生物代谢对 SOC 分解的调控。如 MEND 模型^[44]将 SOC 分解解耦为溶解有机碳吸附、胞外酶催化与微生物代谢 3 个阶段来量化底物-C:酶-C:微生物-C 的化学计量关系^[45]。DNDC 改进版通过耦合酶促动力学方程与 Michaelis-Menten 函数,成功捕捉小麦残体输入后 β -葡萄糖苷酶活性激增现象,峰值提升 80%,使 CO₂ 通量模拟误差从 $\pm 30%$ 降至 $\pm 12%$ ^[46]。微生物-酶动力学的显式模拟则显著提升模型精度,LI 等^[47]改进 CNMM-DNDC 模型的微生物动力学模块,通过引入密度依赖的周转率来优化 SOC 分解过程的稳定性。研究^[3]发现,微生物利用效率(CUE)与 SOC 含量呈正相关,其评估重要性是其他因素的 4 倍,但随后有研究^[48]强调 SOC 的长期积累更取决于微生物残体被矿物固定的稳定化过程。此发现深化了现有土壤碳模型的认识,并强调未来模型需要考虑 CUE 以准确预测 SOC。

水文-侵蚀过程的耦合是机理模型的关键突破。DNDC-CNMM 模型^[43]嵌套 SCS 径流方程与 MUSLE 侵蚀公式使川中丘陵区暴雨事件(30 mm/h)的产沙量模拟 R^2 达 0.83,但对 <5 mm 微团聚体迁移存在 15% 低估。SPEROS-C 模型在集成 WaTEM 与 RUSLE 算法后,于德国黄土小流域中获得较高模拟精度(NSE=0.72),揭示黏粒(<0.002 mm)迁移量约为砂粒的 3.8 倍,体现其对细颗粒迁移的敏感响应^[49]。地中海地区研究^[50]进一步证实该模型能较好地模拟复杂流域中 SOC 的横向再分配。最新研究^[51]表明,耦合水力侵蚀和耕作侵蚀机制可显著提升 SOC 迁移预测精度,提示 SPEROS-C 仍具改进空间。然而,其对颗粒选择性与过程耦合的描述仍存在简化假设,限制对侵蚀-碳互作的机制性刻画。ZHANG 等^[52]的研究首次在生态系统碳循环模型中显式引入侵蚀驱动的 SOC 迁移机制,为耦合式碳动态模型奠定方向性基础,并推动碳循环建模从“垂直封闭系统”向“开放侵蚀反馈系统”的转变;LU 等^[53]进一步开发的 IBIS-SOCx 模型首次在 IBIS 中耦合土壤有机碳的侵蚀-沉积迁移过程,显著提升 SOC 模拟精度,但仍依赖经验函数,忽视碳稳定机制与多维验证,限制其对侵蚀-碳相互作用的机制性刻画。碳-氮耦合机制进一步细化模型响应,RothC 模型通过 Arrhenius 温度函数与线性分段水分函数调控分解速率,参数化显示温度每升高 1 °C,

活性库矿化率增加8%~12%,但未考虑酶活性反馈^[54]。WATEM-C模型^[40]通过多同位素示踪验证细颗粒的SOC富集比(2.3~3.5),并发现沉积区厌氧条件促进CH₄排放。

然而,机理模型正面临其理论框架带来的固有瓶颈,其核心在于关键过程参数的不确定性与尺度转换问题。这种不确定性并非源于参数数量多,而是源于其原位测量的极端困难。具体而言:1)物理侵蚀参数的“状态依赖性”。团聚体破碎的临界剪切应力、细颗粒富集比等物理参数,受土壤前期干湿交替、冻融循环和生物活动影响显著。现有模型大多采用静态或经验性参数,无法捕捉这些“状态依赖”的变化,尤其是在模拟短时强降雨等极端事件时,误差会被急剧放大。2)微生物动力学参数的“黑箱”。模型中如微生物碳利用效率(CUE)、周转速率等核心参数,在真实土壤中是随环境因子动态变化的。实验室条件下测定的值,难以反映田间复杂生境下微生物种群演替和底物竞争的实际情况,导致模型在预测长期碳库演变时出现系统性偏差。3)酶促反应动力学的“尺度鸿沟”。尽管部分模型引入了酶动力学(如Michaelis-Menten方程),但其关键参数(K_m , V_{max})的获取依赖于均质化的土壤样品分析,忽略侵蚀发生的微米级界面上,底物可接触性与酶的空间分布才是真正的限速步骤,宏观测量值无法代表微观“热点”区域的真实反应速率。综上,机理模型在过程解释上的优势,恰恰构成其在大尺度精准预测上的枷锁。其对微观机制的过度依赖,使其难以有效同化宏观、多源的观测数据,正是尺度失配问题的集中体现。

为应对现有挑战,机理模型的前沿发展聚焦于多尺度耦合建模、人工智能增强技术与同位素约束技术的融合。嵌套网格技术通过自适应算法实现从田块到流域的无缝衔接,如WATEM-C模型在黄土高原沟壑区的验证显示,SOC模拟精度提升至 $R^2=0.85$ 。CLM-EROSION耦合ORCHIDEE与RUSLE模块,实现全球侵蚀碳通量的1 km分辨率模拟,其热带雨林区误差比旧版降低28%^[12,40]。人工智能技术显著优化参数,使SOC预测与观测之间的模拟精度大幅提升,优于传统模型^[55-56]。如WANG等^[55]整合Sentinel-2多光谱数据、NDVI及地形湿度指数等12维特征,在中国大兴安岭森林区利用随机森林模型实现SOC空间预测,较传统地统计方法精度显著提升^[55]。Mature-DNDC模型通过整合¹³C脉冲标记试验数据,揭示根系分泌物对微生物量碳的贡献率为22%~35%,其酶动力学模块

的引入使模拟精度较传统DNDC模型提升18%^[46]。未来需进一步融合“机制-数据”双驱动模式,发展高分辨率、低不确定性的新一代模型,以支撑全球变化下的精准碳管理。

2.2 数据驱动型计算模型

数据驱动型计算模型通过整合多源环境数据与机器学习算法,实现对水力侵蚀下SOC动态的高精度模拟与预测。其核心突破体现在特征工程优化、算法架构创新及多模态数据同化技术,常用方法包括XGBoost、随机森林(RF)、CNN-LSTM和Hybrid-CNN等。同时数据驱动型计算模型也面临可解释性不足、数据依赖性等挑战,需结合物理机制约束与不确定性量化实现跨越式发展。

数据驱动型计算模型的构建始于关键环境特征的筛选与融合。研究^[26,57]表明,降水侵蚀力、归一化植被指数(NDVI)、地形湿度指数(TWI)对SOC空间变异的联合解释力达63%,其中TWI通过径流路径调控侵蚀-沉积过程,可解释22%的SOC横向迁移变异。张若曦等^[58]利用Sentinel-2红边波段与Kriging插值法在砒砂岩区验证SOC反演精度,模型RMSE为0.75~1.2 g/kg;林杰等^[28]提出时空融合模型在复杂植被区的SOC预测精度提升至 R^2 为0.7~0.75。XGBoost算法结合过程模型输出实现POC预测误差9.8%^[59]。在江西红壤丘陵区^[57],XGBoost通过融合Sentinel-2数据和TWI,实现SOC预测的RMSE=3.9 g/kg, $R^2=0.49$ 。CNN-LSTM混合架构进一步提升SOC预测精度 $R^2=0.69$,能够更好地反映降雨-植被生长时序对SOC的调控效应^[17]。PRODA框架通过嵌入Arrhenius方程与Van Genuchten函数作为物理约束,使青藏高原百年尺度SOC储量预测误差从±40%降至±18%,展示了“物理机理+数据驱动”融合潜力^[60]。

尽管数据驱动型计算模型在精度上优势显著,其黑箱机制和数据依赖性仍制约实际应用。可解释性困境表现为SHAP值分析^[57]显示,黏粒含量对SOC稳定性的贡献度为38%,但无法区分物理保护与化学键合的具体作用;传统模型对耕作扰动下 β -葡萄糖苷酶活性激增的漏报率达55%,亟须嵌入酶促动力学机制^[61]。样本不平衡问题加剧模型不确定性,全球土壤数据库中的侵蚀区与沉积区样本比例失衡,导致过渡带SOC预测MAE波动±1.6%^[62]。为突破这一瓶颈,有必要引入更先进的可解释方法与混合机制:一方面,可采用LIME局部解释方法来为单个预测点提供局部线性近似解释而增强模型透

明度;另一方面,因果推断或深度因果学习方法可用于区别输入变量的相关性与因果性。通过将因果结构嵌入模型,可在 SOC 预测中识别特征与反应变量之间的潜在因果路径^[63],而对于 SOC 预测本身将因果推断与机器学习结合,用于提升 SOC 储量预测性能与可解释性^[64]。针对 SOC 模型的解释框架,有助于揭示环境变量对模型输出的局部影响机制^[65]。

下一代模型需突破多尺度耦合与机理-数据融合技术。嵌套网格技术通过 4 层结构(米级-公里级)实现参数跨尺度传递,在洞庭湖流域 1 km 分辨率下将 SOC 储量模拟 R^2 提升至 0.85^[62]。Hybrid-CNN 混合架构在卷积层后嵌入微生物周转方程,使东北黑土区免耕措施的碳封存效应预测误差 $<10\%$ ^[60]。生成对抗网络 GAN 通过质量守恒约束生成无观测区 SOC 分布图,在红壤丘陵区将预测 R^2 从 0.41 提升至 0.68^[66]。实时数据同化系统通过 5G 传输与卫星联动,实现农田 SOC 动态日更新,其滞后误差 $<5\%$ 。贝叶斯深度学习框架结合集合卡尔曼滤波,将区域 SOC 储量不确定性降低 35%^[67]。未来研究需进一步融合物理机制与人工智能,构建高分辨率、低不确定性的新一代模型,以支撑全球碳管理的精准决策。

2.3 机理模型与数据驱动模型的性能对比及局限性分析

水力侵蚀对 SOC 动态的影响具有多尺度、多过程交互的特征,其模拟需依赖机理模型与数据驱动模型的协同互补。机理模型基于物理化学过程构建,通过耦合水文、侵蚀和生物地球化学模块实现碳通量模拟,其核心优势在于过程解释性高(表 1)。例如,DNDC 模型在亚马逊流域的模拟^[57]表明,侵蚀导致的作物产量下降使 SOC 损失增加 37%,此结论通过碳氮耦合的化学计量模型 Stoichiometry 验证。由 SPEROS-C 模型改进的 MCST-C 模型通过剪切应力方程解析团聚体破碎动力学量化耕作侵蚀对碳通量的主导作用^[68],但是尺度转换后模型的预测精度显著下降。微生物矿化作用贯穿整个水力侵蚀,过程复杂且数据繁琐^[69]。然而,机理模型的局限性显著:1)参数依赖性高,导致田间校准成本高昂;2)空间外推能力受限;3)时间分辨率滞后,日/月尺度模拟难以满足实时管理需求。

相比之下,数据驱动模型在大范围、实时预测中具有优势,但缺乏对关键过程的解释力。利用 XGBoost 模型结合 Sentinel-2 数据实现农田 SOC 周尺度更新,滞后误差 $<8\%$ ^[70]。2 类模型的性能差异

可归结为建模逻辑的本质区别(表 1):机理模型强于机理阐释但灵活性不足,数据驱动模型精于短期预测但解释性薄弱。有学者^[3,69,71]通过微生物显式理论模型和机器学习结合加深对微生物作用于 SOC 周转和储存的理解,或与深度学习结合证明微生物利用效率是土壤有机碳储量的决定因素。未来的发展方向应聚焦于机理与数据的深度融合,利用同位素示踪与人工智能等手段,提升 SOC 侵蚀动态模拟的精度与可解释性。总体来看,国际前沿正由“统计拟合”迈向“物理约束的智能模型”,但要实现跨区域、跨时间尺度的 SOC 动态预测,仍需加强机理-数据融合与不确定性量化的深度结合。

3 水力侵蚀驱动下土壤有机碳动态模型的挑战

水力侵蚀驱动的土壤有机碳动态模拟面临三大核心瓶颈,其本质源于自然系统的复杂性与模型架构固有的局限性。

3.1 观测分辨率不足与模型输入偏差

当前侵蚀碳通量观测网络的时间分辨率普遍采用日尺度或事件累积监测,难以捕捉短时强降雨事件触发的 SOC 脉冲式流失。已有研究^[9,72]表明,暴雨发生后 2 h 内是侵蚀与碳流失的高峰期,但传统监测方法往往只能得到累积通量,导致分钟级动态过程缺失。遥感数据受云层干扰,导致在湿润多云区 SOC 反演误差增加 30%~40%。近年的研究进一步强调这一挑战。例如,WANG 等^[73]指出机理模型(MIMICS、MES-C)在捕捉环境因子(如降雨强度、土壤湿度)快速波动时表现不佳,特别是在极端气候情景下,模型预测误差显著放大。同时,在秦岭地区的研究^[74]发现,近几十年极端降雨侵蚀力显著增强,若模型输入仍依赖月平均或年平均气象参数,将系统性低估 SOC 流失风险。

3.2 团聚体过程与流域尺度响应的耦合不足

机理模型在刻画团聚体破碎、颗粒级 SOC 迁移等方面仍存在简化假设。例如,SPEROS-C 等模型虽然能够模拟土壤侵蚀-沉积过程,但其对 <1 mm 团聚体中颗粒有机碳(POC)的迁移预测误差可达 15%~20%,部分原因在于其未能显式引入团聚体动力学与水流交互的非线性特征^[32](表 1)。

近年来,模型不确定性分析进一步揭示了该问题。通过代理建模方法分析侵蚀过程模型的不确定性^[75]发现,参数敏感性和输入数据不精确显著放大流域尺度预测偏差,尤其在坡耕地条件下对沉积碳的估算存在系统性误差。土地利用变化与管理措施

也是当前模型在尺度扩展时的薄弱环节。有研究^[76]表明,不同土地利用情景下的侵蚀与碳通量响应差异巨大,而传统模型常忽略农田保护措施与政策驱动效应,导致预测结果与观测存在偏差。

表 1 机理模型与数据驱动型模型 SOC 动态模型的对比分析

Table 1 Comparative analysis of SOC dynamic models between mechanistic models and data-driven models

模型类型	代表模型	核心特征	优势	局限性	应用实例及表现
机理模型	碳库周转型模型 CENTURY, RothC	划分为不同碳池,通过经验函数模拟分解	结构清晰;可耦合温度、水分等环境因子	忽略微生物过程;物理扰动描述不足	活性库温度敏感 0.89 Mg/°C(以C计), R ² =0.89
	水文-侵蚀耦合模 SWAT-C, DNDC, SPEROS-C, WATEM-C	将水文过程与侵蚀公式嵌入碳循环模型,模拟SOC随泥沙迁移	能显式量化侵蚀/沉积对SOC动态的影响;适用于流域尺度	参数依赖性强;需高质量输入数据	DNDC在川中丘陵区暴雨产沙R ² =0.83
	微生物-酶动力学模型 MEND, CNMM- DNDC改进版	显式模拟微生物群落、胞外酶动力学和底物化学计量学关系	克服线性假设;更接近过程机制	微生物参数难测定;尺度转换存在偏差	MEND模拟CO ₂ 误差降至±12%
	碳氮耦合与多尺度融合模型	将碳循环与氮循环、侵蚀过程耦合;发展人工智能增强与同位素约束	机制全面;提升预测精度	计算复杂;尺度失配严重	RothC参数化显示温度升高1°C→活性库矿化率增8%~12%
数据驱动型模型	机器学习模型 XGBoost, 随机森林 RF	基于遥感、地形、气象等多源特征预测SOC空间分布	运算效率高;适用大范围	可解释性不足;受数据质量制约	江西红壤丘陵区SOC预测R ² =0.49
	深度学习模型 CNN- LSTM, Hybrid-CNN	利用卷积与循环神经网络提取时空特征,反映降雨、植被对SOC的调控	捕捉非线性、时序动态	黑箱效应明显;需大规模样本	CNN-LSTM预测SOC R ² =0.69
	物理约束型 AI模型 PRODA 框架	在深度学习中嵌入 Arrhenius 函数、Van Genuchten 函数等物理约束	显著降低预测误差;融合机理与数据优势	方法新颖,验证案例有限	青藏高原SOC预测误差由±40%降至±18%
综合评价	机理模型强解释弱外推 数据驱动型模型强预测弱解释	两类方法互补	单一模型难兼顾机理阐释与空间预测	发展趋势:机理×数据深度融合	

3.3 气候变化情景下预测误差放大

在气候变暖与极端降雨频率升高的背景下, SOC 动态模型的预测误差呈指数级放大。传统机理模型常依赖 Arrhenius 方程参数化温度敏感性,但已有研究^[12]表明,当温度增幅超过 3 °C 时,该函数系统性高估 SOC 矿化通量的 40%~50%。

最新研究揭示 ENSO 等气候震荡对降雨侵蚀力的显著调控作用。LI^[77]在海南岛的研究表明, ENSO 事件可导致降雨侵蚀力在特定年份提高 20%~30%,若模型忽视此类气候驱动因子,将严重低估 SOC 横向迁移与碳损失;BOUCHOMS^[57]在对比农田观测与 DNDC 模拟时发现,干旱预处理会降低土壤入渗能力,使后续暴雨的 SOC 流失量被低估 30% 以上,表明当前模型对水文-碳过程的非线性响应考虑不足。

3.4 未来发展方向

针对上述研究瓶颈,学术界正通过多学科交叉与技术创新构建下一代 SOC 动态模拟范式。

1)多源数据融合驱动的模型输入革新:高分辨率数据与 InSAR 地形数据的协同应用,显著提升微地形尺度 SOC 空间异质性的刻画能力。

2)微生物-矿物交互机制引入:突破传统 SOC 模型的简化假设,发展考虑微生物活性与矿物结合效应的过程模型,更准确评估沉积碳的长期稳定性。

3)气候振荡与极端事件模拟:在模型结构中嵌入 ENSO 等气候驱动因子,提升模型对极端气候下 SOC 动态的预测能力。

4)不确定性量化与 AI 融合:结合代理建模、贝叶斯方法与机器学习优化参数估计,减少模型预测误差并提升跨尺度适用性。图 2 展示整个水力侵蚀下 SOC 动态模型研究进程中的框架与对未来研究方向的展望。

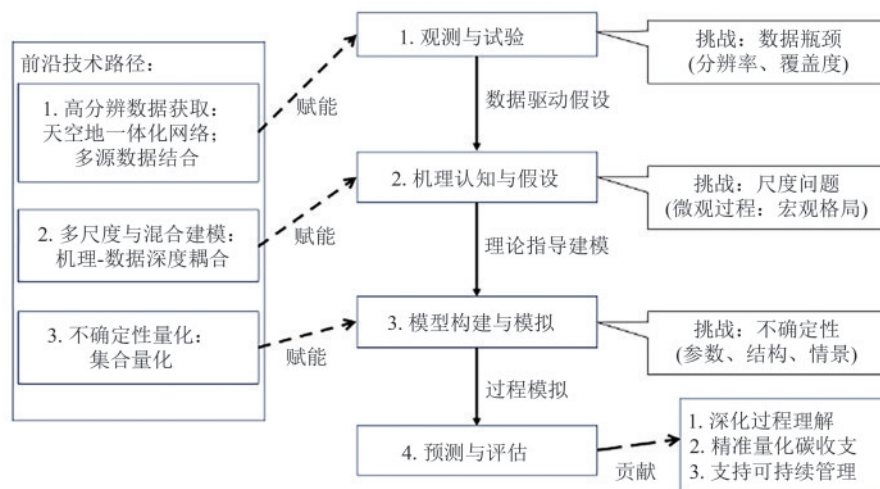


图 2 水力侵蚀下 SOC 动态模型研究的框架与展望

Fig. 2 Comparative analysis of SOC dynamic models between mechanistic models and data-driven models

4 结论

本文系统梳理了水力侵蚀驱动下土壤有机碳 (SOC) 动态模型的研究进展。水力侵蚀通过团聚体破碎、选择性迁移和“源-汇”再分配等多尺度机制,深刻调控 SOC 的输入与输出平衡。现有模型主要分为机理模型和数据驱动型模型两大类。机理模型(如 CENTURY)擅长揭示过程机制,但参数依赖性强且尺度外推受限;数据驱动模型(如 XGBoost)则在区域预测上精度高,但缺乏机理解释。

本研究为全球碳管理提供 3 个方面的科学支撑:

1) 阐明侵蚀驱动下 SOC 动态的“物理扰动-生物响应-气候反馈”连锁机制,突破了传统碳循环模型忽略横向通量的理论局限;

2) 构建机理-数据融合的模式优化范式,为《巴黎协定》碳核算体系提供方法论创新;

3) 中国生态修复实践验证了侵蚀控制措施的碳汇增益效应,为发展中国家实现“双碳”目标提供可推广的技术路径。随着多源异构数据整合与人工智能算法的深度应用,SOC 动态模拟将向“高精度-全链条-自适应”方向发展,为应对全球变化与实现碳中和提供更强大的科学工具。

未来研究应聚焦 3 个方向:

1) 构建高时空分辨率、多源融合的 SOC 观测体系,为模型提供可靠数据支撑;

2) 推动机理与人工智能结合,发展多尺度耦合的混合模型,以提升预测精度与可解释性;

3) 将研究纳入全球变化和土地利用转型情境,定量评估侵蚀对 SOC 动态及碳中和战略的影响。

综上,水力侵蚀驱动的 SOC 动态研究需立足多尺度过程解析,强化模型-观测-实践的闭环验证体

系,通过学科交叉与方法创新突破现有认知边界,不仅对完善陆地碳循环理论具有重要科学价值,也为全球碳治理与生态修复工程提供关键决策依据。

参考文献:

- [1] 张维理, KOLBE H, 张认连. 土壤有机碳作用及转化机制研究进展[J]. 中国农业科学, 2020, 53(2): 317-331. ZHANG W L, KOLBE H, ZHANG R L. Research progress of SOC functions and transformation mechanisms [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2020, 53(2): 317-331.
- [2] WANG M M, GUO X W, ZHANG S, et al. Global soil profiles indicate depth-dependent soil carbon losses under a warmer climate[J]. Nature Communications, 2022, 13: e5514.
- [3] TAO F, HUANG Y Y, HUNGATE B A, et al. Microbial carbon use efficiency promotes global soil carbon storage[J]. Nature, 2023, 618(7967): 981-985.
- [4] 魏守才, 张晓平, 陈学文. 土壤水蚀对土壤有机碳动态及全球碳循环平衡的影响[J]. 土壤与作物, 2015, 4(4): 156-162. WEI S C, ZHANG X P, CHEN X W. Effects of water-driven erosion on soil organic carbon dynamics and global carbon balance[J]. Soil and Crop, 2015, 4(4): 156-162.
- [5] 喻为, 李忠武, 黄金权, 等. 水力侵蚀影响下土壤有机碳和微生物数量动态变化特征[J]. 土壤学报, 2015, 52(2): 423-430. YU W, LI Z W, HUANG J Q, et al. Dynamics of soil microbial population and organic carbon under water erosion[J]. Acta Pedologica Sinica, 2015, 52(2): 423-430.
- [6] OLSON K R, AL-KAISI M, LAL R, et al. Impact of soil erosion on soil organic carbon stocks[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2016, 71(3): 61-67.
- [7] BERHE A A, HARTE J, HARDEN J W, et al. The significance of the erosion-induced terrestrial carbon sink [J]. BioScience, 2007, 57(4): 337-346.

- [8] LAL R. Soil erosion and carbon dynamics [J]. *Soil and Tillage Research*, 2005, 81(2):137-142.
- [9] DLUGOB V, FIENER P, VAN OOST K, et al. Model based analysis of lateral and vertical soil carbon fluxes induced by soil redistribution processes in a small agricultural catchment [J]. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2012, 37(2):193-208.
- [10] WANG X, CAMMERAAT E L H, ROMEIJN P, et al. Soil organic carbon redistribution by water erosion: The role of CO₂ emissions for the carbon budget [J]. *PLoS One*, 2014, 9(5):e96299.
- [11] LAL R. Soil erosion and gaseous emissions [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(8):e2784.
- [12] NAIPAL V, CIAIS P, WANG Y L, et al. Global soil organic carbon removal by water erosion under climate change and land use change during AD 1850—2005 [J]. *Biogeosciences*, 2018, 15(14):4459-4480.
- [13] WANG Z G, VAN OOST K, GOVERS G. Predicting the long-term fate of buried organic carbon in colluvial soils [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2015, 29(1):65-79.
- [14] GASPAR L, MABIT L, LIZAGA I, et al. Lateral mobilization of soil carbon induced by runoff along karstic slopes [J]. *Journal of Environmental Management*, 2020, 260:e110091.
- [15] 王旭洋, 李玉强, 连杰, 等. CENTURY 模型在不同生态系统的土壤有机碳动态预测研究进展 [J]. *草业学报*, 2019, 28(2):179-189.
WANG X Y, LI Y Q, LIAN J, et al. Progress in application of the CENTURY model for prediction of soil carbon levels in different ecosystems [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2019, 28(2):179-189.
- [16] SMITH P, SMITH J U, POWLSON D S, et al. A comparison of the performance of nine soil organic matter models using datasets from seven long-term experiments [J]. *Geoderma*, 1997, 81(1/2):153-225.
- [17] DONG Z W, YAO L P, BAO Y L, et al. Prediction of soil organic carbon content in complex vegetation areas based on CNN-LSTM model [J]. *Land*, 2024, 13(7):e915.
- [18] RAN L, LU X X, XIN Z. Erosion-induced massive organic carbon burial and carbon emission in the Yellow River basin, China [J]. *Biogeosciences*, 2014, 11(4):945-959.
- [19] LI Y, QUINE T A, YU H Q, et al. Sustained high magnitude erosional forcing generates an organic carbon sink: Test and implications in the Loess Plateau, China [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2015, 411:281-289.
- [20] VAN OOST K, SIX J. Reconciling the paradox of soil organic carbon erosion by water [J]. *Biogeosciences*, 2023, 20(3):635-646.
- [21] RAN L S, LU X X, FANG N F, et al. Effective soil erosion control represents a significant net carbon sequestration [J]. *Scientific Reports*, 2018, 8:e12018.
- [22] ALEWELL C, SCHAUB M, CONEN F. A method to detect soil carbon degradation during soil erosion [J]. *Biogeosciences*, 2009, 6(11):2541-2547.
- [23] NI J R, YUE Y, BORTHWICK A G L, et al. Erosion-induced CO₂ flux of small watersheds [J]. *Global and Planetary Change*, 2012, 94:101-110.
- [24] LAL R. Accelerated Soil erosion as a source of atmospheric CO₂ [J]. *Soil and Tillage Research*, 2019, 188:35-40.
- [25] SHI P, VAN OOST K, SCHULIN R. Dynamics of soil fragment size distribution under successive rainfalls and its implication to size-selective sediment transport and deposition [J]. *Geoderma*, 2017, 308:104-111.
- [26] 黄金权, 程冬兵, 王志刚, 等. 水力侵蚀作用下土壤有机碳动态研究进展 [J]. *长江科学院院报*, 2016, 33(12):27-32.
HUANG J Q, CHENG D B, WANG Z G, et al. Advances in dynamics of soil organic carbon affected by water erosion [J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2016, 33(12):27-32.
- [27] LAL R. Soil erosion and the global carbon budget [J]. *Environment International*, 2003, 29(4):437-450.
- [28] 林杰, 张相, 姜姜, 等. 水力侵蚀过程中土壤有机碳循环研究进展 [J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2022, 46(6):187-194.
LIN J, ZHANG X, JIANG J, et al. A review on the soil organic carbon cycling under water erosion [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2022, 46(6):187-194.
- [29] DE NIJS E A, CAMMERAAT E L H. The stability and fate of soil organic carbon during the transport phase of soil erosion [J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, 201:e103067.
- [30] LI Z W, NIE X D, CHANG X F, et al. Characteristics of soil and organic carbon loss induced by water erosion on the Loess Plateau in China [J]. *PLoS One*, 2016, 11(4):e0154591.
- [31] DOETTERL S, CORNELIS J T, SIX J, et al. Soil redistribution and weathering controlling the fate of geochemical and physical carbon stabilization mechanisms in soils of an eroding landscape [J]. *Biogeosciences*, 2015, 12(5):1357-1371.
- [32] OOST K V, QUINE T A, GOVERS G, et al. The impact of agricultural soil erosion on the global carbon cycle [J]. *Science*, 2007, 318(5850):626-629.
- [33] NADEU E, GOBIN A, FIENER P, et al. Modelling the impact of agricultural management on soil carbon stocks at the regional scale: The role of lateral fluxes [J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(8):3181-3192.
- [34] FIENER P, DLUGOB V, VAN OOST K. Erosion-induced carbon redistribution, burial and mineralisation: Is the episodic nature of erosion processes important? [J]. *Catena*, 2015, 133:282-292.

- [35] 齐瑜洁, 黄金权, 李威闻, 等. 基于水力侵蚀过程的土壤有机碳变化驱动机制研究进展[J]. 土壤通报, 2023, 54(5):1196-1204.
- QI Y J, HUANG J Q, LI W W, et al. Research progress on driving mechanism of soil organic carbon change based on hydraulic erosion process[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2023, 54(5):1196-1204.
- [36] VAN HEMELRYCK H, FIENER P, VAN OOST K, et al. The effect of soil redistribution on soil organic carbon: An experimental study[J]. Biogeosciences, 2010, 7(12):3971-3986.
- [37] FANG N F, SHI Z H, CHEN F X, et al. Partial least squares regression for determining the control factors for runoff and suspended sediment yield during rainfall events[J]. Water, 2015, 7(7):3925-3942.
- [38] PARTON W J, SCHIMEL D S, COLE C V, et al. Analysis of factors controlling soil organic matter levels in great plains grasslands[J]. Soil Science Society of America Journal, 1987, 51(5):1173-1179.
- [39] WANG Z G, QIU J X, VAN OOST K. A multi-isotope model for simulating soil organic carbon cycling in eroding landscapes (WATEM_C v1.0)[J]. Geoscientific Model Development, 2020, 13(10):4977-4992.
- [40] 李东, 黄耀, 吴琴, 等. 青藏高原高寒草甸生态系统土壤有机碳动态模拟研究[J]. 草业学报, 2010, 19(2):160-168.
- LI D, HUANG Y, WU Q, et al. Modeling dynamics of soil organic carbon in an alpine meadow ecosystem on Qinghai-Tibetan Plateau using the Century model[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2010, 19(2):160-168.
- [41] ZHANG Y, LAVALLEE J M, ROBERTSON A D, et al. Simulating measurable ecosystem carbon and nitrogen dynamics with the mechanistically defined MEMS 2.0 model[J]. Biogeosciences, 2021, 18(10):3147-3171.
- [42] 李思琪, 李勇, 张伟, 等. 应用CNMM-DNDC模拟小流域土壤水力侵蚀和颗粒态碳氮磷迁移[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2022, 30(9):1511-1521.
- LI S Q, LI Y, ZHANG W, et al. Simulation of water-induced erosion and transport of particulate elements in a catchment by extending the CNMM-DNDC model[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2022, 30(9):1511-1521.
- [43] DOETTERL S, SIX J, VAN WESEMAEL B, et al. Carbon cycling in eroding landscapes: Geomorphic controls on soil organic C pool composition and C stabilization[J]. Global Change Biology, 2012, 18(7):2218-2232.
- [44] WANG G S, POST W M, MAYES M A. Development of microbial-enzyme-mediated decomposition model parameters through steady-state and dynamic analyses[J]. Ecological Applications, 2013, 23(1):255-272.
- [45] WANG G S, GAO Q, YANG Y F, et al. Soil enzymes as indicators of soil function: A step toward greater realism in microbial ecological modeling[J]. Global Change Biology, 2022, 28(5):1935-1950.
- [46] DENG J, FROLKING S, BAJGAIN R, et al. Improving a biogeochemical model to simulate microbial-mediated carbon dynamics in agricultural ecosystems[J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2021, 13(11):e2021MS002752.
- [47] LI S Q, ZHU B, ZHENG X H, et al. Enabling a process-oriented hydro-biogeochemical model to simulate soil erosion and nutrient losses[J]. Biogeosciences, 2023, 20(16):3555-3572.
- [48] XIAO K Q, LIANG C, WANG Z M, et al. Beyond microbial carbon use efficiency[J]. National Science Review, 2024, 11(4):e59.
- [49] VAN OOST K, GOVERS G, QUINE T A, et al. Landscape-scale modeling of carbon cycling under the impact of soil redistribution: The role of tillage erosion[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2005, 19(4):
- [50] LIZAGA I, QUIJANO L, GASPAR L, et al. Linking land use changes to variation in soil properties in a Mediterranean mountain agroecosystem[J]. Catena, 2019, 172:516-527.
- [51] JUŘICOVÁ A, ÖTTL L K, WILKEN F, et al. Tillage erosion as an underestimated driver of carbon dynamics[J]. Soil and Tillage Research, 2025, 245:e106287.
- [52] ZHANG J L, ZHANG C, MA W S, et al. Improving the model performance of the ecosystem carbon cycle by integrating soil erosion-related processes[J]. Atmosphere, 2023, 14(12):e1724.
- [53] LU H B, WANG X Y, ZHANG H C, et al. Soil organic carbon lateral movement processes integrated into a terrestrial ecosystem model[J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2024, 16:e2023MS003916.
- [54] 何圣嘉, 谢锦升, 曾宏达, 等. 红壤侵蚀地马尾松林恢复后土壤有机碳库动态[J]. 生态学报, 2013, 33(10):2964-2973.
- HE S J, XIE J S, ZENG H D, et al. Dynamic of soil organic carbon pool after restoration of *Pinus massoniana* in eroded red soil area[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(10):2964-2973.
- [55] WANG M H, LV Z C, WU W W, et al. Multiscale spatiotemporal variations of GNSS-derived precipitable water vapor over Yunnan[J]. Remote Sensing, 2024, 16(2):e412.
- [56] XU H Y, ZHANG T, LUO Y Q, et al. Parameter calibration in global soil carbon models using surrogate-based optimization[J]. Geoscientific Model Development, 2018, 11(7):3027-3044.
- [57] BOUCHOMS S, WANG Z G, VANACKER V, et al. Evaluating the effects of soil erosion and productivity decline on soil carbon dynamics using a model-based approach[J]. Soil, 2019, 5(2):367-382.

- [58] 张若曦,秦富仓,李龙,等.水力侵蚀对砒砂岩区土壤有机碳空间变异性的影响[J].水土保持学报,2020,34(6):117-124.
ZHANG R X, QIN F C, LI L, et al. Effect of rainfall erosion on spatial variability of soil organic carbon in arsenic sandstone area[J].Journal of Soil and Water Conservation,2020,34(6):117-124.
- [59] 方华军,杨学明,张晓平,等.耕作及水蚀影响下坡耕地土壤有机碳动态模拟[J].土壤学报,2006,43(5):730-735.
FANG H J, YANG X M, ZHANG X P, et al. Simulation on dynamics of soil organic carbon under the effect of tillage and water erosion [J]. Acta Pedologica Sinica, 2006,43(5):730-735.
- [60] ZENG Y, FANG N F, SHI Z H, et al. Soil organic carbon redistribution and delivery by soil erosion in a small catchment of the Yellow River basin [J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2020, 125(5):e2019JG005471.
- [61] LIU S L, AN N N, YANG J J, et al. Prediction of soil organic matter variability associated with different land use types in mountainous landscape in southwestern Yunnan Province, China [J]. Catena, 2015, 133:137-144.
- [62] 王凌霞,聂小东,李嘉奇,等.流域水力侵蚀碳汇效应对土壤碳流失的平衡作用[J].中国科学:地球科学,2024,54(6):2050-2064.
WANG L X, NIE X D, LI J Q, et al. Erosion-induced recovery CO₂ sink offset the horizontal soil organic carbon removal at the basin scale [J]. Scientia Sinica (Terrae), 2024, 54(6):2050-2064.
- [63] TESCH T, KOLLET S, GARCKE J. Causal deep learning models for studying the Earth system [J]. Geoscientific Model Development, 2023, 16(8):2149-2166.
- [64] LIU Y Q, JIANG C L, FENG A P, et al. A causal prediction method for soil organic carbon storage change estimation, with Shaanxi Province as a case study [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234:e110271.
- [65] KAKHANI N, TAGHIZADEH-MEHRJARDI R, OMARZADEH D, et al. Towards explainable AI: Interpreting soil organic carbon prediction models using a learning-based explanation method [J]. European Journal of Soil Science, 2025, 76(2):e70071.
- [66] 张宇婷,肖海兵,聂小东,等.基于文献计量分析的近30年国内外土壤侵蚀研究进展[J].土壤学报,2020,57(4):797-810.
ZHANG Y T, XIAO H B, NIE X D, et al. Research progress of soil erosion at home and abroad in recent 30 years based on bibliometric analysis [J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57(4):797-810.
- [67] ZHANG H C, LAUERWALD R, REGNIER P, et al. Simulating erosion-induced soil and carbon delivery from uplands to rivers in a global land surface model [J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2020, 12(11):e2020MS002121.
- [68] WILKEN F, SOMMER M, VAN OOST K, et al. Process-oriented modelling to identify main drivers of erosion-induced carbon fluxes [J]. Soil, 2017, 3(2):83-94.
- [69] XU X B, WANG X T, ZHOU P, et al. Coupling of microbial-explicit model and machine learning improves the prediction and turnover process simulation of soil organic carbon [J]. Climate Smart Agriculture, 2024, 1(1):e100001.
- [70] CHEN Q, WANG Y T, ZHU X C. Soil organic carbon estimation using remote sensing data-driven machine learning [J]. Peer J, 2024, 12:e17836.
- [71] REICHSTEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science [J]. Nature, 2019, 566(7743):195-204.
- [72] HECKRATH G, DJURHUUS J, QUINE T A, et al. Tillage erosion and its effect on soil properties and crop yield in Denmark [J]. Journal of Environmental Quality, 2005, 34(1):312-324.
- [73] WANG L, ABRAMOWITZ G, WANG Y-P, et al. Towards resolving poor performance of mechanistic soil organic carbon models [J]. EGUSphere, 2025, 2025:1-32.
- [74] XU X M. Spatiotemporal trends and variations in rainfall erosivity in the east Qinling Mountains and the environmental impacts [J]. Atmosphere, 2024, 15(9):e1050.
- [75] QUANG N H, TRAN V N. Robust uncertainty analysis of a process-based model for runoff and soil erosion simulations using surrogate modeling: A synthetic study [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2025, 39(7):2929-2944.
- [76] LI N, ZHAO H Y, LUO Z B, et al. Soil erosion prediction in multiple scenarios based on climate change and land use regulation policies in context of sustainable agriculture [J]. Catena, 2024, 247:e108525.
- [77] LU X D, CHEN J D, GUO J C, et al. Temporal and spatial variations in rainfall erosivity on Hainan Island and the influence of the El Niño/Southern Oscillation [J]. Land, 2024, 13(8):e1210.