

连州耕地土壤有机碳演变及固碳潜力*

张玉洁¹, 沈文杰^{1,2,3}, 邹天祥⁴, 胡炎凤¹, 涂俊喜¹,
焦琳淳¹, 李宇航¹, 梁志鹏⁵, 范东升⁶

1. 中山大学地球科学与工程学院, 广东 珠海 519000
2. 广东省地质过程与矿产资源探查重点实验室 / 广东省地球动力作用与地质灾害重点实验室, 广东 珠海 519000
3. 中山大学地球环境与地球资源研究中心, 广东 珠海 519000
4. 儋州市综合行政执法局, 海南 儋州 571700
5. 珠海市第十六中学, 广东 珠海 519000
6. 中国烟草总公司广西壮族自治区公司, 广西 南宁 530022

摘要:为做好区域耕地土壤有机碳评价及分析,推进农业可持续发展。以广东省连州市为研究区域,耕地表层土壤有机碳为研究对象,结合土壤实测数据与多维地理信息,运用组合模型算法和反硝化-分解(DNCD, denitrification-decomposition)模型,模拟连州耕地表层土壤有机碳密度(SOCD, soil organic carbon density)的时空变化并对其固碳潜力进行分析。结果显示,融合遥感因子、地形因子等数据的SA-LSTM-XGB组合算法的预测效果最佳,其决定系数 R^2 为0.646。基于该模型预测的连州市耕地表层SOCD从2007年的4.73 kg/m²降至2019年的3.35 kg/m²。DNDC模型模拟结果显示,若不改变田间管理模式,2019—2035年连州市0~50 cm深度的耕地整体有机碳储量(SOCS, soil organic carbon storage)将以年均 3.32×10^7 kg的速度持续下降;而通过改善田间管理方式,SOCS到2035年可增加 $1.48 \times 10^9 \sim 2.52 \times 10^9$ kg。

关键词:土壤有机碳;固碳潜力;DNDC模型;连州

中图分类号: S153.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2025)05-0116-09

Evolution and carbon sequestration potential of cultivated soil organic carbon in Lianzhou

ZHANG Yujie¹, SHEN Wenjie^{1,2,3}, ZOU Tianxiang⁴, HU Yanfeng¹, TU Junxi¹,
JIAO Linchun¹, LI Yuhang¹, LIANG Zhipeng⁵, FAN Dongsheng⁶

1. School of Earth Science and Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519000, China
2. Guangdong Key Laboratory of Geological Processes and Mineral Resources Exploration / Guangdong Key Laboratory of Geodynamics and Geological Hazards, Zhuhai 519000, China
3. Earth Environment and Earth Resources Research Center, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519000, China
4. Danzhou Comprehensive Administrative Law Enforcement Bureau, Danzhou 571700, China
5. Zhuhai No.16 Middle School, Zhuhai 519000, China
6. China National Tobacco Corporation Guangxi Corporation, Nanning 530022, China

* 收稿日期:2024-12-30 录用日期:2025-03-14 网络首发日期:2025-06-03

基金项目:国家自然科学基金-广东联合基金(U1911202);国家重点研发计划(2022YFF0801201);
中国烟草总公司广西壮族自治区公司科技计划项目(202145000024005)

作者简介:张玉洁(2001年生),女;研究方向:地球化学;E-mail:zhangyj339@mail2.sysu.edu.cn

通信作者:沈文杰(1978年生),男;研究方向:地球化学;E-mail:shenwjie@mail.sysu.edu.cn

全文阅读



ZR20240370

Abstract: Investigating the trends and potential for carbon sequestration in the organic carbon storage of cultivated land topsoil can guide agricultural production management. This study focuses on Lianzhou, integrating measured soil data with multi-dimensional geographic information to investigate. It employs a combined model algorithm and the DNDC (denitrification-decomposition) model to simulate and analyze the spatio-temporal variations in soil organic carbon density and carbon sequestration potential in the topsoil. The results indicate that the SA-LSTM-XGB combination algorithm, which integrates remote sensing and terrain factors, yields the best predictive performance, with a determination coefficient R^2 of 0.646. According to the model, the soil organic carbon density of surface farmland in Lianzhou decreased from 4.73 kg/m² in 2007 to 3.35 kg/m² in 2019. Simulations using the DNDC model suggest that if field management practices remain unchanged, the overall organic carbon storage in the top 50 cm of cultivated land in Lianzhou will continue to decline at an annual average rate of 3.32×10^7 kg from 2019 to 2035. However, with improved field management practices, the soil organic carbon in the top 50 cm of cultivated land in Lianzhou could increase by between 1.48×10^9 and 2.52×10^9 kg by 2035.

Key words: soil organic carbon; carbon sequestration potential; DNDC model; Lianzhou

农田作为陆地生态系统最大的碳库(Janssens et al., 2003; 金琳等, 2008; 龙军等, 2012), 其碳循环过程对全球碳平衡至关重要(Hutchinson et al., 2007)。农业生产的碳排放约占全球温室气体排放总量的14%(Frank et al., 2018), 秸秆资源在土壤有机碳(SOC, soil organic carbon)固存方面潜力巨大(方精云等, 2007; 张叶叶等, 2021)。中国政府在2007年将农业温室气体排放作为减排重点, 并在2015年提出农业转型发展战略, 以推动绿色生态可持续发展的农业发展。通过合理的农业管理措施, 实现土壤固碳, 减少农业碳排放, 是应对气候变化、实现“双碳”目标的重要途径。通过合理施肥、精细管理农田等措施, 提高SOC含量和稳定性, 有助于改善土壤质量和提高农田产量(Sarker et al., 2019)。

近年来, 已有研究通过定位实验数据(林治安等, 2009)及模型模拟(方精云等, 2007; Li et al., 2007; Chen et al., 2024), 对不同地域和作物种植下SOC的变化特征、影响因素及固碳潜力进行了大量研究。土地利用和耕作管理方式不仅通过改变有机物的输入、土壤结构、微生物活动及土壤环境条件(如水分、温度、pH)直接影响SOC含量, 还通过调控有机碳的蓄积速率和分解速率, 间接影响SOC含量(黄耀等, 2002; 周莉等, 2005)。田间试验表明, 与翻耕相比, 长期免耕可使0~5 cm土壤生物碳含量增加25.4%(徐阳春等, 2002)。胡正江等(2022)利用反硝化-分解(DNCD, denitrification-decomposition)模型研究发现, 在2011年农田管理措施基础上, 当秸秆还田率达到90%并实施特定用

量的氮肥和有机肥施用量时, 耕作层的SOC质量分数预计在30年后达到16.2 g/kg。Zhang et al.(2014)结合1:1 400万土壤数据库和DNDC模型模拟发现, 太湖地区水稻土在1982—2000年共释放碳 1.538×10^7 t。上述研究为我国及各地区制定固碳减排战略决策提供了科学依据。

连州市是广东省重要的农产品生产基地。近年来, 随着富硒产业兴起, 土地资源得到了更高效和多元化的利用。为探明连州耕地表层土壤的固碳潜力和有机碳储量(SOCS, soil organic carbon storage)的变化趋势, 指导乡村振兴背景下的农业生产管理; 本研究结合2007和2019年连州市土壤实测数据与多维地理信息, 运用组合模型算法和DNDC模型, 模拟研究了连州耕地表层土壤有机碳密度(SOCD, soil organic carbon density)的时空变化, 并进行固碳潜力分析。

1 材料与方法

1.1 研究区基本概况

连州市位于广东省北部(112°07'E—112°47'E, 24°37'N—25°12'N, 图1), 地形以山地、丘陵为主。属于中亚热带季风气候区, 年均温度19.7℃, 年均降水量约为1 622 mm, 四季宜耕。市内总耕地面积316.48 km², 粮食作物年播种面积3.47万hm², 蔬菜年种植面积3万hm², 水果种植面积1.1万hm², 是珠三角和港澳地区“菜篮子工程”的重要生产基地, 是南方优质早熟梨生产示范基地和国家级水晶梨标准化示范县(黄美聪, 2012)。

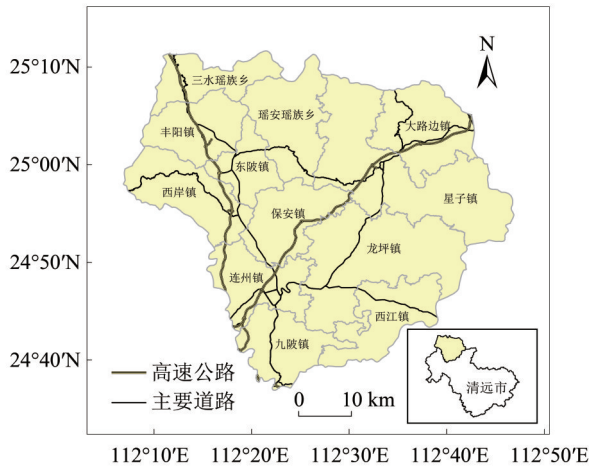


图1 连州市地理位置

Fig. 1 The geographical location of Lianzhou

1.2 数据来源

1.2.1 土壤、气候数据 2007年土壤数据来自连州市测土配方施肥补贴项目《耕地地力评价工作报告》。2019年耕地土壤有机碳含量来源于研究区0~20 cm土壤样品实测值,采样工作遵循《土壤地球化学测量规范》(DZT0145—2017),采样点覆盖了连州市主要耕地类型。DNDC模型所需的土壤数据取自中国土壤科学数据库的中南区土种数据库,选取连州地区典型土种数据并进行数据处理。土壤水分特征参数通过土壤水分特征软件(soil water characteristic)计算,包括土壤质地分类、凋萎点、饱和含水量、田间持水量、有效水分、饱和水力传导率和容重。2007—2019年连州市的 annual 温度、降水数据来自清远气象局和连州气象局。

1.2.2 地理信息获取 DEM(数字高程模型)数据来源于Bigemap软件,基于SRTM 90 m分辨率的原始高程数据重采样得到,像元大小为37 m。使用ArcGIS 10.8水文分析模块和地图代数工具提取研究区地形因子,获取土壤侵蚀过程中的坡度因子和坡长因子指数等重要参数。土壤容重数据来源于SoilGrids平台(<https://soilgrids.org/>)提供的全球土壤栅格,空间分辨率为250 m。2007—2021年日步长的气象数据来自美国国家海洋和大气管理局NOAA全球开放数据库;2022—2035年的数据来自国际耦合模式比较计划CMIP6数据库。遥感影像数据使用欧洲空间局(ESA, european space agency)发射的高分辨率卫星Sentinel-2,采集2019—2020年的4景影像,经过大气校正和云掩膜处理后,计算植被辐射指数和土壤辐射指数。

1.3 研究方法

本研究涉及的机器学习模型有支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)、极端梯度提升树(XGB)、长短期记忆网络(LSTM),集成学习模型为LSTM-XGB,超参数优化采用模拟退火算法(SA)、麻雀搜索算法(SSA),生物地球化学模型使用DNDC模型。集成学习将多个弱学习器进行结合,其基本思路是通过训练数据进行不同的采样或预处理方法,构建不同的基学习器,并将它们组合成1个集成模型,以提升整体的预测性能和泛化能力(图2)。以LSTM-XGB组合算法为例,首先将整个数据集按70%训练集、20%验证集和10%测试集比例进行随机划分,将XGB模型和LSTM模型分别在训练集上进行训练,得到模型MXGB和MLSTM,经过验证集后得到模型验证集误差 E_{XGB} 和 E_{LSTM} 。通过验证集的误差来决定模型组合时的权重,计算公式为

$$W_{XGB} = \frac{E_{LSTM}}{E_{LSTM} + E_{XGB}},$$

$$W_{LSTM} = \frac{E_{XGB}}{E_{LSTM} + E_{XGB}}.$$

为进一步提升集成模型的泛化能力并避免较差模型的干扰,定义阈值 δ ($\delta=0.1$)用于判断2个模型的相对误差差异是否显著。若两模型验证集误差的相对差值超过阈值即不满足下述公式,则直接选用误差较小的模型

$$\frac{|E_{LSTM} - E_{XGB}|}{\max(E_{LSTM}, E_{XGB})} < \delta.$$

若 $E_{LSTM} > E_{XGB}$,则 $W_{XGB}=1$ 、 $W_{LSTM}=0$;若 $E_{LSTM} < E_{XGB}$,则 $W_{XGB}=0$ 、 $W_{LSTM}=1$ 。设经过测试后得到在测试集(T)上的预测值分别为 y_T^{LSTM} 和 y_T^{XGB} ,则模型组合后得到的预测结果 y_T^{EL} 为

$$y_T^{EL} = W_{LSTM} \times y_T^{LSTM} + W_{XGB} \times y_T^{XGB}.$$

DNDC模型通过计算土壤每日的碳输入与碳输出监测SOCS的日常波动,基于对每日SOCS变化的累积,模型能够估算出SOC库的年度变化情况。DNDC模型经过不断完善和改进,可模拟几乎所有陆地生态系统的生物地球化学过程(孙园园等,2011;Li et al., 2012;Li et al., 2014),具有较高的准确性和可靠性。

2 结果与分析

2.1 模型比较与选择

利用遥感数据、地形数据以及样点土壤属性数

据作为输入信息, 构建了多种预测模型, 包括 SVR、RF、XGB、LSTM、LSTM 与 XGB 的结合模型 (LSTM-XGB), 用于预测 SOC 含量。每个预测模型融合了 61 种变量, 并采用 6 种不同的算法进行模拟实验。SA-LSTM-XGB 模型在决定系数 (R^2) 这一关

键指标上展现出了最优表现, 同时, 均方根误差 (RMSE) 也表现最优 (表 1)。鉴于此, 在后续的 SOC 预测与分析工作中, 均以 SA-LSTM-XGB 算法作为核心方法。

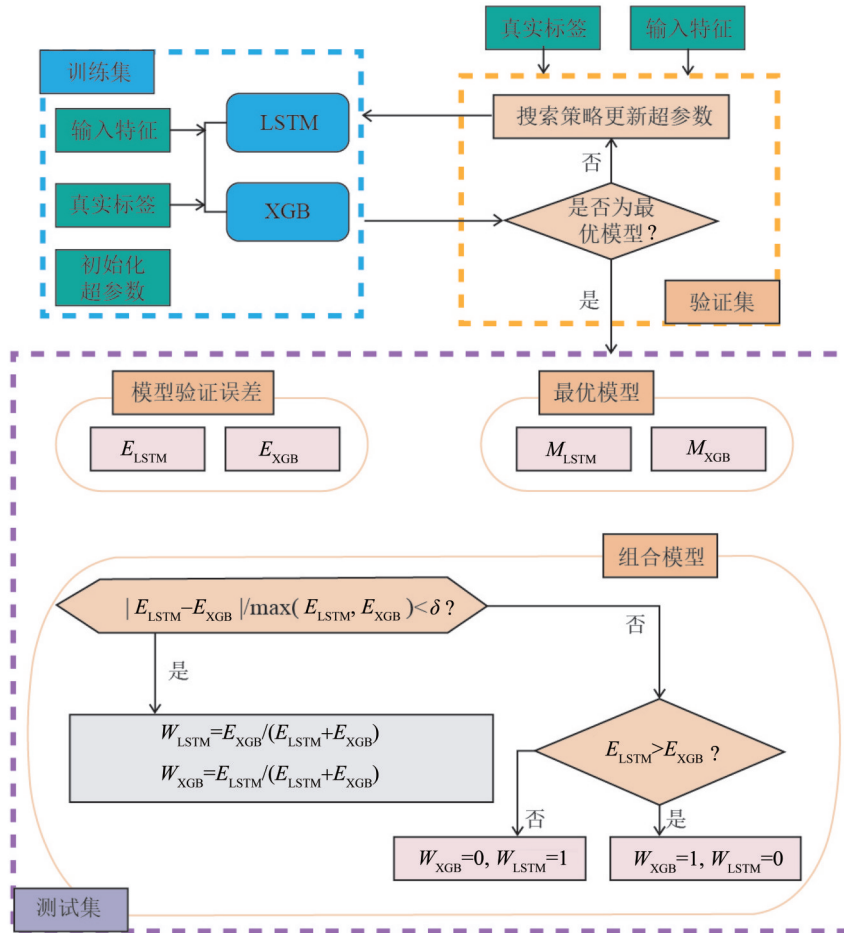


图 2 组合模型运算流程

Fig. 2 Operation flow of the combined model

表 1 基于不同算法的 SOC 含量预测模型精度

Table 1 Accuracy of SOC content prediction models based on different algorithms

算法	SVR	RF	XGB	LSTM	SA-LSTM-XGB	SSA-LSTM-XGB
R^2	0.012	0.602	0.622	0.521	0.646	0.635
RMSE	5.187	3.292	3.210	3.590	3.089	3.136

2.2 表层 SOCD 变化

在连州市范围内建立像元大小为 250 m 的网格, 提取网格中心的变量作为数据集。采用 SA-LSTM-XGB 模型对研究区土壤有机碳含量进行预测, 通过重分类绘制出连州市的 SOCD 空间分布图 (图 3)。

结果表明, 连州市耕地表层土壤 SOCD 从 2007 年的 2.33~6.55 kg/m² 变为 2019 年的 1.40~6.65 kg/m², 平均 SOCD 从 2007 年的 4.78 kg/m² 降至 2019 年的 3.38 kg/m², 12 年下降了 1.40 kg/m², 低于广东省农田平均 SOCD (3.64 kg/m²) (任向宁等, 2021), 年均下降率为 2.44%。2007 年 SOCD 主要介于 4~6 kg/m²,

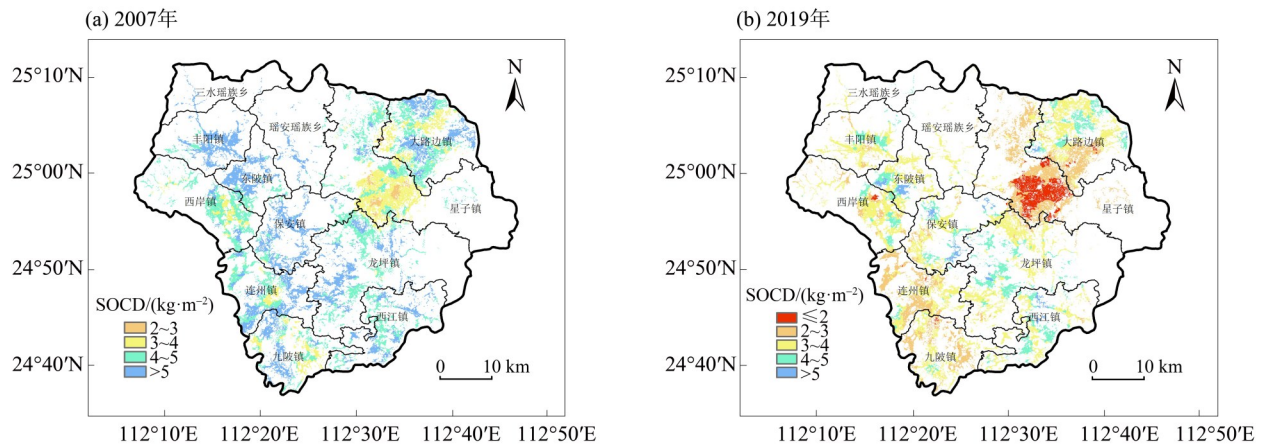


图3 SOCD空间分布图

Fig. 3 Spatial distribution of soil organic carbon density

面积占比为 79.75%; SOCD<3.00 kg/m²的区域面积占比仅为 0.83%; 2019 年, SOCD<3.00 kg/m²的区域面积占比上升至 31.54%, SOCD≤4 kg/m²的区域面积占比达到 79.40%。同时, SOCD>5.00 kg/m²的区域面积显著减少, 下降幅度为 123.02 km², 占总耕地面积的 38.87%。

基于 ArcGIS 10.8 绘制了 2019 年相对于 2007 年连州 SOCD 变化量空间分布图(图 4)。结果表明, 2007 年 SOCD>5.00 kg/m²的区域从连州市西北部至南部普遍存在, 尤其在丰阳镇、东陂镇、保安镇、龙坪镇等区域成片分布。2019 年 SOCD>5.00 kg/m²的区域仅在东陂镇、保安镇、龙坪镇和西江镇零星分布。同时, SOCD<2.00 kg/m²的区域集中分布在连州市东北部的星子镇境内。

连州市各区域存在不同程度的 SOCD 下降, 下降最明显的区域位于大路边镇南部和九陂镇北部,

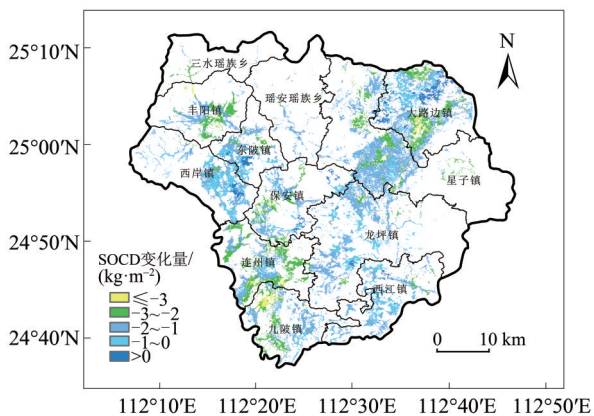


图4 2019年相对于2007年的SOCD变化量空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of soil organic carbon density changes in 2019 compared to 2007

降幅超过 3.00 kg/m²。丰阳镇、连州镇和保安镇的降幅也较大, 超 2.00 kg/m², 总面积达 64.10 km², 占耕地总面积的 20.25%。此外, 52.50% 的耕地(166.14 km²) 下降幅度介于 1.00~2.00 kg/m²。出现正增长的区域面积为 13.26 km², 仅占总耕地面积的 4.19%, 零星分布于连州市东部、西北部和西南部。从总量上看, 2007—2019 年, 连州市表层耕地 SOCS 减少了 4.70×10⁸ kg, 下降率为 29.75%。

2.3 土壤固碳潜力

通过在研究区建立网格, 在每个有耕地的网格内选择距离中心点最近的样点, 选取 103 个作为模拟样点。将 2007 年的土壤数据作为初始数据输入 DNDC 模型, 以 2019 年的数据进行验证。调整参数使模型更加适合研究区。对比 2019 年 SOC 实测数据, 模型预测结果 R² 为 0.491 (图 5), 均方根误差

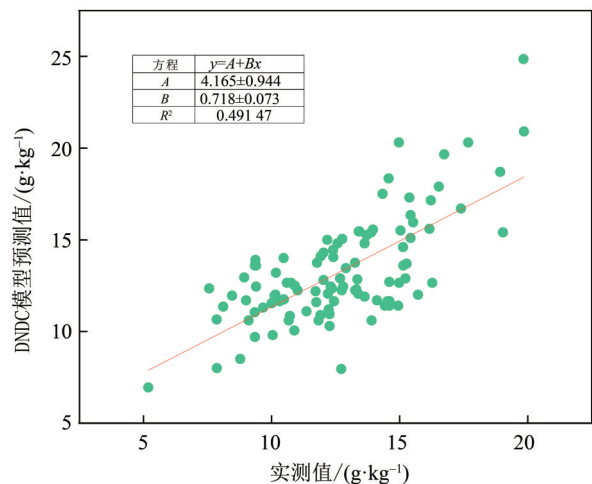


图5 2019年耕地有机碳实测值与模拟值的线性回归

Fig. 5 Linear regression between measured and simulated values of organic carbon in cultivated land for 2019

(RMSE)为2.260,归一化均方根误差(NRMSE)为13.7%,平均绝对百分比误差为15.32%。根据Gjettermann et al.(2008),当NRMSE<25%时说明该模型的拟合效果最佳,NRMSE介于25%~30%为可接受。同时参考RMSE、 R^2 、平均绝对百分比误差(MAPE)统计指标进行验证分析。其中, R^2 为0.491,拟合中等;RMSE为2.260,误差中等;NRMSE为13.7%,预测精度较高;MAPE为15.32%,预测精度较高。上述结果表明,DNDC模型在模拟连州市耕地土壤有机碳的动态演变方面表现出了较好的适用性。

对连州市0~50 cm耕地SOCS变化进行情景模拟,基于不同田间管理措施计算固碳潜力,结果见表2。情景①(管理方式不变)沿用2007—2019年的位点模拟数据,保持原有施肥和耕作方式,且秸秆还田率为0%。其他情景统一采用免耕作模式(定义为不进行翻耕,仅进行表层松土),并设置不同施肥和秸秆还田量。施肥设置参考“2023年连南瑶族自治县早稻育秧技术意见”和“广东省2020年主要农作物科学施肥意见”,具体为每亩底肥:尿素8 kg、过磷酸钙20 kg、硫酸钾5 kg,追肥25 kg复合肥。

表2 2020—2035年连州市0~50 cm土壤有机碳储量模拟
Table 2 Simulation of 0~50 cm soil organic carbon storage in Lianzhou from 2020 to 2035

情景模拟	田间管理措施	年均SOCS变化量/kg	2035年SOCS总量/kg
①	管理方式不变	-3.32×10^7	1.26×10^9
②	500 kg农家肥+30%秸秆	9.27×10^7	3.30×10^9
③	500 kg农家肥+50%秸秆	9.87×10^7	3.39×10^9
④	500 kg农家肥+70%秸秆	1.04×10^8	3.49×10^9
⑤	1 000 kg农家肥+30%秸秆	1.45×10^8	4.14×10^9
⑥	1 000 kg农家肥+50%秸秆	1.52×10^8	4.24×10^9
⑦	1 000 kg农家肥+70%秸秆	1.58×10^8	4.34×10^9

模拟结果表明,若连州市维持2007—2019年的田间管理措施(情景①),0~50 cm耕地SOCS将以每年 3.32×10^7 kg的速度流失,至2035年累计流失 4.98×10^8 kg,SOCS总量降至 1.26×10^9 kg。通过改善田间管理措施(情景②:增施500 kg农家肥+30%秸秆还田),0~50 cm耕地SOCS年均变化量将提高至 9.27×10^7 kg,到2035年累计增长 1.39×10^9 kg,固碳效果显著改善。在情景⑦(增施1 000 kg农家肥+70%秸秆还田)下,0~50 cm耕地SOCS年均变化量提升至 1.58×10^8 kg,到2035年累计增加 2.37×10^9 kg。

3 讨论

3.1 土壤有机碳含量的影响因素分析

不同土壤类型的有机碳变化情况,见表3。渗育型水稻土和潜育型水稻土面积占比较大,合计达65.03%,其SOCD下降幅度分别为29.75%和30.53%,相应区域SOCS分别下降 1.22×10^8 和 1.73×10^8 kg,两者SOCS下降量之和为 2.95×10^8 kg,占总土壤有机碳储量下降量的67.05%。潮土和黑色石灰土的

SOCD降幅较小,分别为23.39%和25.80%,其面积合计为1.88 km²。

造成SOCS和SOCD损失差异的关键驱动因素主要为区域气候变化,特别是年均气温和降水量的时空变异。研究表明,自然因素是控制土壤有机碳含量的主要因素(许信旺等,2009;余涛等,2011;孔晨晨等,2024)。其中,年均降雨量和年均气温与土壤有机碳含量呈强烈负相关性。此外,水稻土有机碳密度与pH、速效钾及碱解氮均呈显著正相关性(余涛等,2011)。连州市耕地地力调查结果显示,稻田用肥普遍存在偏施氮肥、过量施肥及养分分配不科学的问题,其中缺钾稻田占比超1/3(梁莹洁,2020)。水稻土的土壤含水量较高,湿润度较大,且对气候变化敏感。2007—2019年气象数据显示(表4),其年均气温较常年(20.5 °C)持续偏高,年降水总量较常年(1 628.4 mm)连续偏多。具体表现为:气温偏高,高温天气突出;降水总体偏多,强对流、强降水频发且影响范围广;秋冬季干燥少雨,气象干旱显著。气温升高导致土壤温度上升,进而加剧了土壤碳损失,其中热带生态系统对此尤为敏

表3 不同土壤亚类有机碳密度和有机碳储量¹⁾

Table 3 Organic carbon density and organic carbon storage of different soil subclasses

土壤亚类	面积/km ²	2007年 SOCD/(kg·m ⁻²)	2019年 SOCD/(kg·m ⁻²)	2007年 SOCS/kg	2019年 SOCS/kg
潮土	0.05	4.49	3.44	2.25×10 ⁵	1.72×10 ⁵
黑色石灰土	1.83	4.69	3.48	8.58×10 ⁶	6.37×10 ⁶
红壤	17.16	4.75	3.36	8.15×10 ⁷	5.57×10 ⁷
红色石灰土	42.60	4.73	3.40	2.01×10 ⁸	1.45×10 ⁸
黄壤	2.40	4.72	3.26	1.13×10 ⁷	7.82×10 ⁶
碱性紫色土	8.77	4.61	3.14	4.04×10 ⁷	2.75×10 ⁷
漂洗型水稻土	1.02	4.65	3.15	4.47×10 ⁶	3.21×10 ⁶
潜育型水稻土	17.89	4.84	3.37	8.66×10 ⁷	6.03×10 ⁷
渗育型水稻土	86.32	4.74	3.33	4.09×10 ⁸	2.87×10 ⁸
酸性紫色土	5.95	4.66	3.28	2.77×10 ⁷	1.95×10 ⁷
淹育型水稻土	13.02	4.76	3.36	6.20×10 ⁷	4.37×10 ⁷
潜育型水稻土	119.47	4.75	3.30	5.67×10 ⁸	3.94×10 ⁸
总计/加权平均 ¹⁾	316.48	4.73	3.33	1.58×10 ⁹	1.11×10 ⁹

1) 除面积、SOCS为总计外,其他均为加权平均

表4 连州市年均气温和年降水总量

Table 4 Annual average temperature and total annual precipitation in Lianzhou

年份	气温/°C		降水量/mm	
	年均	较常年变化	年降水总量	较常年变化
2007	22.7	2.2	1 764.0	135.6
2008	20.5	0.0	1 895.3	266.9
2009	20.9	0.4	1 484.3	-144.1
2010	20.3	-0.2	2 100.9	472.5
2011	19.9	-0.6	1 624.0	-4.4
2012	20.1	-0.4	2 185.0	556.6
2013	20.6	0.1	2 305.9	677.5
2014	20.8	0.3	2 043.5	415.1
2015	21.1	0.6	2 367.4	739.0
2016	21.0	0.5	2 528.4	900.0
2017	21.1	0.6	1 724.1	95.7
2018	20.9	0.4	1 800.7	172.3
2019	20.1	-0.4	1 729.8	101.4

感(Seastedt et al., 1994)。水稻土因水分过度渗漏,存在养分淋失风险。在淹水环境下,频繁的物质交换导致农田 SOC 含量呈先增后降的趋势(胡婵娟等, 2024)。此外,土壤黏粒、成土母质和耕作管理方式等因素,共同影响了土壤有机碳的容量及变化程度。不同土壤类型的理化特征与农业管理措施

相互作用,导致有机碳密度变化特征复杂多样。

3.2 固碳潜力影响因素分析

增施农家肥对耕地 SOCS 提升效果显著。在相同秸秆还田设置下(30% 秸秆),增施 500 kg 农家肥使耕地 SOCS 年均变化量提升了 5.23×10⁷kg,碳储总量

平均提升了 8.4×10^8 kg。施用农家肥可显著提高土壤微生物生物量碳和总活性有机碳含量,从而改善土壤有机碳质量(朱梦遥,2023)。秸秆还田对耕地有机碳储量具有增加效应。在增施500 kg有机肥条件下,秸秆还田量每增加20%,SOCS年均增量显著提升:秸秆还田率从30%增至50%时,SOCS年均增量提高 6.0×10^6 kg;秸秆还田率从50%增至70%时,SOCS增量较50%还田率进一步增加 5.30×10^6 kg。在增施1 000 kg农家肥条件下,秸秆还田量每增加20%,SOCS年均增量也呈现显著提升:秸秆还田率从30%增至50%时,SOCS年均增量提高 7.0×10^6 kg;秸秆还田率从50%增至70%时,SOCS年均增量较50%还田率进一步增加 6.0×10^6 kg。秸秆还田后经微生物分解,直接转化为农田系统的碳输入,从而增加了土壤有机碳含量(董丽等,2021)。然而,秸秆还田的增加效应随土壤深度增加而减弱。随着深度增加,土壤温度偏离酶活性的最适温度(Liu et al., 2019),水分变化影响可溶性养分扩散,导致秸秆还田对有机碳储量增加的贡献逐渐减弱(Liu et al., 2014)。DNDC模型的分层模拟结果也

显示,深层土壤微生物活动和分解速率较低,有机碳积累和保持效果不如表层土壤显著。

4 结 论

2007—2019年,连州市耕地表层SOCD从 4.73 kg/m^2 降至 3.35 kg/m^2 ,平均下降 1.40 kg/m^2 。其中,166.14 km²的耕地面积SOCD下降幅度介于 $1.00 \sim 2.00 \text{ kg/m}^2$ 。同期,耕地表层土壤SOCS从 $1.58 \times 10^9 \text{ kg}$ 降至 $1.11 \times 10^9 \text{ kg}$,下降了 $4.70 \times 10^8 \text{ kg}$ 。在全球变暖背景下,年均气温较常年偏高和降水量偏多是SOC变化的重要影响因素。

DNDC模型模拟结果显示,若沿用2019年之前的田间管理措施,2020—2035年连州市0~50 cm耕地SOCS将以年均 $3.32 \times 10^7 \text{ kg}$ 的速度下降,累计下降 $4.98 \times 10^8 \text{ kg}$ 。连州市耕地具有极高的固碳潜力,通过改善田间管理措施(如增施农家肥和提高秸秆还田率),至2035年0~50 cm土壤SOCS将增加至 $3.30 \times 10^9 \sim 4.34 \times 10^9 \text{ kg}$ 。

参考文献:

- 董丽,史学正,徐胜祥,等,2021.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,53(6):1290-1298.
- 方精云,郭兆迪,朴世龙,等,2007.1981—2000年中国陆地植被碳汇的估算[J].中国科学(D辑:地球科学),37(6):804-812.
- 胡婵娟,鄢创,郭雷,等,2024.极端降雨条件下淹水对农田土壤有机碳、可溶性有机碳的影响[J].中国生态农业学报(中英文),32(8):1322-1330.
- 胡正江,康晓晗,薛旭杰,等,2022.集约农田管理措施对桓台县域土壤有机碳储量的影响[J].中国生态农业学报(中英文),30(8):1258-1268.
- 黄美聪,2012.连州市果业生产现状与发展对策[J].广东农业科学,39(17):38-40.
- 黄耀,刘世梁,沈其荣,等,2002.环境因子对农业土壤有机碳分解的影响[J].应用生态学报,13(6):709-714.
- 金琳,李玉娥,高清竹,等,2008.中国农田管理土壤碳汇估算[J].中国农业科学,41(3):734-743.
- 孔晨晨,张世文,袁胜君,等,2024.北京市农田土壤有机碳密度空间变异及影响因素[J].农业工程学报,40(9):119-127.
- 李长生,2001.生物地球化学的概念与方法——DNDC模型的发展[J].第四纪研究,21(2):89-99.
- 梁莹洁,2020.连州市耕地地力评价成果的应用推广[J].现代农业(5):88-90.
- 林治安,赵秉强,袁亮,等,2009.长期定位施肥对土壤养分与作物产量的影响[J].中国农业科学,42(8):2809-2819.
- 龙军,毛艳玲,张黎明,等,2012.农田土壤有机碳演变模型的研究进展[J].中国农学通报,28(5):232-239.
- 任向宁,王璐,林赋英,等,2021.基于分层多元复合模型的广东省农田土壤有机碳高精度制图[J].农业资源与环境学报,38(6):967-979.
- 孙园园,孙永健,王锐婷,等,2011.DNDC模型对川中丘陵区稻田CH₄、N₂O排放的模拟对比分析[J].生态环境学报,20(S1):1003-1010.
- 许信旺,潘根兴,孙秀丽,等,2009.安徽省贵池区农田土壤有机碳分布变化及固碳意义[J].农业环境科学学报,28(12):2551-2558.
- 徐阳春,沈其荣,冉炜,2002.长期免耕与施用有机肥对土壤微生物生物量碳、氮、磷的影响[J].土壤学报,39(1):83-90.
- 余涛,杨忠芳,侯青叶,等,2011.我国主要农耕区水稻土有机碳含量分布及影响因素研究[J].地学前缘,18(6):11-19.

- 张叶叶, 莫非, 韩娟, 等, 2021. 秸秆还田下土壤有机质激发效应研究进展[J]. 土壤学报, 58(6): 1381–1392.
- 周莉, 李保国, 周广胜, 2005. 土壤有机碳的主导影响因子及其研究进展[J]. 地球科学进展, 20(1): 99–105.
- 朱梦遥, 2022. 长期施用有机肥对植烟土壤理化性质和微生物群落的影响[D]. 武汉: 华中农业大学.
- CHEN B, LU Q, WEI L, et al, 2024. Global predictions of topsoil organic carbon stocks under changing climate in the 21st century[J]. *Sci Total Environ*, 908: 168448.
- FRANK S, BEACH R, HAVLÍK P, et al, 2018. Structural change as a key component for agricultural non-CO₂ mitigation efforts[J]. *Nat Commun*, 9: 1060.
- GJETTERMANN B, STYCZEN M, HANSEN H C B, et al, 2008. Challenges in modelling dissolved organic matter dynamics in agricultural soil using DAISY[J]. *Soil Biol Biochem*, 40(6): 1506–1518.
- HUTCHINSON J J, CAMPBELL C A, DESJARDINS R L, 2007. Some perspectives on carbon sequestration in agriculture[J]. *Agric For Meteorol*, 142(2/3/4): 288–302.
- JANSSENS I A, FREIBAUER A, CIAIS P, et al, 2003. Europe's terrestrial biosphere absorbs 7 to 12% of European anthropogenic CO₂ emissions [J]. *Science*, 300(5625): 1538–1542.
- LI C, 2007. Quantifying greenhouse gas emissions from soils: Scientific basis and modeling approach[J]. *Soil Sci Plant Nutr*, 53(4): 344–352.
- LI H, QIU J J, WANG L G, et al, 2012. Estimates of N₂O emissions and mitigation potential from a spring maize field based on DNDC model[J]. *J Integr Agric*, 11(12): 2067–2078.
- LI R H, LI X B, LI G Q, et al, 2014. Simulation of soil nitrogen storage of the typical steppe with the DNDC model: A case study in Inner Mongolia, China[J]. *Ecol Indic*, 41: 155–164.
- LIU C, LU M, CUI J, et al, 2014. Effects of straw carbon input on carbon dynamics in agricultural soils: A meta-analysis[J]. *Glob Chang Biol*, 20(5): 1366–1381.
- LIU Q, XU X, WANG H, et al, 2019. Dominant extracellular enzymes in priming of SOM decomposition depend on temperature[J]. *Geoderma*, 343: 187–195.
- SARKER J R, SINGH B P, FANG Y, et al, 2019. Tillage history and crop residue input enhanced native carbon mineralisation and nutrient supply in contrasting soils under long-term farming systems [J]. *Soil Tillage Res*, 193: 71–84.
- SEASTEDT T R, COXWELL C C, OJIMA D S, et al., 1994. Controls of plant and soil carbon in a semihumid temperate grassland[J]. *Ecol Appl*, 4(2): 344–353.
- ZHANG L, YU D, SHI X, et al, 2014. Effects of soil data and simulation unit resolution on quantifying changes of soil organic carbon at regional scale with a biogeochemical process model[J]. *PLoS One*, 9(2): e88622.

(责任编辑 江 睿)