



农业资源与环境学报

CSCD 核心期刊
中文核心期刊
中国科技核心期刊

JOURNAL OF AGRICULTURAL RESOURCES AND ENVIRONMENT

欢迎投稿 <http://www.aed.org.cn>

基于机器学习的江汉平原土壤有机碳预测及制图

沈佳丽, 陈颂超, 胡碧峰, 李硕

引用本文:

沈佳丽, 陈颂超, 胡碧峰, 李硕. 基于机器学习的江汉平原土壤有机碳预测及制图[J]. 农业资源与环境学报, 2023, 40(3): 644–650.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13254/j.jare.2022.0583>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

秸秆还田深度对春玉米农田土壤有机碳、氮含量和土壤酶活性的影响

王峥宇, 廉宏利, 孙悦, 马梓淇, 田平, 齐华, 姜英

农业资源与环境学报. 2021, 38(4): 636–646 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0378>

新疆绿洲长期连作棉田土壤氮储量及其垂直分布特征

景峰, 郭成藏, 谈建鑫, 康亚龙, 曹晶晶, 田宝庚, 刘建国

农业资源与环境学报. 2015(6): 545–551 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2015.0143>

玉米秸秆颗粒还田对土壤有机碳含量和作物产量的影响

张莉, 李玉义, 逢焕成, 王婧, 丛萍, 张珺瞳, 郭建军

农业资源与环境学报. 2019, 36(2): 160–168 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0137>

江西井冈蜜柚种植区果园土壤肥力现状及区域分布特征

吴强建, 肖委明, 赵晓东, 谢志坚, 彭剑峰, 周春火

农业资源与环境学报. 2022, 39(5): 1025–1032 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2021.0475>

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

任向宁, 王璐, 林赋英, 陈淑莹, 胡月明

农业资源与环境学报. 2021, 38(6): 967–979 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2021.0504>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

沈佳丽, 陈颂超, 胡碧峰, 等. 基于机器学习的江汉平原土壤有机碳预测及制图[J]. 农业资源与环境学报, 2023, 40(3): 644–650.

SHEN J L, CHEN S C, HU B F, et al. Prediction and mapping soil organic carbon in Jiangnan Plain by machine learning[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2023, 40(3): 644–650.

基于机器学习的江汉平原土壤有机碳预测及制图

沈佳丽¹, 陈颂超², 胡碧峰³, 李硕^{1*}

(1. 华中师范大学地理过程分析与模拟湖北省重点实验室, 武汉 430079; 2. 浙江大学杭州国际科创中心, 杭州 311200; 3. 江西财经大学旅游与城市管理学院, 南昌 330013)

摘要:土壤有机碳(SOC)不仅显著响应于表层,而且随深度的变化呈现不同的响应。江汉平原作为长江经济带农田生态系统的重要组成部分,其SOC垂向分布状况仍有待考察。本研究收集了2009—2012年湖北省土系调查的66个剖面数据,基于9个环境因子为协变量使用随机森林法构建0~30、>30~60、>60~100 cm土层深度的SOC含量预测模型,绘制了30 m空间分辨率的SOC含量分布图,并估算了SOC储量。结果表明,SOC含量随土层深度的增加而减少,总体呈中东部高、西部低的特征。模型对表层(0~30 cm)SOC的预测精度最高($R^2=0.45$, $RMSE=3.28\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$),温度、黏粒含量和降水对模型重要性居前三。江汉平原1 m深SOC储量为183.75 Tg,>30~100 cm土层SOC储量约占1 m深度总储量的59%。因此,土壤碳库估算及固碳潜力评估时需着重考虑深层土壤。本研究可为掌握SOC空间分布及垂直分异的响应规律提供参考。

关键词:碳库;土壤-景观模型;机器学习;环境因子;深层土壤

中图分类号:TP181;S153.6 文献标志码:A 文章编号:2095-6819(2023)03-0644-07 doi: 10.13254/j.jare.2022.0583

Prediction and mapping soil organic carbon in Jiangnan Plain by machine learning

SHEN Jiali¹, CHEN Songchao², HU Bifeng³, LI Shuo^{1*}

(1. Key Laboratory for Geographical Process Analysis & Simulation of Hubei Province, Central China Normal University, Wuhan 430079, China; 2. ZJU-Hangzhou Global Scientific and Technological Innovation Center, Hangzhou 311200, China; 3. School of Tourism and Urban Management, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China)

Abstract: Soil organic carbon (SOC) responds significantly to the surface layer, but also shows different responses with depth. Jiangnan Plain plays an important role in the agroecosystem of the Yangtze River Economic Belt, but its SOC baseline remains unclear. In this study, 66 profiles were collected from 2009 to 2012 in Jiangnan Plain, and SOC content prediction models were constructed based on nine environmental factors as covariates using the random forest method for three depths: 0–30, >30–60 cm, and >60–100 cm. We constructed a baseline map of SOC at 30 m resolution and estimated the SOC stock. The results showed that SOC contents decreased with increasing soil depth, and were generally high in the east-central part and low in the west. The model had the highest prediction accuracy ($R^2=0.45$, $RMSE=3.28\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$) for the topsoil (0–30 cm). Temperature, clay content, and precipitation were the three most important covariables for the model. The soil organic carbon storage at 1 m depth in Jiangnan Plain was 183.75 Tg, and >30–100 cm accounted for approximately 59% of the total storage at 1 m depth. We conclude that it is necessary to focus on deep soils when evaluating the soil carbon pool and sequestration potential. Our new estimate can serve as a base for both horizontal and vertical variation of SOC.

Keywords: carbon pool; soil-landscape model; machine learning; environmental factor; deep soil

收稿日期: 2022-08-25 录用日期: 2023-01-17

作者简介: 沈佳丽(1998—),女,浙江桐乡人,硕士研究生,主要从事数字土壤制图研究。E-mail: shenjienie@mails.ccnu.edu.cn

*通信作者: 李硕 E-mail: shuoguoguo@zju.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(41601370); 中央高校基本科研业务费专项(CCNU22JC022); 江西省教育厅科技项目(GJJ210541)

Project supported: The Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China(41601370); The Fundamental Research Funds for the Central Universities(CCNU22JC022); The Project of Department of Education Science and Technology of Jiangxi Province(GJJ210541)

土壤有机碳(Soil Organic Carbon, SOC)作为陆地碳库的主体,是农田生态系统可持续发展的重要基石。SOC的巨大存量及长期流转在陆地碳库的源汇平衡和粮食生产等一系列生态系统服务中发挥着重要作用^[1-2]。因此,厘清SOC空间分异并准确估算SOC储量,对于保障国家农业可持续发展和生态文明建设至关重要。受植物根系和农业土地利用方式的影响,富含SOC的土体表层(0~30 cm)得到广泛关注。然而深层土壤(>30 cm)的SOC储量约占1 m深度的45%~55%^[3-4],也是碳循环的活跃部分。数字土壤制图是以土壤-景观模型为理论基础,以空间分析和数学方法为技术手段的土壤调查与制图方法,相较于传统手工土壤制图更加高效和可信。地统计、确定性插值、数理统计和模糊推理方法在中小尺度上取得了较高的精度,而在大尺度下机器学习方法的优势更明显^[5]。这是因为一方面在大尺度、多环境因子交互作用下,土壤属性与环境因子呈现非线性关系;另一方面,目前的采样密度往往过于稀疏,不足以使样点在大尺度范围内表现出空间自相关性^[6]。机器学习模型通过提取土壤属性与环境变量之间的关系预测土壤属性的空间分布,可以克服土壤属性与环境变量的非线性问题^[7]。江汉平原作为长江经济带的重要构成区,其SOC含量或储量估算的研究大多局限于利用地统计插值的方法,且研究深度多集中于表土(0~20 cm)^[8-10]。在对最新土壤信息的需求愈发增强的背景下,准确表征SOC水平和垂直空间变化对推进“双碳”目标的决策支持具有重要的现实意义。本研究利用历史土壤剖面数据结合机器学习算法,绘制高精度SOC含量数字土壤图并预测江汉平原1 m深度的SOC储量。

1 材料与方法

1.1 研究区域及土壤数据

江汉平原属亚热带湿润季风气候。其南抵长江,北沿汉江,西经沙市,东达武汉,平均海拔27 m,面积

2×10⁴ km²。研究区内河湖众多,耕作历史悠久,主要种植作物有水稻、棉花、油菜等。本研究使用2017年版《中国土志·湖北卷》中2009—2012年的土壤调查数据^[11],共计66个土壤剖面(图1)。

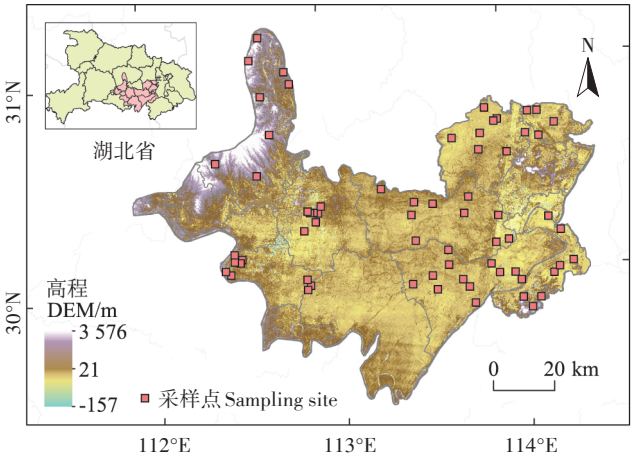


图1 研究位置和样点分布图

Figure 1 The location of the study region and soil sampling sites

依据《土壤调查实验室分析方法》^[12],土壤容重依据环刀法测定,土壤有机质分析采用重铬酸钾-硫酸消化法测定,SOC含量由有机质含量经Blemmelen系数(0.58)换算而得。本研究在软件Spline Tool V2.0中采用等面积二次样条函数($\lambda=0.000\ 1$)将不同发生层采样深度的SOC含量统一转换至0~30、>30~60 cm和>60~100 cm三个土层深度,即每层66个样点。各深度SOC含量的分布特征如表1所示,SOC平均含量整体随深度增加而降低。

1.2 环境协变量

基于SCORPAN土壤景观模型^[13-14],本研究选择2009—2012年可获取的地形、气候、生物、土壤质地等数据作为表征SOC空间变异的环境协变量(表2),不同分辨率的环境协变量经最邻近插值法统一至30 m空间分辨率,用于空间预测模型和制图。所有环境协变量空间分布如图2所示。

表1 研究区土壤有机碳含量的统计结果

Table 1 Statistical results of SOC contents

土层深度 Depth/cm	最小值 Minimum/ (g·kg ⁻¹)	最大值 Maximum/ (g·kg ⁻¹)	均值 Mean value/ (g·kg ⁻¹)	标准差 Standard deviation/ (g·kg ⁻¹)	第1四分位数 Q1/(g·kg ⁻¹)	第3四分位数 Q3/(g·kg ⁻¹)	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis
0~30	6.24	24.79	12.52	3.57	9.88	14.79	0.62	0.56
>30~60	2.56	20.43	8.56	4.07	5.90	11.29	1.11	0.95
>60~100	1.78	29.85	7.95	5.26	4.85	9.61	1.94	4.55

表2 环境协变量及来源

Table 2 Environmental covariates and sources

环境因子 Environmental factor	协变量 Covariate	空间分辨率 Spatial resolution	年份 Year	来源 Source
气候	年平均降水	1 km	2009—2012	TRMM (https://disc.gsfc.nasa.gov/)
	年平均气温	1 km	2009—2012	RESDC (https://www.resdc.cn/)
生物	净初级生产力	1 km	2009—2010	RESDC (https://www.resdc.cn/)
	归一化植被指数	1 km	2009—2012	Landsat8 OLI (https://www.usgs.gov/centers/eros/data)
地形	高程	30 m	2009	ASTER GDEM V3 (https://www.gscloud.cn/search)
土壤质地	土壤容重	250 m	2017	SoilGrids250m (https://soilgrids.org/)
	黏粒含量	250 m	2017	SoilGrids250m (https://soilgrids.org/)
	砂粒含量	250 m	2017	SoilGrids250m (https://soilgrids.org/)
	粉粒含量	250 m	2017	SoilGrids250m (https://soilgrids.org/)
土地利用	土地利用类型	30 m	2010	GlobalLand30 (http://www.globallandcover.com/)

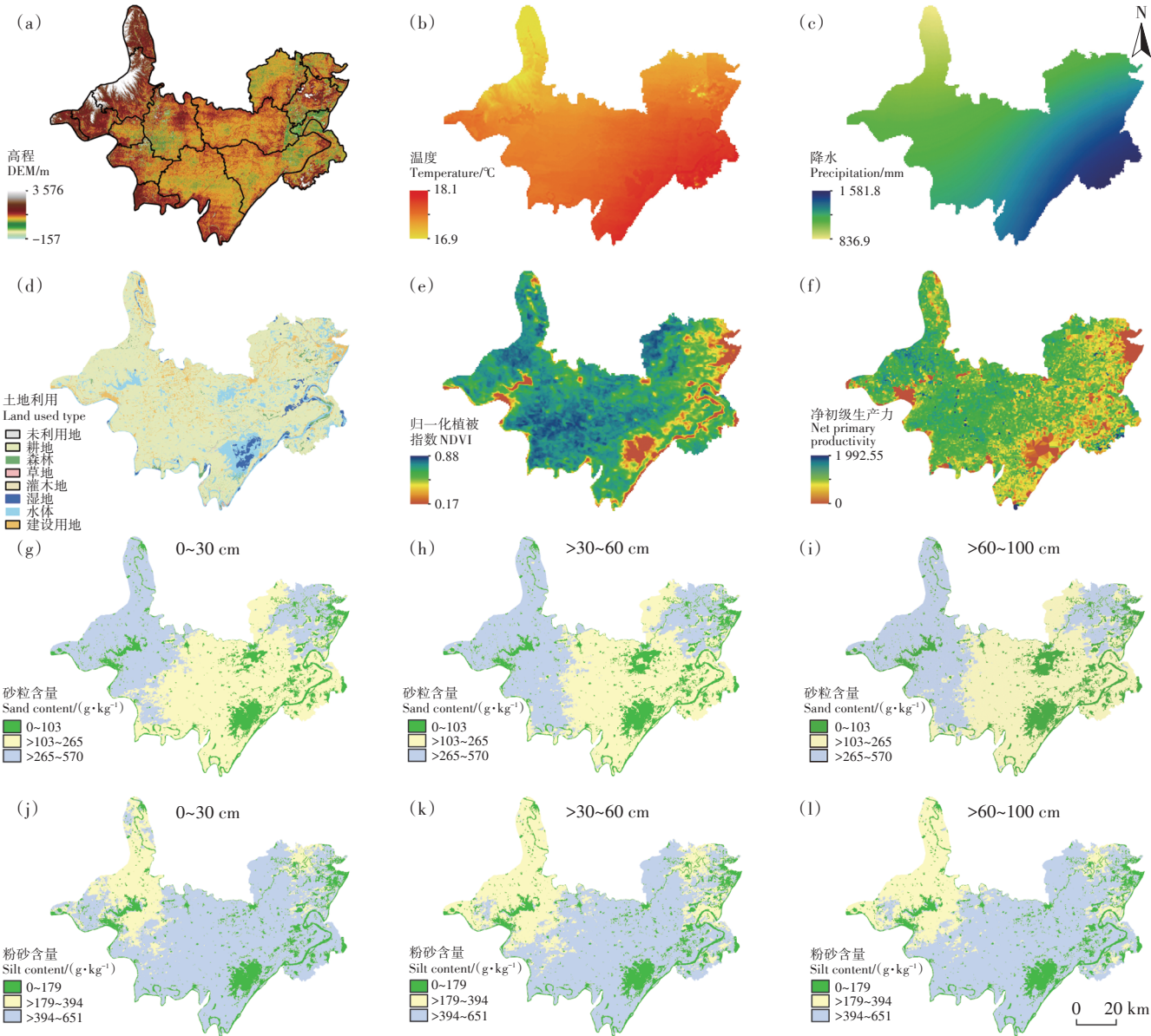
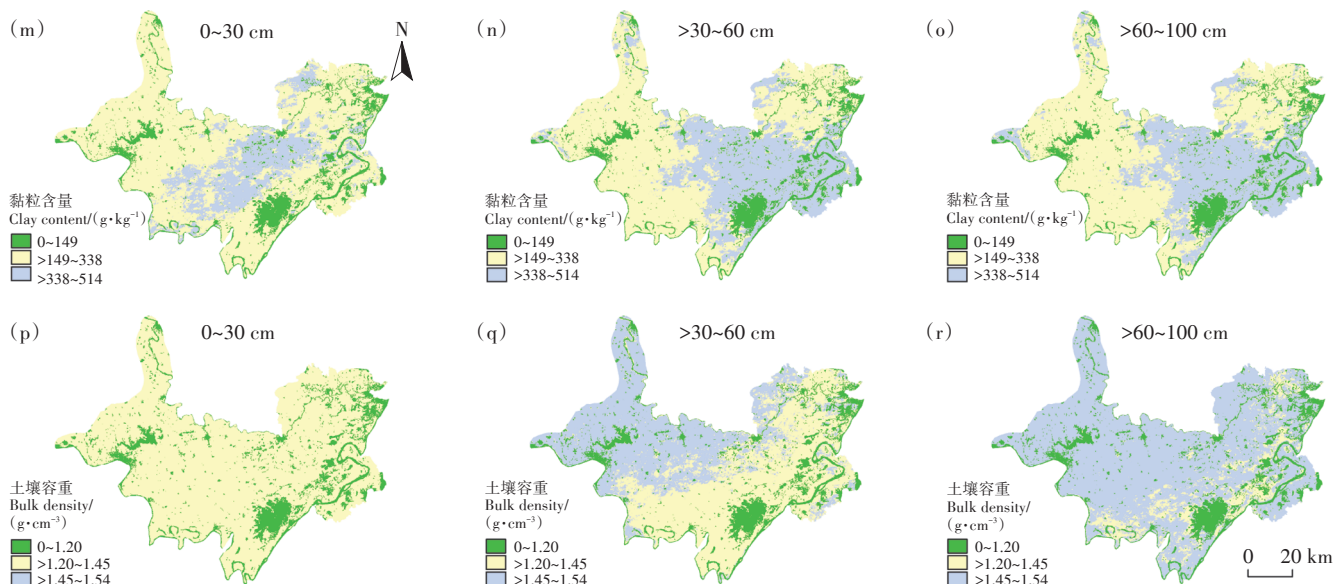


图2 环境协变量空间分布

Figure 2 Spatial distribution of environmental covariates



续图2 环境协变量空间分布

Continued figure 2 Spatial distribution of environmental covariates

1.3 建模方法及评价指标

本研究使用随机森林(Random Forest, RF)算法构建基于环境协变量的SOC含量预测模型。RF是机器学习方法的一种,是基于树的集合模型,将生成的大量独立的树的预测值进行平均得到因变量的预测值。该模型可在不增加偏差的情况下减少总体方差,具有较好的泛化能力,还可评估自变量在模型中的重要性^[15]。RF模型有两个关键参数:Mtry(树分支的变量个数)和Ntree(森林中树的个数),通过TuneGrid优化为1和500。使用caret软件包的“varImp”函数来确定变量的重要性^[16]。使用决定系数(Coefficients of Determination, R^2)、均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)、平均误差(Mean Error, ME)来综合评估模型精度,公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (2)$$

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \quad (3)$$

式中: n 代表样点数量; y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为观测值和预测值; $\bar{y}$ 为观测值均值。

由于研究区总样本数较少,为避免建模验证集划分策略对各精度指标计算的影响,本研究分别对各土层深度的全部样本进行建模,并采用二十折交叉检

验的精度来验证模型精度。所有的数据处理和建模预测均在软件R和ArcGIS中实现。

1.4 有机碳储量的计算

有机碳密度(SOCD)的计算公式为^[17]:

$$SOCD = BD \times SOC \times \frac{H}{100} \times \left(1 - \frac{G}{100}\right) \quad (4)$$

式中:SOCD为有机碳密度, $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$; BD为土壤容重, $\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$; SOC为土壤有机碳含量, $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$; H为土层厚度, cm; G为石砾体积分数, %。

运用公式(4)计算有机碳储量(SOCS):

$$SOCS = \sum_{i=1}^n SOCD_i \times A \quad (5)$$

式中:SOCS为土壤有机碳储量, g; i 为栅格序号; A为每个栅格的面积, m^2 。

2 结果与分析

2.1 模型预测精度

RF模型交叉验证的精度如表3所示。其中, 0~30 cm的模型精度在三个土层深度中最优, 其RMSE和ME最小。尽管>60~100 cm土层的 R^2 略高于>30~60 cm土层深度, 但前者的RMSE和ME也均高于后者, 说明>30~60 cm土层预测模型相较于>60~100 cm土层误差更小。综上, 三个评价指标值均呈现随深度增加而增加的趋势。

2.2 SOC含量的空间表征

图3为RF模型预测江汉平原0~30、>30~60 cm和>60~100 cm三种不同土层深度SOC含量的空间分

表3 不同土层深度的土壤有机碳含量预测精度

Table 3 Average prediction accuracy of SOC contents at three different soil depths

土层深度 Depth/cm	决定系数 R^2	均方根误差 $RMSE/(g \cdot kg^{-1})$	平均误差 $ME/(g \cdot kg^{-1})$
0~30	0.45	3.28	2.89
>30~60	0.47	3.78	3.22
>60~100	0.51	4.54	3.67

布图。江汉平原SOC含量呈现从表层向深层递减的趋势,中东部及南部地区的SOC含量较高,主要集中在荆州监利市、荆州洪湖市以及仙桃市三地交壤之处。在表层0~30 cm,潜江市与江陵县SOC含量较低,江汉平原东部及南部地区SOC含量整体比西部和北部地区高。而在中间层以及深层中,江汉平原除了中部地区SOC含量较高之外,东部及西北部地区的SOC含量普遍较低。

2.3 变量重要性

图4为0~30 cm的SOC预测模型中的变量相对重要性,其中,Feature代表用于建模的所有特征变量(即本研究的环境协变量);Inc Node Purity代表节点纯度,值越大说明特征变量的重要性越强。气候因子是模型最重要的环境协变量,温度和降水分别排在第一和第三;土壤因子中的黏粒含量排第二。同为生物因子,排第四的净初级生产力(NPP)在模型中的重要性明显高于排第八的归一化植被指数(NDVI)。而高程(DEM)作为地形因子,该环境协变量对模型的重要性最低。综上,研究区内SOC含量的分布受气候因子、土壤因子以及生物因子的显著影响,而受地形因子影响最小。

2.4 1 m土层深度有机碳储量估算

经计算,江汉平原0~30、>30~60 cm和>60~100 cm的SOCS分别为74.98、55.59 Tg和53.18 Tg,1 m深度总储量为183.75 Tg。SOCS随土壤深度的增加而减少,但>30~60 cm和>60~100 cm的SOCS约占总储

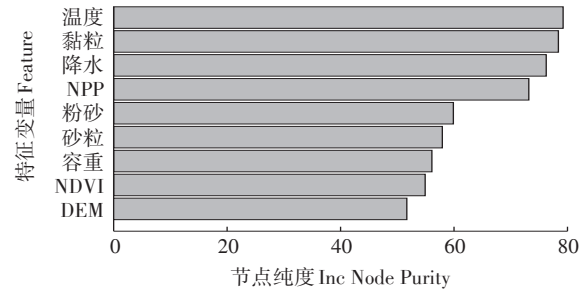


图4 表层土壤的随机森林模型中各环境因子的相对重要性
Figure 4 Relative importance of environmental covariates from RF model in topsoil

量的59%,表明江汉平原表层以下土壤有机碳储量很丰富。

按照体积对等方式(面积×深度)将本研究结果与张涛^[10]对江汉平原0~20 cm土层的SOCS估算结果进行了对比(表4),后者通过地统计空间插值的方法,由3 071个第二次全国土壤普查(20世纪80年代)和测土配方施肥数据(2012年)估算得到,SOCS为70.56 Tg,与本研究的74.98 Tg相近但略低。此外,笔者还基于SoilGrids250m数据对相同区域0~30 cm土层SOCS进行了估算,对比后发现该结果(125.25 Tg)远高于本研究。

3 讨论

建模方法的选取、模型参数的设置、建模验证集合的划分都会影响模型的精度指标计算。Chen等^[5]

表4 不同数据来源的江汉平原表层土壤有机碳储量
估测结果对比

Table 4 Comparison of SOCS estimations in the Jiangnan Plain from various data sources

空间分辨率 Spatial resolution/m	面积 Area/km ²	土壤有机碳 储量 SOCS/Tg	土层深度 Depth/cm	数据来源 Data source
未提及	3×10 ⁴	70.56	0~20	张涛 ^[10]
250	2×10 ⁴	125.25	0~30	SoilGrids250m
30	2×10 ⁴	74.98	0~30	本研究

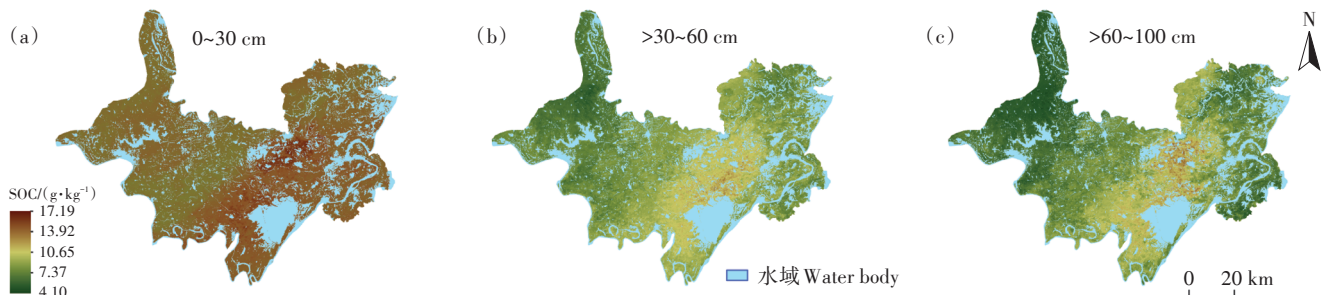


图3 江汉平原各土层深度的SOC含量分布

Figure 3 Distribution of SOC contents at different soil depth in Jiangnan Plain

在综述大尺度(>10 000 km²)的数字土壤制图工作中指出,均方根误差是最常用的性能指标,其次为决定系数。通常,深层土壤(>30 cm)的SOC预测模型精度不及表层(0~30 cm)^[18-19],本研究也得到该结果。这是由于本研究所选用的环境协变量大部分都基于表层获取,如降水、温度、DEM等,对于深层土壤辐射不够。此外,本研究通过等面积二次样条函数对不同深度间隔的SOC数据进行了转换,这在一定程度上会加剧深层SOC预测的不确定性。

表层SOC含量较高的区域位于江汉平原腹地的仙桃东部、洪湖市和监利市,该区域是湖北省重要的粮食主产区,也是优质水稻、水产、畜禽集中生产基地。该地区水田资源丰富,总体农业生产空间分布聚集程度高^[20],一定程度上有利于SOC的积累。此外,水田在水稻生长季被约5 cm深的水层淹没而形成一个水饱和区,土壤中的水饱和度减缓了SOC分解,进而导致该地区SOC含量较高^[21]。

气候因子(降水、温度)对于SOC等土壤属性的预测非常重要,这与以往的研究是相符的^[5]。中部地区具有适宜微生物生长的温度,利于SOC的积累^[22]。研究区内SOC含量(尤其在0~30 cm土层深度)呈西北向东南方向递增趋势,与区内的气候因子特别是降水的地带性变化吻合。SOC含量在降水丰富的地区明显增加,这是由于降水与温度的综合作用为SOC的储存与积累提供了适宜的气候条件。此外,在降雨量丰富的地区,雨季地表径流导致土壤中的部分含碳物质发生迁移,造成SOC流失。而在中东部地区有大量湖泊、河流等水域,被带走的SOC在东部地势更低平的地区沉积,并且这种碳质的沉淀会随着距离增大而逐渐减小^[23],最终形成SOC含量在水域周边较高的现象。降水丰富有助于增加土壤中的含水量,深层土壤中的含水量处于相对稳定的水平,导致降水对深层土壤中SOC积累的影响随深度的增加而降低^[21]。

土壤因子是影响SOC积累的重要因素之一^[24-26]。在本研究中,黏粒含量对SOC的影响最大,其次为粉砂。这是由于黏粒和粉砂的颗粒较砂粒更小,黏性更大,有利于吸附有机物和减少SOC的分解。三个土层深度SOC含量分布也与其对应深度的黏粒含量变化吻合。江汉平原西北部地区的砂粒含量较高,一定程度上不利于SOC的积累,从而导致该地区SOC含量更低。结合图2和图3可知,江汉平原的SOC含量尤其是表层SOC含量随黏粒含量升高而增加。

江汉平原地势低平,除边缘分布有海拔约50 m

的平缓岗地和百余米的低丘外,平均海拔在27 m。常用的地形因子有时难以有效刻画平原或地形平缓地区土壤的空间变化^[27-28]。本研究先前考察过90 m空间分辨率高程数据,发现其不足以精细表征土壤空间变异,因此选用更精细的30 m高程数据。虽然在低缓的东部地区SOC含量有所增加,但在中西部地区并未随地形起伏而呈现出较大的变化。这说明在本研究中地形对SOC含量变化没有显著影响,这与图4中变量重要性结果相吻合。

相较于张涛^[10]的研究,笔者不仅估算了表层的SOCS,还估算了30 cm以下至1 m深的SOC总储量。而基于SoilGrids250m估算的SOCS远高于本研究,是因其结果是由全球尺度的数据估算而得,在研究区内仅5个实测样点数据。Liang等^[29]在利用第二次全国土壤普查数据绘制中国有机质基线图时也发现,SoilGrids250m存在普遍高估现象。此外,本研究估算结果的空间分辨率为30 m,较SoilGrids250m能提供更精细的土壤空间信息。

4 结论

本研究利用66个历史剖面样点数据,基于9个环境协变量和机器学习模型预测了江汉平原地区1 m土层深度的SOC含量及储量,并绘制了30 m高精度SOC分布图,得到如下结论:

(1)随机森林模型预测SOC含量表现出较好性能,尤其在表层最佳。在选取的9个环境协变量中,温度、黏粒含量和降水在SOC预测模型中相对重要性较高。研究区内SOC含量呈现出随黏粒含量升高而增加的趋势。

(2)江汉平原1 m深土层的有机碳总储量为183.75 Tg,>30~100 cm土层有机碳储量约占1 m深度总储量的59%。因此,深层土壤含有丰富的有机碳储量,在估算土壤碳库等相关土壤调查工作时深层土壤信息不容忽视。

参考文献:

- [1] SANDERMAN J, HENGL T, FISKE G J. Soil carbon debt of 12, 000 years of human land use[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2017, 114(36):9575-9580.
- [2] BATJES N H. Harmonized soil property values for broad-scale modelling(WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks[J]. *Geoderma*, 2016, 269:61-68.
- [3] 何林倩, 刘倩, 王德彩, 等. 基于数字土壤制图技术的土壤有机碳储量估算[J]. *应用生态学报*, 2021, 32(2):591-600. HE L Q, LIU Q, WANG D C, et al. Estimation of soil organic carbon storage based on

- digital soil mapping technique[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2021, 32(2):591-600.
- [4] LAL R. Digging deeper: A holistic perspective of factors affecting soil organic carbon sequestration in agroecosystems[J]. *Global Change Biology*, 2018, 24(8):3285-3301.
- [5] CHEN S, ARROUAYS D, MULDER V L, et al. Digital mapping of *GlobalSoilMap* soil properties at a broad scale: A review[J]. *Geoderma*, 2022, 409:115567.
- [6] 周银. 西藏土壤有机碳数字制图与环境影响因子多尺度研究[D]. 杭州:浙江大学, 2018. ZHOU Y. High-resolution mapping of soil organic carbon and its spatial multiscale controlling factors in Tibet[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.
- [7] WANG N, PENG J, XUE J, et al. A framework for determining the total salt content of soil profiles using time-series Sentinel-2 images and a random forest-temporal convolution network[J]. *Geoderma*, 2022, 409:115656.
- [8] 王玉竹, 肖和艾, 周萍, 等. 江汉平原农田土壤有机碳分布与变化特点:以潜江市为例[J]. *环境科学*, 2015, 36(9):3422-3428. WANG Y Z, XIAO H A, ZHOU P, et al. Distribution and dynamics of cropland soil organic carbon in Jiangnan Plain: A case study of Qianjiang City [J]. *Environmental Science*, 2015, 36(9):3422-3428.
- [9] 邵继承, 潘根兴. 江汉平原不同土地利用和起源下农田土壤有机碳组分变化[J]. *水土保持学报*, 2012, 26(6):153-157. TAI J C, PAN G X. Changes in agricultural soil organic carbon fraction with land uses in soil from different origins in Jiangnan Plain[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2012, 26(6):153-157.
- [10] 张涛. 基于GIS的江汉平原土壤养分空间分异及土壤有机碳研究[D]. 武汉:华中农业大学, 2015. ZHANG T. Study on soil organic-carbon stocks and soil nutrients spatital differentiation in Jiangnan Plain using GIS[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2015.
- [11] 王天巍. 中国土系志·湖北卷[M]. 北京:科学出版社, 2020. WANG T W. Soil series of China: Hubei[M]. Beijing: Science Press, 2020.
- [12] 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. ZHANG G L, GONG Z T. Soil survey laboratory methods [M]. Beijing: Science Press, 2012.
- [13] MCBRATNEY A B, SANTOS M M, MINASNY B. On digital soil mapping[J]. *Geoderma*, 2003, 117(1/2):3-52.
- [14] CHEN S, RICHER-DE-FORGES A C, MULDER V L, et al. Digital mapping of the soil thickness of loess deposits over a calcareous bed-rock in central France[J]. *Catena*, 2021, 198:105062.
- [15] 孟鑫鑫, 于雷, 周勇, 等. 基于可见近红外和中红外近地面光谱数据融合的土壤有机碳含量反演[J]. *土壤通报*, 2022, 53(2):301-307. MENG X X, YU L, ZHOU Y, et al. Predicting organic carbon using data fusion of visible near-infrared and middle infrared spectra by proximal soil sensing[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2022, 53(2):301-307.
- [16] PENG J, LI S, MAKAR R S, et al. Proximal soil sensing of low salinity in southern Xinjiang, China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(18):4448.
- [17] 王绍强, 周成虎. 中国陆地土壤有机碳库的估算[J]. *地理研究*, 1999, 18(4):349-356. WANG S Q, ZHOU C H. Estimating soil carbon reservoir of terrestrial ecosystem in China[J]. *Geographical Research*, 1999, 18(4):349-356.
- [18] CHEN S, MARTIN M P, SABY N P A, et al. Fine resolution map of top- and subsoil carbon sequestration potential in France[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 630:389-400.
- [19] LI Q, LI A, DAI T, et al. Depth-dependent soil organic carbon dynamics of croplands across the Chengdu Plain of China from the 1980s to the 2010s[J]. *Global Change Biology*, 2020, 26(7):4134-4146.
- [20] 余晓敏, 李强, 张娜. 江汉平原粮食产量空间格局分析[J]. *测绘地理信息*, 2020, 45(2):41-44. YU X M, LI Q, ZHANG N. Analysis of spatial pattern of grain output in Jiangnan Plain[J]. *Journal of Geomatics*, 2020, 45(2):41-44.
- [21] YANG S, DONG Y, SONG X, et al. Vertical distribution and influencing factors of deep soil organic carbon in a typical subtropical agricultural watershed[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2022, 339:108141.
- [22] 赵莉敏. 太湖地区水稻土有机碳空间分异及其影响因素的研究[D]. 南京:南京农业大学, 2008. ZHAO L M. Spatial heterogeneity of paddy soil organic carbon and their affecting factors in Taihu Lake region[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2008.
- [23] 向娇. 大别山北麓农田土壤碳库的空间特征及影响因素——以裕安区为例[D]. 石家庄:河北地质大学, 2020. XIANG J. The spatial characteristics and influence factors of the soil carbon bank in the northern farmland of Dabie Mountain: Take Yu'an County as an example[D]. Shijiazhuang: Hebei GEO University, 2020.
- [24] 许信旺, 潘根兴, 曹志红, 等. 安徽省土壤有机碳空间差异及影响因素[J]. *地理研究*, 2007, 26(6):1077-1086. XU X W, PAN G X, CAO Z H, et al. A study on the influence of soil organic carbon density and its spatial distribution in Anhui Province of China[J]. *Geographical Research*, 2007, 26(6):1077-1086.
- [25] 解宏图, 郑立臣, 何红波, 等. 东北黑土有机碳、全氮空间分布特征[J]. *土壤通报*, 2006, 37(6):1058-1061. XIE H T, ZHENG L C, HE H B, et al. Spatial distribution of soil organic carbon and total nitrogen in mollisols in the northeast of China[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2006, 37(6):1058-1061.
- [26] 马文瑛, 赵传燕, 王超, 等. 祁连山天老池小流域土壤有机碳空间异质性及其影响因素[J]. *土壤*, 2014, 46(3):426-432. MA W Y, ZHAO C Y, WANG C, et al. Spatial variability of soil organic carbon and its relationship with environmental factors in Tianlaochi catchment in Qilian Mountains, northwest China[J]. *Soils*, 2014, 46(3):426-432.
- [27] ZHAO M S, ROSSITER D G, LI D C, et al. Mapping soil organic matter in low-relief areas based on land surface diurnal temperature difference and a vegetation index[J]. *Ecological Indicators*, 2014, 39:120-133.
- [28] 朱阿兴, 杨琳, 樊乃卿, 等. 数字土壤制图研究综述与展望[J]. *地理科学进展*, 2018, 37(1):66-78. ZHU A X, YANG L, FAN N Q, et al. The review and outlook of digital soil mapping[J]. *Progress in Geography*, 2018, 37(1):66-78.
- [29] LIANG Z, CHEN S, YANG Y, et al. High-resolution three-dimensional mapping of soil organic carbon in China: Effects of SoilGrids products on national modeling[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 685:480-489.