

DOI: 10.11766/trxb202602110091

CSTR: 32215.14.trxb202602110091

刘嘉晖, 钟靖宇, 张秀, 孙娟, 王燕黎, 黄艳, 张黎明. 复杂地貌区耕地土壤有机碳空间预测的适宜栅格分辨率[J]. 土壤学报, 2026,

LIU Jiahui, ZHONG Jingyu, ZHANG Xiu, SUN Juan, WANG Yanli, HUANG Yan, ZHANG Liming. Optimal Grid Resolution for the Spatial Prediction of Cultivated Soil Organic Carbon in Complex Landscapes[J]. Acta Pedologica Sinica, 2026,

复杂地貌区耕地土壤有机碳空间预测的适宜栅格分辨率 *

刘嘉晖^{1,2}, 钟靖宇^{1,2}, 张秀^{1,2}, 孙娟^{1,2}, 王燕黎³, 黄艳³, 张黎明^{1,2†}

(1. 土壤生态系统健康与调控福建省高校重点实验室, 福州 350002; 2. 福建农林大学资源与环境学院, 福州 350002; 3. 福州市农田建设与土壤肥力技术站, 福州 350026)

摘要: 基于适宜栅格尺度环境因子精确刻画复杂地貌区耕地土壤有机碳的空间分布是制定固碳减排措施的基础。以典型亚热带复杂地貌区——福建省耕地为例, 基于 23 万余个实测土壤样点与高精度环境变量构建了不同栅格分辨率数据集, 并利用随机森林模型预测了全省土壤有机碳的空间分布。结果表明: 栅格分辨率改变会导致预测土壤有机碳的环境因子重要性发生重构, 且不同地貌类型区和土地利用方式下的土壤有机碳预测精度对分辨率的响应程度差异很大。水田与丘陵山地区受栅格分辨率影响较小, 而旱地和平原台地区受栅格分辨率影响较大。此外, 不同地貌类型和土地利用方式下适宜预测土壤有机碳的栅格分辨率也不同, 福建省整体和平原台地区最适宜分辨率为 0.2 km, 丘陵山地区为 0.5 km, 谷地盆地区则为 0.1 km; 而水田、旱地和水浇地分别为 0.1 km、0.2 km 和 0.5 km。因此, 在复杂地貌区耕地土壤有机碳预测中, 需根据其地貌类型和土地利用方式选择适宜的环境因子栅格分辨率。

关键词: 土壤有机碳; 随机森林; 空间分辨率; 环境变量

中图分类号: S15 文献标志码: A

Optimal Grid Resolution for the Spatial Prediction of Cultivated Soil Organic Carbon in Complex Landscapes

LIU Jiahui^{1,2}, ZHONG Jingyu^{1,2}, ZHANG Xiu^{1,2}, SUN Juan^{1,2}, WANG Yanli³, HUANG Yan³, ZHANG Liming^{1,2†}

(1. University Key Laboratory of Soil Ecosystem Health and Regulation in Fujian Province, Fuzhou 350002, China; 2. College of Resources and Environment, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 3. Fuzhou Cropland Construction and Soil and Fertilizer Station, Fuzhou 350026, China)

* 国家自然科学基金项目(41971050)和福建省自然科学基金项目(2024J01412)共同资助 Supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 41971050) and the Natural Science Foundation of Fujian Province (No. 2024J01412)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: fjaulmzhang@163.com

作者简介: 刘嘉晖(2001—), 女, 山东潍坊人, 硕士研究生, 主要从事土壤碳氮循环研究。E-mail: 13053602817@163.com

收稿日期: 2026-02-11; 收到修改稿日期: 2026-05-22; 网络首发日期(www.cnki.net): 2026-10-12

Abstract: 【Objective】 The accuracy of digital soil organic carbon (SOC) mapping in complex landscapes depends heavily on the grid resolution of environmental covariates, but the optimal resolution is not one-size-fits-all and varies with local terrain and farming systems. This study aims to determine how the grid resolution of environmental covariates affects the accuracy of SOC prediction across different land use types and geomorphic units in a complex subtropical region. Specifically, it seeks to identify the optimal resolutions for distinct agricultural systems (paddy field, dryland, and irrigated land) and terrain types (hill and mountain, valley and basin, and plain and terrace) to provide evidence-based guidance for selecting appropriate covariates in digital soil mapping. 【Method】 Taking the cultivated land of Fujian Province, a subtropical region with complex terrain, as an example, this study constructed ten sets of raster datasets at resolutions ranging from 0.1 km to 1 km based on 236 445 measured topsoil samples (0–15 cm) and multi-source environmental data (climate, topography, soil properties, and vegetation index). The Random Forest model was used to predict the SOC spatial distribution. The response of prediction accuracy to resolution changes and its underlying causes were systematically analyzed across three land use types (paddy field, dryland, and irrigated land) and three geomorphic units (hill and mountain, valley and basin, and plain and terrace). 【Result】 The results show that the optimal resolution at the provincial scale is 0.2 km ($R^2 = 0.48$). The sensitivity of SOC prediction accuracy to resolution varies significantly among land use types and geomorphic units, each exhibiting its own optimal resolution. Dryland areas, characterized by strong spatial heterogeneity (coefficient of variation = 46.18%) due to multiple factors such as tillage, fertilization, and soil erosion, are highly sensitive to resolution, achieving their highest accuracy at 0.2 km ($R^2 = 0.49$). Irrigated land areas are sparsely distributed with large spatial differences in management practices (coefficient of variation = 48.55%), and their optimal resolution is 0.5 km ($R^2 = 0.57$). Paddy field areas have the lowest coefficient of variation for SOC (37.88%), yet achieve the highest prediction accuracy at 0.1 km ($R^2 = 0.46$). This is because long-term intensive management homogenizes large-scale spatial variability in paddy fields, leaving mainly micro-scale random variations at the field level. Also, a finer resolution effectively preserves these local details and avoids smoothing. Among geomorphic units, plain and terrace areas are sensitive to resolution changes due to urban expansion and cropland fragmentation, with an optimal resolution of 0.2 km ($R^2 = 0.55$). Valley and basin areas have an optimal resolution of 0.1 km ($R^2 = 0.42$). In contrast, hill and mountain areas, despite their rugged terrain and strong local SOC variability (coefficient of variation = 35.10%), show little sensitivity to resolution changes, with R^2 stably ranging from 0.35 to 0.37. This is because SOC simulation in this terrain is primarily controlled by macro-scale factors-annual average precipitation, annual average temperature, and elevation-and the original resolution of climatic factors is only 1 km. The downscaling process inevitably introduces spatial smoothing and uncertainties, resulting in limited actual input differences between resolutions. 【Conclusion】 In summary, for predicting cultivated SOC in complex landscapes, the appropriate resolution should be selected according to land use type and geomorphic unit. Notably, for paddy fields with homogenized management, the finest feasible resolution appears to be most suitable for capturing the masked local variations. These findings provide practical guidance for optimizing digital soil mapping strategies in regions with heterogeneous terrain and diverse agricultural practices.

Key words: Soil organic carbon; Random forest; Spatial resolution; Environmental variables

土壤有机碳 (Soil organic carbon, SOC) 是维持土壤肥力和保障作物生产力的核心要素, 也是减缓全球气候变化的关键^[1]。精确掌握 SOC 空间分布对于指导农业生产管理和评估区域碳汇能力具有重要意义^[2-3]。SOC 空间预测的传统方法主要依赖于实地采样与地统计学插值, 虽在点位尺度上精度较高, 但受限于高成本、长周期和有限的空间代表性, 难以满足大范围高分辨率制图的需求。随着遥感技术与地理信息系统的深度融合, 数字土壤制图技术逐渐发展成为高效、精确获取 SOC 空间分布信息的重要方法^[4]。在此框架下, 随机森林 (Random forest, RF) 等机器学习算法因具备良好的非线性拟合能力和抗过拟合特性, 被广泛应用于 SOC 空间预测^[5-6]。

目前基于历次全国土壤普查资料结合不同比例尺土壤数据库对 SOC 空间分布尺度效应已展开大量研究^[7-8]; 此外, 也有研究表明栅格数据空间分辨率是影响 SOC 空间分布预测及储量的重要因

素^[9-10]。Yu 等^[11]的研究表明, 1:50 000 制图比例尺下采用 0.2 km×0.2 km 栅格分辨率数据可获得更高的模拟精度, 更低的分辨率会概括多属性信息, 导致失真或精度下降。Arnone 等^[12]的研究表明较高分辨率栅格数据可以保留更多空间细节, 但数据量大幅增加会导致计算效率降低以及数据冗余, 导致 SOC 预测结果出现偏差甚至失真。Adhikari 等^[13]研究结果发现 SOC 预测精度随数据空间分辨率的降低而降低 (0.25~50 km), 低空间数据分辨率虽可提高计算效率, 但过度聚合会损失环境异质性表达; 此外, 输入数据的分辨率及可获取性, 也是制约 SOC 预测可靠性的主要因素^[14]。但是也有研究表明, 更粗糙的分辨率可能产生更好的结果^[15]。因此, 选择适宜的土壤有机碳预测因子栅格分辨率对于精确刻画 SOC 空间分布至关重要。

福建省作为我国典型的亚热带海洋性季风气候区, 在地质构造运动及长期外营力综合作用下形成了复杂多变的地形地貌, 尤其受多山地形与悠久农业开发历史的共同影响, 形成了水田、水浇地与旱地交错镶嵌的复杂利用格局, 这种自然地理格局与人为管理活动的强烈交互作用, 使得该区域成为探讨多尺度土壤数字制图问题的理想研究区。基于此, 本研究以亚热带复杂地貌区——福建省为例, 基于 23 万余个实测土壤样点与高精度环境变量构建的不同空间栅格分辨率的数据集, 利用随机森林模型预测了耕地土壤有机碳空间分布, 系统评估栅格分辨率对有机碳预测精度的影响, 并解释其内在影响机制, 研究结果可为复杂地貌区农田土壤有机碳预测中选择适宜的栅格尺度提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

福建省位于中国东南沿海 (23°33'N—28°20'N, 115°50'E—120°40'E), 是连接长三角与珠三角的重要纽带, 全省陆域总面积 12.4 万 km², 其中耕地分布零散, 约占土地总面积的 1/10。地势西北高, 东南低, 以山地丘陵为主, 约占全省面积的 80%以上。“八山一水一分田”形象地概括了福建省以山地、丘陵为主、耕地面积占比小的地貌特征。气候属亚热带海洋性季风气候, 受季风环流和复杂地形影响, 冬季短、夏季长, 存在明显立体气候和区域差异, 以闽中大山带为界分为南亚热带 (东南沿海) 和中亚热带 (闽东北、闽西北等), 水热条件优越且地域差异显著。降水丰沛 (年均 1 000~2 100 mm, 分雨季、台风降雨、干季), 日照充足 (年均 1 700~2 300 h, 分高低日照季), 热量丰富 (年均气温 14.6~21.3 °C, 无霜期长) 且水热同期, 为全省农业生产提供了良好的自然条件。福建省现辖 8 个地级市 (莆田市、龙岩市、宁德市、南平市、三明市、漳州市、泉州市、福州市) 和一个副省级城市 (厦门市), 共 84 个县 (市、区)。

为探究复杂地形下耕地 SOC 的空间变异特征及其适宜的栅格预测尺度, 依据地形地貌和耕地利用类型对福建省耕地 (总面积 16 360.82 km²) 进行了划分^[1]: (1) 地形地貌类型区基于 30 m 分辨率数字高程模型 (Digital elevation model, DEM) 数据划分为丘陵山地 (海拔≥50 m、坡度≥6°, 约占全省耕地面积的 67.46%)、谷地盆地 (海拔≥50 m、坡度<6°, 约占全省耕地面积的 7.45%) 和平原台地 (海拔<50 m, 约占全省耕地面积的 25.09%); (2) 土地利用类型划分为水田 (约占全省耕地面积的 83.54%)、旱地 (约占全省耕地面积的 12.85%) 和水浇地 (约占全省耕地面积的 3.61%) (图 1)。

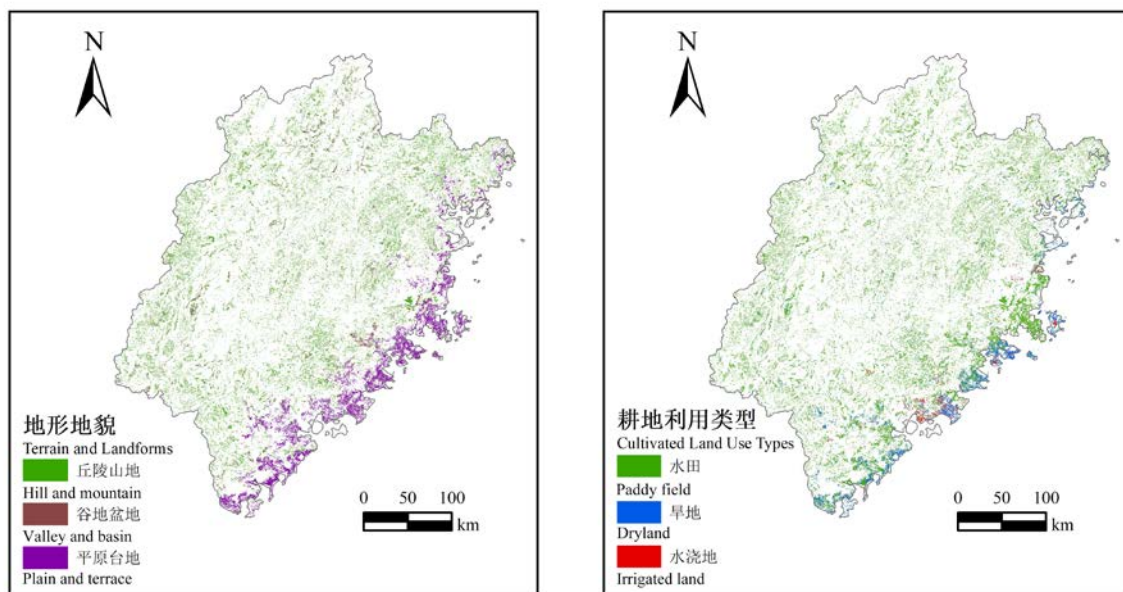
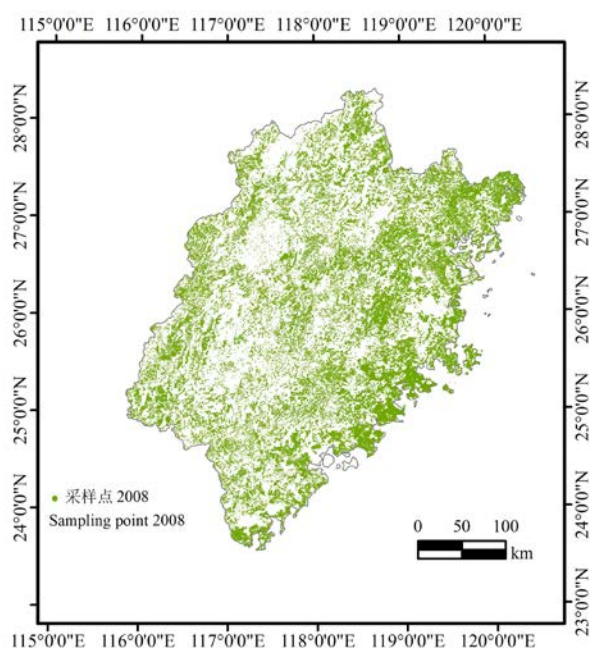


图1 福建省地形地貌类型和耕地利用类型空间分布

Fig. 1 Spatial distribution of topographic and geomorphological types and cultivated land use types in Fujian Province

1.2 数据来源

土壤属性数据主要来自 2008 年农业农村部福建省测土配方施肥项目的 236 445 个实测样点 (0~15 cm) (图 2), 样点属性包括土壤有机质 (Soil organic matter, SOM)、pH 和黏粒含量 (Clay) 等。年度最大植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 空间分布数据集来自中国资源环境科学数据中心 (<http://www.resdc.cn/Default.aspx>), 空间分辨率为 30 m。2003—2008 年研究区逐年降水量与逐年均温空间插值数据集来源于 CHELSA (Climatology at high resolution for the Earth's land surface areas), 空间分辨率为 1 km。30 m 分辨率的数字高程模型源于 2015 年发布的全球 DEM 数据, 该数据由日本 METI 和美国 NASA 联合研制的先进星载热发射和反辐射计 (ASTER) 数据计算生成, 可通过地理空间数据云平台 (<http://www.gscloud.cn/>) 免费下载。阳离子交换量 (Cation exchange capacity, CEC) 数据来源于国家科技基础条件平台-国家地球系统科学数据中心-土壤分中心 (<http://soil.geodata.cn>), 空间分辨率为 90 m。



注：地图上共计 236 445 个点。底图下载自国家地理信息公共服务平台，审图号 GS(2024)0650 号。Note: There are 236 445 points on this map. The base map is downloaded from the National Platform for Common Geospatial Information Services, and the review number is GS(2024)0650.

图2 研究区地理位置及土壤采样点分布

Fig. 2 Geographical location of the study area and distribution of soil sampling sites

1.3 多分辨率栅格数据集构建

为筛选福建省耕地土壤有机碳预测的环境因子适宜栅格分辨率，设置 $0.1\text{ km} \times 0.1\text{ km}$ 、 $0.2\text{ km} \times 0.2\text{ km}$ 、 $0.3\text{ km} \times 0.3\text{ km}$ 、 $0.4\text{ km} \times 0.4\text{ km}$ 、 $0.5\text{ km} \times 0.5\text{ km}$ 、 $0.6\text{ km} \times 0.6\text{ km}$ 、 $0.7\text{ km} \times 0.7\text{ km}$ 、 $0.8\text{ km} \times 0.8\text{ km}$ 、 $0.9\text{ km} \times 0.9\text{ km}$ 、 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 共 10 个栅格分辨率序列，并在省域尺度上补充 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 、 $10\text{ km} \times 10\text{ km}$ 、 $25\text{ km} \times 25\text{ km}$ 、 $50\text{ km} \times 50\text{ km}$ 栅格分辨率。

依据 McBratney 等^[16]建立的 SOC 数字制图一般性框架，选取 12 个环境变量作为构建随机森林预测模型的初始变量，包括土壤属性：土壤酸碱度（pH）、阳离子交换量（CEC）、黏粒含量（Clay）；地形因子：海拔（Ele）、坡度（Slo）、曲率（Curv）、地面粗糙度（Rou）、坡向（Asp）、地形湿度指数（TWI）；气候因子：年平均降水量（AAP）、年平均温度（AAT）和归一化差异植被指数（NDVI）。土壤属性数据：Clay、CEC、pH 使用普通克里金插值至 0.1 km 分辨率，再依次重采样至 $0.2\sim 1\text{ km}$ 各栅格分辨率。气候与植被指数：2003—2008 年 AAT、AAP 及 NDVI 重采样至 0.1 km 分辨率，再降低至各目标分辨率。地形数据：基于 30 m 的 DEM 数据重采样至 0.1 km ，再重采样至各目标分辨率，计算得到对应分辨率的 Ele、Slo、Asp、Rou、Curv、TWI 栅格数据。

1.4 模型预测与验证

随机森林模型是建立在决策树基础上的一种集成学习方法，通过多次 bootstrap 抽样获取多个随机样本，并通过这些样本子集分别构建相应决策树，构建随机森林^[17-18]。借助 Python 中 scikit-learn 库的 Random forest regressor 模块构建随机森林回归模型，对 SOC 含量进行预测^[19]。参数设定中，决策树数量为 500，决策树最大深度为 15。该模型采用基于袋外误差的变量重要性评估方法进行建模因子筛选^[4, 20, 21]，即逐一剔除变量后的袋外得分（Out-of-Bag Score, OOB Score）上升，则剔除该变量，反之保留^[22]。

模型训练过程中采用随机抽样把农业农村部福建省测土配方施肥项目 23 万余个实测样点划分为训练集与验证集, 训练样点与验证样点的比例为 7:3。使用决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 指标进行精度评价^[23]。在各分辨率序列中, 以 R^2 最高、RMSE 和 MAE 最低所对应的分辨率确定为最适宜栅格分辨率。公式如下:

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})(p_i - \bar{p})]^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2 \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |o_i - p_i| \quad (3)$$

式中, n 为验证样点个数; p_i 、 o_i 分别表示第 i 各样点位置的预测值和观测值, $\bar{o}$ 和 $\bar{p}$ 分别表示观测均值和模拟均值。

2 结果

2.1 土壤采样点 SOC 描述性统计

由表 1 可知, 福建省耕地表层 (0~15 cm) 土壤有机碳含量为 15.38 g·kg⁻¹。在不同地貌类型下, 谷地盆地区的平均 SOC 含量最高, 达到 17.05 g·kg⁻¹, 丘陵山地区次之, 为 16.43 g·kg⁻¹, 而平原台地区最低, 仅 11.22 g·kg⁻¹。从土地利用类型来看, 水田的平均 SOC 含量最高, 达到 15.89 g·kg⁻¹, 旱地次之, 为 13.91 g·kg⁻¹, 而水浇地的最低, 仅 10.83 g·kg⁻¹。

福建省耕地表层的 SOC 含量偏度系数整体为 0.25, 各子类别偏度系数介于 0.25~0.76 之间, 绝对值均小于 1, 这表明数据分布较为对称, 极端值对整体及各类别 SOC 含量变异性的影响总体较小; 其中, 水浇地 (0.76) 与平原台地 (0.63) 的偏度相对较高。从变异程度看, 全省 SOC 含量变异系数 40.14%, 整体空间变异性较强。在不同地貌类型下, 平原台地的 SOC 变异系数 (49.90%) 显著高于丘陵山地 (35.10%) 和谷地盆地 (33.58%)。从土地利用类型看, 水浇地的 SOC 变异系数最高 (48.55%), 其次为旱地 (46.18%), 而水田的相对最低 (37.88%)。平原台地和水浇地 SOC 含量受人为管理活动 (如耕作方式、施肥、灌溉等) 影响强烈, 导致其空间异质性更高。

表 1 研究区耕地表层 (0~15 cm) SOC 含量描述性统计

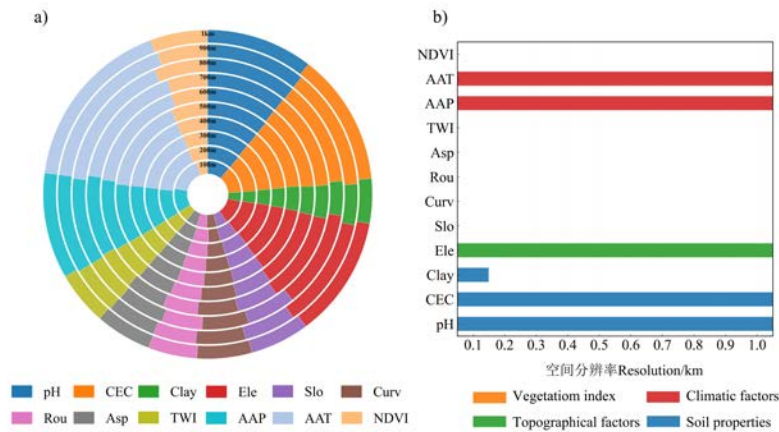
Table 1 Descriptive statistics of topsoil (0-15 cm) soil organic carbon content in the cropland

分类维度 Classification dimension	具体维度 Specific dimension	样本数量 Sample size	最大值 Max/ (g·kg ⁻¹)	最小值 Min/ (g·kg ⁻¹)	平均值 Mean/ (g·kg ⁻¹)	标准差 SD/ (g·kg ⁻¹)	偏度 Skewness	变异系数 CV/ %
全省整体 Province	福建省	234 064	34.59	0.09	15.38	6.18	0.25	40.14
土地利用类型 Land use types	水田	180 726	34.59	0.12	15.89	6.02	0.25	37.88
	旱地	49 333	34.57	0.09	13.91	6.42	0.34	46.18
	水浇地	4 005	34.33	0.17	10.83	5.26	0.76	48.55
地形地貌 Topography and geomorphology	丘陵山地	107 533	34.57	0.17	16.43	5.77	0.29	35.10
	谷地盆地	71 006	34.59	0.12	17.05	5.73	0.31	33.58
	平原台地	55 525	34.57	0.09	11.22	5.60	0.63	49.90

注: 样本数量经过 3 倍标准差处理。Note: Samples were screened using the 3σ criterion.

2.2 变量重要性变化趋势

基于随机森林模型及基于 OOB 误差的变量重要性评估，在福建省 0.1~1.0 km 多尺度下评估 SOC 驱动因子的重要性。图 3 可以看出，SOC 环境主导因子具有一定的尺度依赖性，OOB 筛选结果与重要性排序高度一致，AAT、AAP、Ele、CEC 和 pH 在所有尺度上均为建模变量（图 3a）；其中，气候和土壤属性因子的重要性始终保持在较高水平，共同构成影响 SOC 空间分布的稳定核心环境因子（图 3b）。

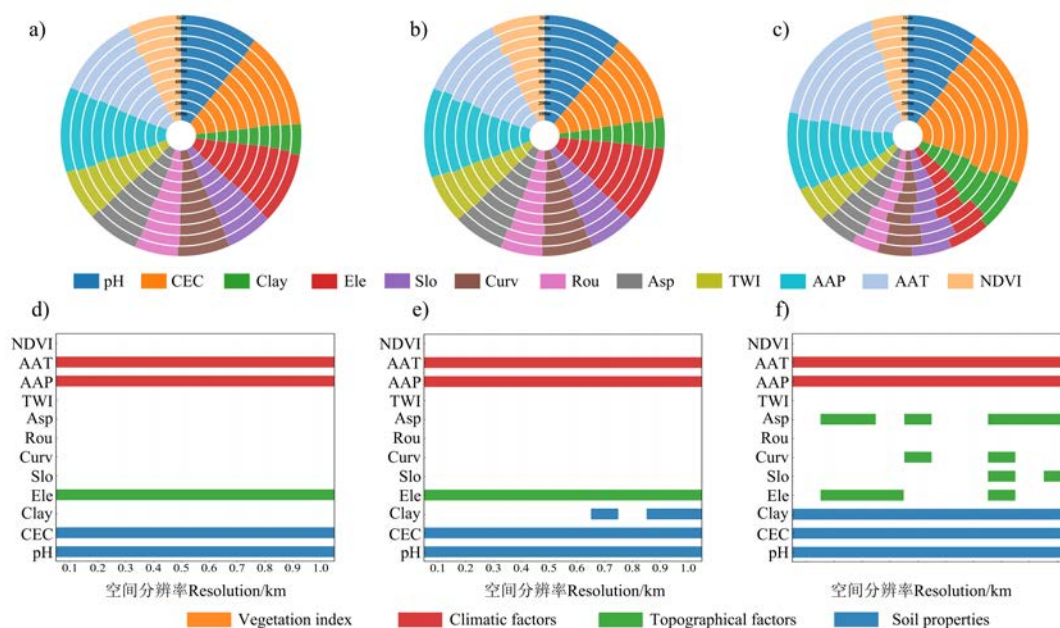


注：1) AAT-年平均温度；AAP-年平均降水量；Ele-海拔；CEC-阳离子交换量；pH-土壤酸碱度；Clay-黏粒含量；Slo-坡度；Asp-坡向；TWI-地形湿度指数；Curv-曲率；Rou-地面粗糙度。2) a 图中最内环至最外环分别是 0.1~1.0 km 分辨率下各环境变量的重要性占比。3) b 图中不同颜色代表不同变量类别：橙色-植被指数，红色-气候因子，蓝色-土壤属性，绿色-地形因子。下同。Note: AAT-Annual average temperature; AAP-Annual average precipitation; Ele-Elevation; CEC-Cation exchange capacity; pH-Potential of hydrogen (soil pH); Clay-Clay content; Slo-Slope; Asp-Aspect; TWI-Topographic Wetness Index; Curv-Curvature; Rou-Roughness. In Fig. a, the innermost to outermost rings represent the proportion of importance of each environmental variable at resolutions from 0.1 km to 1.0 km, respectively. In Fig. b, different colors represent different variable categories: orange-vegetation index, red-climate factors, blue-soil properties, green-topographical factors. The same below.

图 3 福建省不同分辨率下的环境变量的重要性占比 (a) 及基于袋外误差的变量筛选结果 (b)

Fig. 3 Importance proportion (a) and out-of-bag variable selection (b) of environmental variables at different grid resolutions in Fujian Province

从图 4a、图 4d 可知，福建省不同耕地利用方式下的 SOC 含量大小主要由人为管理强度与水热分配共同控制。水田土壤由于人为管理强度高、水文条件高度均一，AAT 作为核心气候因子稳定主导 SOC 含量大小^[24]，其重要性排序在所有尺度上均为 AAT > CEC > AAP > Ele > pH，且各尺度间因子重要性排序的变动幅度小于 1%。旱地土壤下虽然 AAT 仍是影响 SOC 大小的最主要因子，但由于该地类缺乏稳定灌溉，Clay 因其关键的保水保肥作用被稳定纳入随机森林预测模型^[25]（图 4e）；同时 Slo 影响 SOC 大小的重要性也较水田土壤有显著提升（>7%）（图 4b、图 4e），这说明地形与水分条件共同主导了旱地土壤有机碳的含量。水浇地土壤有机碳含量的影响因子栅格尺度效应显著；其中，CEC 由于其土壤保肥能力^[26]重要性明显上升并成为核心影响因子（图 4c、图 4f），Clay、Slo、Asp 等局部因子在多个尺度纳入，形成了该利用类型下的土壤有机碳含量受多因子交织、随尺度变化的复杂驱动模式。

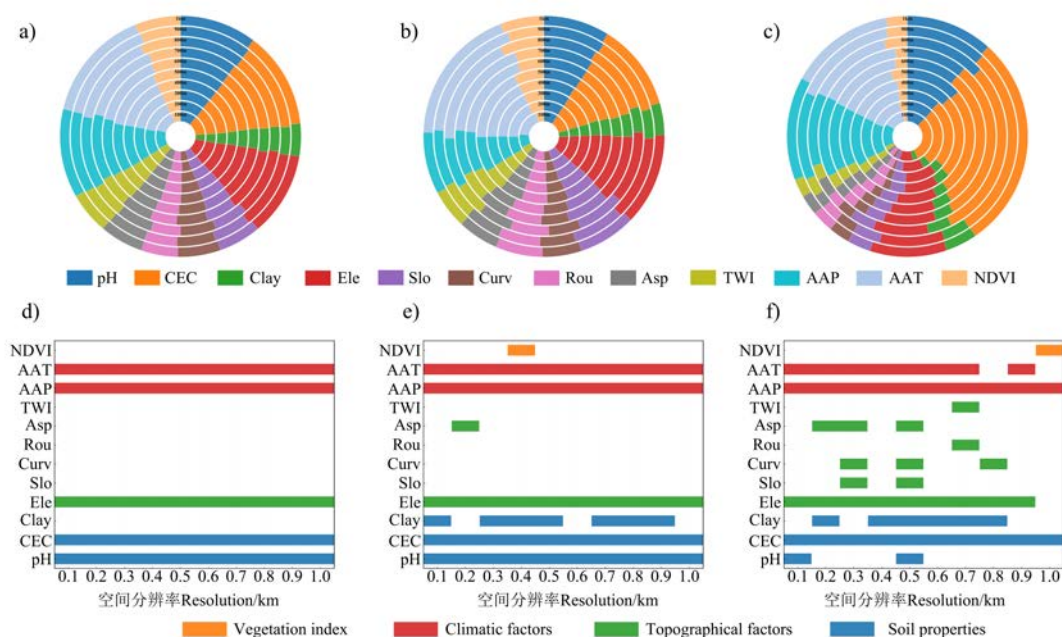


注：图 a、d 代表水田；图 b、e 代表旱地；图 c、f 代表水浇地。Note: Fig. a and Fig. d represent paddy field; Fig. b and Fig. e represent dryland; Fig. c and Fig. f represent irrigated land.

图 4 不同耕地利用类型在各栅格分辨率下环境变量的重要性排序 (a–c) 及基于袋外误差的变量筛选结果 (d–f)

Fig. 4 Importance ranking of environmental variables (a – c) and out-of-bag variable selection (d – f) for different cultivated land use types at various grid resolutions

地形起伏对福建省耕地 SOC 含量大小具有显著的调控作用，不同地貌类型下各环境因子栅格尺度的主控因子差异很大。丘陵山地区由于剧烈的地形起伏增强了水热再分配效应，AAP 作为影响 SOC 含量的核心气候因子，在不同环境因子栅格尺度下占据主导地位（图 5a、图 5d），该区域 SOC 预测受到气候、土壤及地形等多因素协同控制，但宏观气候与地形效应占据了主导地位，驱动机制表现出高度均一性与稳健性。谷地盆地区镶嵌于丘陵山地区，地势相对平缓^[1]，不同环境因子栅格尺度下 AAP 仍然是影响 SOC 含量大小的最核心气候因子（图 5b、图 5e），但是在粗尺度下 Clay 的局部固持作用开始显现，主导能力上升。平原台地区下平坦的地形相对弱化了气候与海拔调控能力，CEC 成为不同环境因子栅格尺度下最核心影响 SOC 含量大小的因子（图 5c、图 5f），且地形平缓的小区域内 SOC 含量分布主要受土壤属性影响^[27]，Clay 在所有栅格尺度上均发挥重要作用；Slo、Asp 等因子在多个栅格尺度下导致的水热条件分异影响 SOC 预测^[28–29]，平原台地区的驱动机制最为复杂。



注：图 a、d 代表丘陵山地；图 b、e 代表谷地盆地；图 c、f 代表平原地。Note: Fig. a and Fig. d represent hill and mountain; Fig. b and Fig. e represent valley and basin; Fig. c and Fig. f represent plain and terrace.

图 5 不同地形地貌类型在各栅格分辨率下环境变量的重要性排序 (a–c) 及基于袋外误差的变量筛选结果 (d–f)
Fig. 5 Importance ranking of environmental variables (a – c) and out-of-bag variable selection (d – f) for different topographic and geomorphological types at various grid resolutions

2.3 不同栅格分辨率下预测的 SOC 空间分布

从不同栅格尺度下福建省耕地土壤有机碳含量的空间分布来看，各栅格环境因子预测的 SOC 空间分布具有稳健性，均呈现东南沿海平原地区低、西北内陆山区高的格局^[30-31]。选取预测差异较大处的局部细节进行放大显示，对比 0.1 km 与 1.0 km 分辨率下的模拟结果（图 6 右侧子图 a-f），可发现较低分辨率下模拟 SOC 的空间细节逐渐消失，空间格局向均质化过渡。该空间分布是全省水热条件、地形地貌、土地利用强度等自然和人为干扰共同作用的结果，其一致性也为制定耕地固碳与地力提升政策提供了可靠依据。

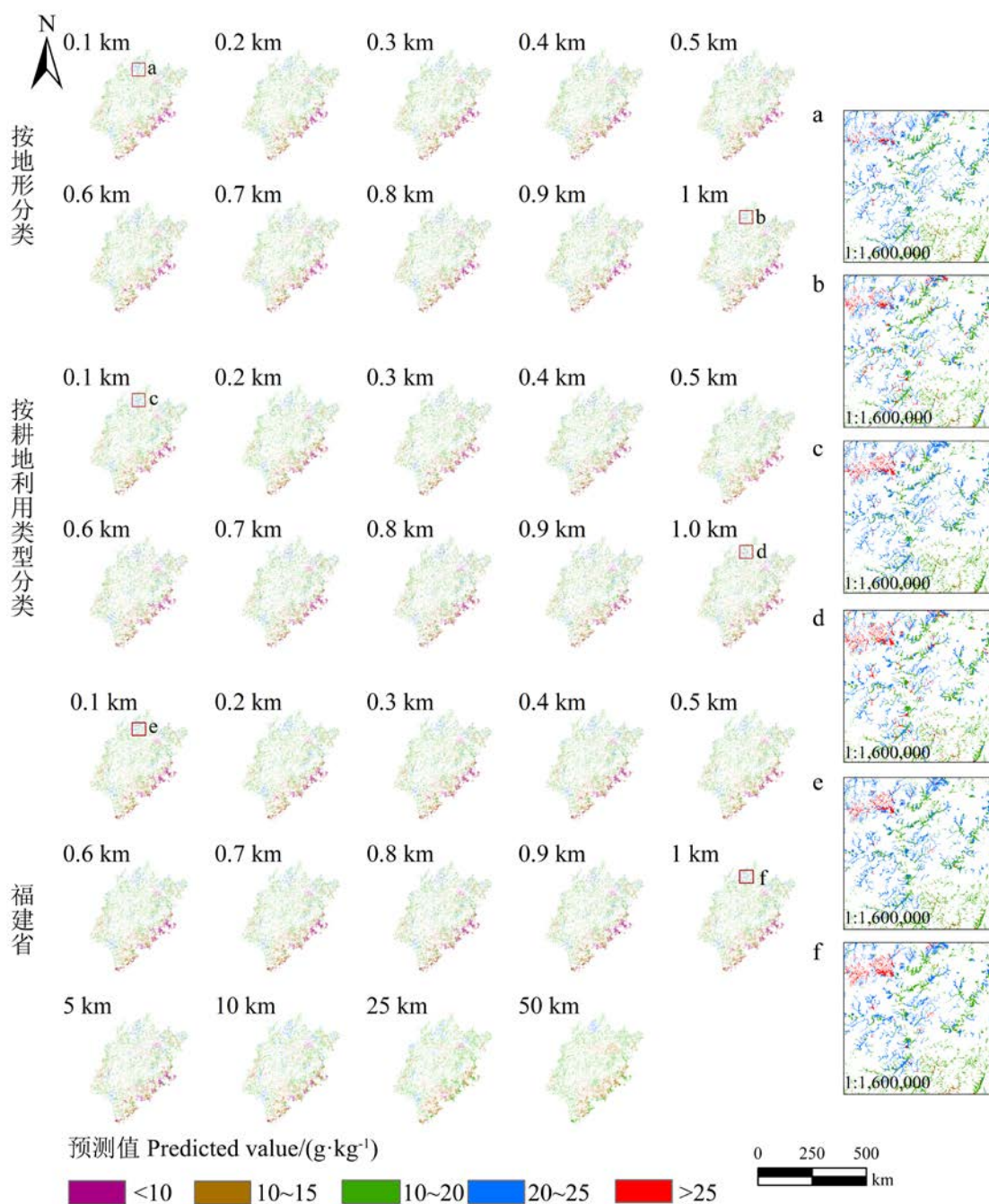


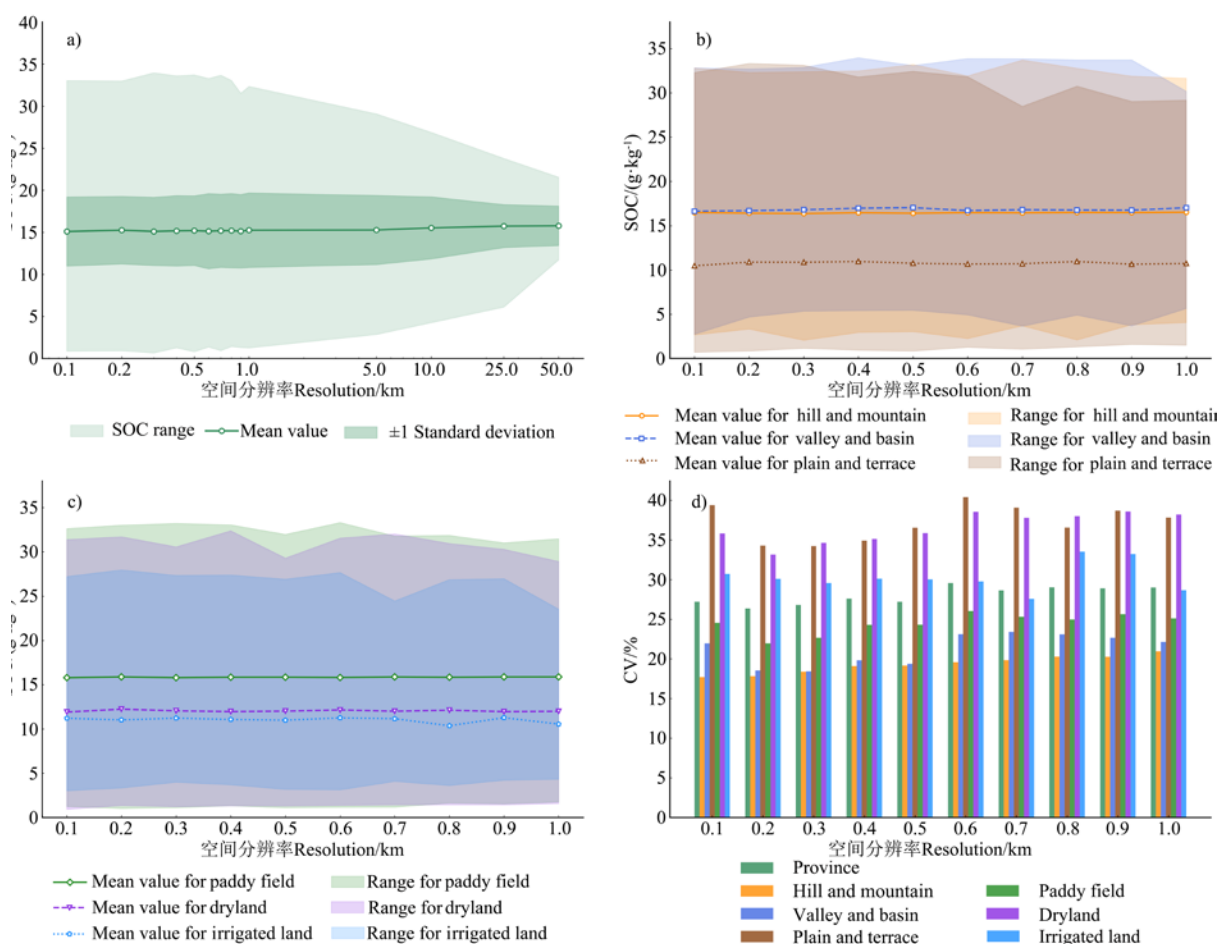
图6 不同分辨率下 SOC 含量预测的空间分布图

Fig. 6 Spatial distribution maps of predicted SOC content at different spatial resolutions

2.4 不同栅格分辨率下 SOC 预测结果统计

从图 7 可以看出,不同栅格分辨率的环境因子对福建省耕地 SOC 均表现出良好的宏观预测能力。全省尺度下 0.1~1 km 10 个栅格环境因子预测的 SOC 平均值介于 15.10~15.26 $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 之间,与实测的平均值 (15.38 $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$) 接近;但是随着各环境因子的栅格分辨率粗化至 5~50 km,预测的 SOC 极差显著缩小,标准差降低,空间细节信息损失严重^[14]。在不同土地利用方式下,福建省的水田土壤可能受人为管理均一化影响, SOC 预测值稳定,变异系数波动小,并与实测值差异不大;而旱地土壤预测的 SOC 变异系数较高,这与该耕地二级地类实测样点 SOC 变异性也高的特征相符,反映

了旱地在强烈人为干扰下土壤属性空间异质性强的特征；水浇地预测 SOC 的变异性介于水田与旱地之间，且在各个栅格尺度下相对稳定。从不同地貌类型来看，各环境因子栅格分辨率下谷地盆地区和丘陵山地区的 SOC 预测值较为稳定；而平原台地区受农业活动干扰强烈，SOC 的变异系数较高，且预测值随分辨率的变化波动较大（图 7）。总体而言，旱地和平原台地区的 SOC 空间预测受栅格分辨率影响最大，而水田、谷地盆地区和丘陵山地区的 SOC 空间预测受栅格分辨率影响相对较小。



注：a），全省尺度 SOC 的预测情况；b）不同地形下 SOC 的预测情况；c）不同土地利用类型下 SOC 的预测情况；d）各单元的变异系数。Note: a), the predicted SOC at the provincial scale. b), the predicted SOC under different topographic conditions. c), the predicted SOC under different land use types. d), the coefficient of variation for each unit.

图 7 各分类不同分辨率下 SOC 含量的特征变化

Fig. 7 Characteristic variations of SOC content for each category at different resolutions

2.5 不同栅格分辨率下随机森林模型预测的 SOC 精度对比

从图 8a 可以看出，省级尺度上采用 0.1~1.0 km 共 10 个栅格分辨率环境变量，随机森林模型预测 SOC 的精度相对稳定， R^2 介于 0.45~0.48 之间；其中，分辨率为 0.2 km 时预测精度最高（表 2）， R^2 较 0.9 km 分辨率提升约 7.03%，而分辨率大于 5 km 之后， R^2 显著下降（图 9）。进一步分析发现，不同土地利用类型中水浇地 SOC 预测精度最高，各栅格分辨率的 R^2 介于 0.48~0.57，最适宜分辨率为 0.5 km，精度较 1 km 分辨率的提升约 18.09%（图 10c）；旱地在 0.2 km 栅格分辨率下预测 SOC 的 R^2 达到 0.49，较 0.6 km 栅格分辨率的提升约 7.63%（图 10b）；水田 SOC 的预测精度相对最低且对栅格分辨率变化不敏感，其最适宜栅格尺度为 0.1 km，精度较 0.7 km 分辨率提升约 6.42%（图 10a）。从不同地貌类型来看，平原台地区在各环境因子栅格分辨率下预测 SOC 精度最高， R^2

介于 0.47~0.55，最适宜栅格分辨率为 0.2 km，该尺度下的预测 R^2 较最低预测精度 0.7 km 分辨率提升约 17.24%（图 10f）；谷地盆地区预测精度在 0.1 km 分辨率下最高， R^2 为 0.42，较 1.0 km 分辨率的提升约 16.26%（图 10e）；丘陵山地区的 SOC 预测精度较低，且整体随栅格分辨率的变化波动较小， R^2 介于 0.35~0.37，最适宜的栅格分辨率为 0.5 km，较 0.6 km 分辨率提升约 5.98%（图 10d），这也表明该地貌类型下随机森林模型精度较低且对各环境因子栅格分辨率的变化不敏感。总体来看，福建省耕地 SOC 的空间分布预测精度受环境因子栅格分辨率、土地利用类型与地形特征共同影响，最适宜预测的栅格尺度因土地利用方式和地形单元不同而异。

表 2 不同分类单元下耕地 SOC 预测的适宜栅格分辨率及模型精度

Table 2 Optimal resolutions and model accuracy for SOC prediction in croplands under different classification units

分类维度 Classification dimension	具体维度 Specific dimension	适宜分辨率 Suitable resolution/ km	R^2	均方根误差 RMSE/ ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	平均绝对误差 MAE/ ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)
全省整体 Province	福建省	0.2	0.48	4.38	3.28
土地利用类型 Land use types	水田	0.1	0.46	4.39	3.29
	旱地	0.2	0.49	4.46	3.32
	水浇地	0.5	0.57	3.47	2.62
地形地貌 Topography and geomorphology	丘陵山地	0.5	0.37	4.58	3.46
	谷地盆地	0.1	0.42	4.41	3.29
	平原台地	0.2	0.55	3.75	2.72

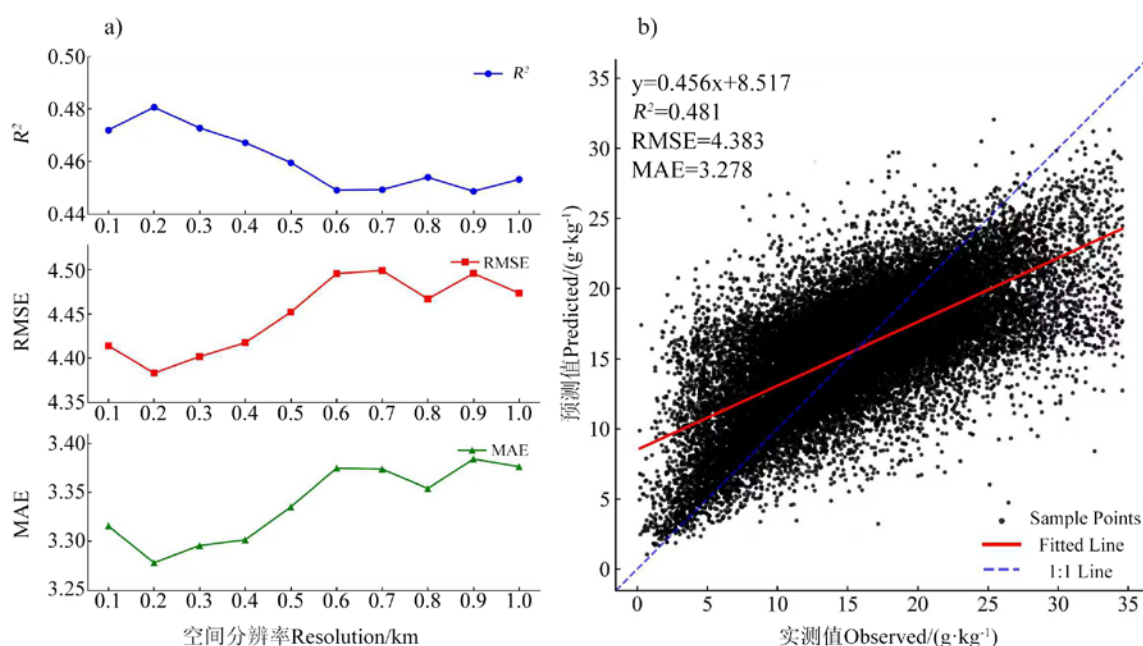


图 8 福建省不同栅格分辨率下模型精度对比 (a) 以及在适宜分辨率下的实测值与预测值散点分布图 (b)

Fig. 8 Comparison of model accuracy at different resolutions in Fujian Province, and scatter plot of measured versus predicted values at the optimal resolution

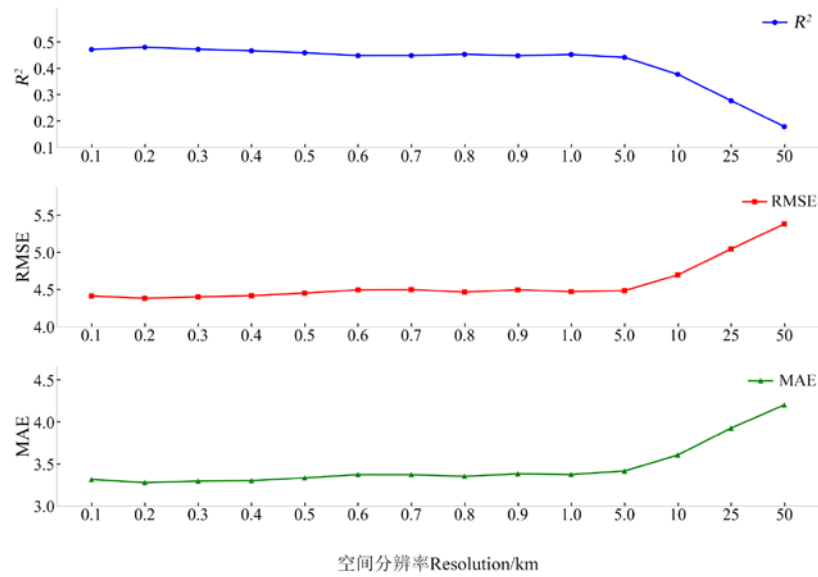
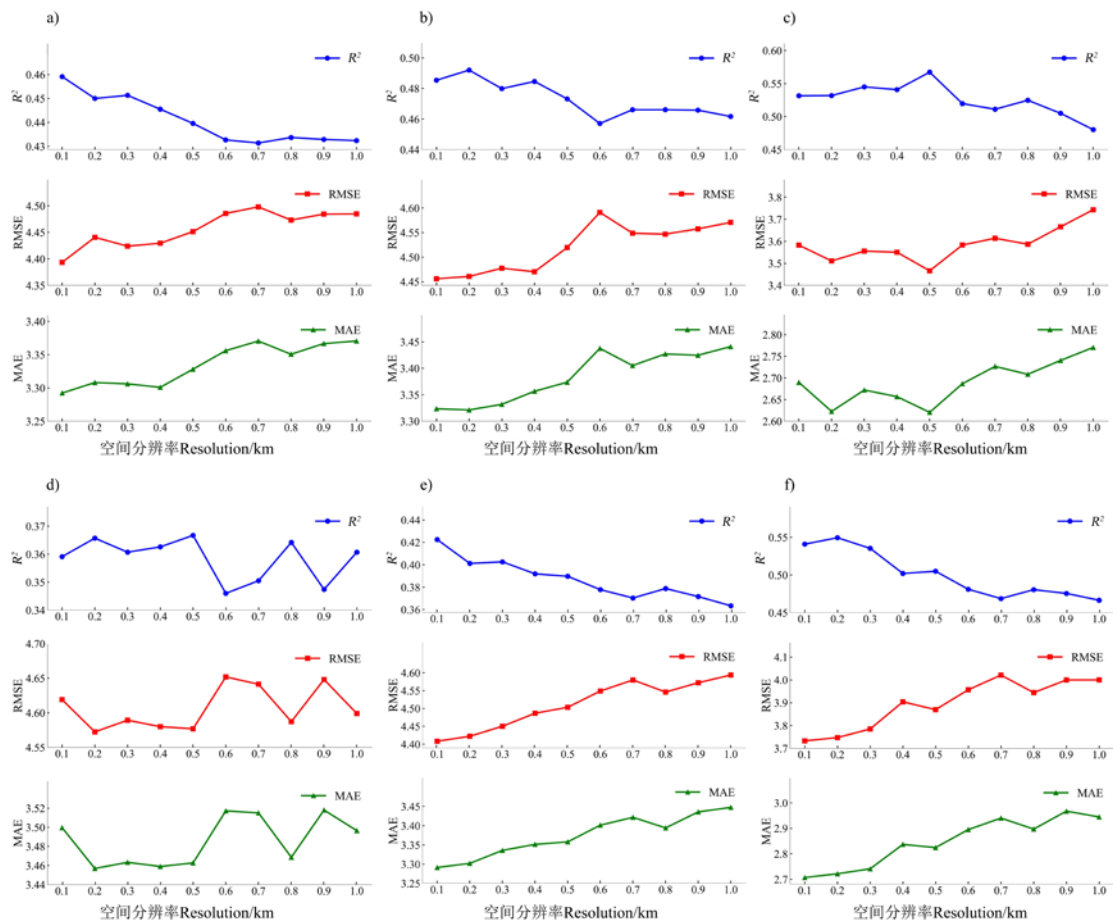


图9 福建省大于 5 km 分辨率与 0.1~1 km 分辨率模型精度对比

Fig. 9 Comparison of model accuracy at resolutions > 5 km versus 0.1~1 km in Fujian Province



注：图 a-c 代表不同土地利用类型单元（依次是水田、旱地、水浇地）；d-f 代表不同地形单元（依次是丘陵山地、谷地盆地、平原台地）。Note: Fig. a–Fig. c represent different land use type units (in order: paddy field, dryland, irrigated land); Fig. d–Fig. f represent different terrain units (in order: hill and mountain, valley and basin, plain and terrace).

图 10 各分类不同分辨率下模型精度对比

Fig. 10 Comparison of model accuracy for each category at different resolutions

3 讨论

3.1 栅格分辨率对环境因子重要性的重构效应

从本研究来看,环境变量空间分辨率的改变重构了 SOC 预测关键因子集,在复杂地形与多土地利用交织区呈现出更明显的分异规律。全省尺度上,降水、海拔和温度等宏观因子始终保持高重要性且 OOB 筛选结果稳定,这源于全省 SOC 空间分布主要受水热条件及其地形再分配的土壤温度和水分高低控制,这类宏观因子有较强的尺度稳健性^[32]。黏粒作为影响土壤有机碳固定的重要土壤属性^[33],仅在 0.1 km 栅格分辨率下被模型纳入,证实较高的分辨率能够捕捉到土壤颗粒组成等局部性因子贡献,较低分辨率下其效应被宏观因子掩盖,这一结果与 Yu 等^[11]提出的低分辨率易掩盖局部属性信息相一致。

福建省不同土地利用类型间因子重要性对栅格尺度的响应差异,实质上反映了各土地利用方式受自然与人为干扰的耦合强度的不同。水田因灌溉和耕作等人为管理相对均一化^[34],弱化了局部地形和土壤质地等因子的异质性影响,水热条件和耕作管理下土壤化学指标成为影响 SOC 大小的稳定核心驱动因子,降低了对栅格分辨率变化的敏感性。旱地虽仍以温度为主导,但坡度的重要性相较于水田和水浇地有明显提升,这与高坡度下的水土流失加剧 SOC 空间异质性有关^[35];此外,旱地缺乏稳定的灌溉保障,黏粒由于其保水保肥能力直接影响 SOC 的固持,在多尺度上被稳定纳入模型。水浇地中阳离子交换量的重要性远高于其他因子,这是由于该类高度依赖灌溉保障,土壤养分保持能力成为制约 SOC 大小的关键属性^[36];此外,全省水浇地分布零散且面积较小(仅为耕地面积的 3.61%),不同地区的人为灌溉与施肥管理方式有高度的空间异质性,导致该类核心预测因子随分辨率的变化波动显著。

地形复杂程度调控水热再分配与土壤属性空间分布格局,决定了福建省耕地在不同地貌类型下的主导因子差异。丘陵山地区受气候、土壤与地形多因素协同控制,降雨、阳离子交换量、温度、pH 和海拔在所有栅格分辨率尺度下均为核心变量,且重要性分布均衡,无单一绝对主导因子,表明在复杂地貌类型下 SOC 预测受到气候、土壤属性及地形因子等多因素协同控制,这一发现与叶晴等^[18]研究结论相一致。谷地盆地区以降雨和阳离子交换量为主导且相对稳健;此外,该地形在较粗栅格分辨率下黏粒频繁成为 SOC 的预测因子,该地貌类型区中土壤质地的影响随栅格分辨率的增大而逐渐凸显。平原台地区地形平坦、海拔波动小,阳离子交换量的重要性在所有栅格分辨率尺度下均居首位,土壤属性取代地形因素成为核心驱动因子;此外,由于平原地地区海拔波动较小,粗分辨率进一步平滑海拔差异^[27],气候因子和土壤属性的重要性凸显。

3.2 栅格分辨率对 SOC 预测精度的影响

本研究环境因子栅格分辨率对福建省不同土地利用方式和地貌类型耕地 SOC 预测精度的影响差异很大。水田因长期集约化的人为管理使区域内水文条件和耕作措施相对均一,亚公里尺度下的 SOC 空间差异主要源自田块间随机管理的不同,而非地形、气候等连续型环境因子的系统性分异。从模型统计特性来看,本研究水田样点数量超过 18 万个, Wadoux 等^[6]指出充足的样本量是确保随机森林预测稳健性的关键,因此水田在各分辨率下的模型结构高度稳定;同时,本研究分辨率序列以 0.1 km 为步长,相邻分辨率间变化幅度较小,也在一定程度上弱化了模型精度对分辨率变化的敏感性。然而,水田的最适宜分辨率却出现在本序列最精细的 0.1 km,这可能是由于水田 SOC 宏观环境均一,剩余的可预测变异集中在田块尺度,即相邻田块间因耕作方式、施肥水平和秸秆还田量等管理措施差异所导致的空间变异^[37];0.1 km 栅格恰好能匹配这一微尺度管理差异的分辨率,而较

低分辨率则会平滑这部分细微的变异信息,造成信息损失。丘陵山地区的地形复杂且起伏剧烈,不同环境因子栅格分辨率下 SOC 的预测始终受到降雨和海拔等少数因子主导,预测精度对分辨率的敏感性也较低。该地形区样本数量超过 10 万个,充足的样本量为随机森林模型提供了较高的统计稳定性,这是丘陵山地区模型对分辨率变化不敏感的重要基础。丘陵山地 SOC 空间分异的主控因子为气候要素,而本研究采用的气候数据原始分辨率为 1 km,降尺度至 0.1 km 后对 SOC 模拟的增益有限,各分辨率下预测精度因此差异不大^[38]。此外,复杂地形区 SOC 的高精度预测有赖于地形、气候、植被、母质等多类因子的协同作用,Rengma 等^[39]在中喜马拉雅地区整合超过 100 个环境变量,模型预测精度可达 0.84,且任一因子缺失都会削弱模型性能。本研究受数据可获取性限制,未能全面纳入上述强影响因子,模型整体预测精度偏低,栅格分辨率调整对模型表现的边际影响在精度受限的前提下相应减弱,且本研究 0.1 km 的较小分辨率步长也在一定程度上平滑了不同分辨率间的模型性能波动,因此丘陵山地区整体表现出对分辨率变化不敏感的特征。相对而言,旱地和平原台地区的 SOC 预测精度对环境因子分辨率高度敏感。旱地的 SOC 变异系数实测值为 46.18%,且受耕作方式、施肥水平和水土流失等多重因子空间高度异质化影响;但总体来看,0.2 km 分辨率可以更精确地刻画地块尺度管理差异与微地形影响,同时也能平衡过度细化导致数据冗余引入的噪声,改善模型预测精度。平原台地区虽地形平坦,但主要分布于沿海人类活动密集区,受城市扩张等影响耕地碎片化严重,人为干扰强烈。因此,该地貌类型下 SOC 的预测精度对环境因子栅格分辨率响应也较为敏感,同样选择 0.2 km 分辨率平衡地块细节捕捉与宏观格局表征。

4 结论

在亚公里尺度(0.1~1 km)内,福建省模型预测精度整体保持相对稳定;随分辨率进一步降低,预测因子重要性排序发生重构,气候与土壤属性因子的主导作用凸显,空间细节逐渐丢失,整体格局趋于均质化。不同分区和耕地类型对分辨率的响应差异显著——水田与丘陵山地区精度波动较小,对分辨率变化不敏感;旱地和平原台地区精度变幅较大,响应敏感。全省及平原台地区的最优分辨率为 0.2 km,丘陵山地区为 0.5 km,谷地盆地区为 0.1 km;水田、旱地和水浇地的最优分辨率依次为 0.1 km、0.2 km 和 0.5 km。

参考文献(References)

- [1] Li J M, Li S Q, Zhao R, et al. Future projection of soil carbon sequestration potential of different cultivated land types in Fujian Province based on DNDC model[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2025, 56(3): 733-744. [李健铭, 李思琪, 赵芮, 等. 基于 DNDC 模型的福建省不同利用类型耕地土壤固碳潜力未来预估[J]. 土壤通报, 2025, 56(3): 733-744.]
- [2] Zhou Z L, Zhang Z D, Luo J Y, et al. Spatial variation of soil organic carbon at slope scale in Bashang region of Hebei Province[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2021, 28(1): 31-36, 43. [周卓丽, 张卓栋, 罗建勇, 等. 河北坝上地区坡面尺度土壤有机碳空间变异[J]. 水土保持研究, 2021, 28(1): 31-36, 43.]
- [3] Toth M, Davies J, Quinton J, et al. Long-term effects of tillage practices and future climate scenarios on topsoil organic carbon stocks in Lower Austria—A modelling and long-term experiment study[J]. International Soil and Water Conservation Research, 2025, 13(2): 486-499.
- [4] Yuan Y Q, Chen H Y, Zhang L M, et al. Prediction of spatial distribution of soil organic carbon in farmland based on multi-variables and random forest algorithm—a case study of a subtropical complex geomorphic region in Fujian as an example[J]. Acta Pedologica Sinica, 2021, 58(4): 887-899. [袁玉琦, 陈瀚阅, 张黎明, 等. 基于多变量与 RF 算法的耕地土壤有机碳空间预测研究——以福建亚热带复杂地貌区为例[J]. 土壤学报, 2021, 58(4): 887-899.]
- [5] Brantley S L, Kubicki J D, White A F. Kinetics of water-rock interaction[M]. NY: Springer New York, 2008.
- [6] 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.

[7] Chen Z X, Zhang N, Zhang L M, et al. Scale effects of estimation of soil organic carbon storage in Fujian Province, China[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2018, 55(3): 606-619. [陈中星, 张楠, 张黎明, 等. 福建省土壤有机碳储量估算的尺度效应研究[J]. *土壤学报*, 2018, 55(3): 606-619.]

[8] Galbraith J M, Kleinman P J A, Bryant R B. Sources of uncertainty affecting soil organic carbon estimates in northern New York[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2003, 67(4): 1206-1212.

[9] Grosz B, Dechow R, Gebbert S, et al. The implication of input data aggregation on up-scaling soil organic carbon changes[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2017, 96: 361-377.

[10] Coucheney E, Eckersten H, Hoffmann H, et al. Key functional soil types explain data aggregation effects on simulated yield, soil carbon, drainage and nitrogen leaching at a regional scale[J]. *Geoderma*, 2018, 318: 167-181.

[11] Yu D S, Ni Y L, Shi X Z, et al. Optimal soil raster unit resolutions in estimation of soil organic carbon pool at different map scales[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2014, 78(3): 1079-1086.

[12] Arnone E, Francipane A, Scarbaci A, et al. Effect of raster resolution and polygon-conversion algorithm on landslide susceptibility mapping[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 84: 467-481.

[13] Adhikari K, Mishra U, Owens P R, et al. Importance and strength of environmental controllers of soil organic carbon changes with scale[J]. *Geoderma*, 2020, 375: 114472.

[14] Zhang X. Impact of data spatial resolution on simulation of spatiotemporal evolution of soil organic carbon in cropland[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2023. [张秀. 数据空间分辨率对农田土壤有机碳时空演变模拟的影响研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2023.]

[15] Khosravani P, Baghernejad M, Taghizadeh-Mehrjardi R, et al. Assessing the role of environmental covariates and pixel size in soil property prediction: A comparative study of various areas in southwest Iran[J]. *Land*, 2024, 13(8): 1309.

[16] McBratney A B, Mendonça Santos M L, Minasny B. On digital soil mapping[J]. *Geoderma*, 2003, 117(1/2): 3-52.

[17] Fang K N, Wu J B, Zhu J P, et al. A review of technologies on random forests[J]. *Journal of Statistics and Information*, 2011, 26(3): 32-38. [方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. *统计与信息论坛*, 2011, 26(3): 32-38.]

[18] Ye Q, Xu Y H, Li H C, et al. Prediction of soil organic carbon for cultivated lands in Jianyang district of Nanping City based on soil texture[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2025, 43(3): 519-529. [叶晴, 许业辉, 李慧川, 等. 基于土壤质地的南平市建阳区耕地土壤有机碳预测[J]. *应用科学学报*, 2025, 43(3): 519-529.]

[19] Chen D K, Zhou H, Hua H M, et al. BP neural network and random forest to predict the accuracy of soil organic matter[J]. *Anhui Agricultural Science Bulletin*, 2023, 29(10): 124-128. [陈道坤, 周海, 华红梅, 等. BP神经网络和随机森林预测土壤有机质模型研究[J]. *安徽农学通报*, 2023, 29(10): 124-128.]

[20] Zhang X, Li C, Dou Y G, et al. Predicting the distribution of organic carbon content in surface sediments of the Eastern China seas using random forest algorithm[J]. *Marine Geology & Quaternary Geology*, 2025, 45(4): 187-197. [张潇, 李超, 窦衍光, 等. 利用随机森林算法预测中国东部海域表层沉积物有机碳含量分布[J]. *海洋地质与第四纪地质*, 2025, 45(4): 187-197.]

[21] Qi Y B, Wang Y Y, Chen Y, et al. Soil organic matter prediction based on remote sensing data and random forest model in Shaanxi Province[J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(6): 1074-1086. [齐雁冰, 王茵茵, 陈洋, 等. 基于遥感与随机森林算法的陕西省土壤有机质空间预测[J]. *自然资源学报*, 2017, 32(6): 1074-1086.]

[22] Wang Y Y, Qi Y B, Chen Y, et al. Prediction of soil organic matter based on multi-resolution remote sensing data and random forest algorithm[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2016, 53(2): 342-354. [王茵茵, 齐雁冰, 陈洋, 等. 基于多分辨率遥感数据与随机森林算法的土壤有机质预测研究[J]. *土壤学报*, 2016, 53(2): 342-354.]

[23] Grimm R, Behrens T, Märker M, et al. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island—Digital soil mapping using Random Forests analysis[J]. *Geoderma*, 2008, 146(1/2): 102-113.

[24] Li N, Xin H N, Lai N, et al. Effects of different land-use methods on the organic carbon composition and soil microbial biomass carbon of farmland soil[J]. *Arid Zone Research*, 2024, 41(10): 1789-1796. [李娜, 信会男, 赖宁, 等. 不同土地利用方式对农田土壤有机碳组分及

土壤微生物量碳的影响[J]. 干旱区研究, 2024, 41(10): 1789-1796.]

[25] Sun B Y. Effects of biochar and organic fertilizer on physicochemical properties of aeolian sandy soil and maize yield[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2025. [孙博研. 生物炭与有机肥对风沙土理化性质及玉米产量的影响研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2025.]

[26] Zhang Y J, Yu L, Cao Y P, et al. Spatial distribution of soil cation exchange capacity and its influencing factors in small watersheds of typical industrial and mining area[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2025, 32(4): 100-109. [张亚杰, 余力, 曹艳萍, 等. 典型工矿区分小流域土壤阳离子交换量空间分布及其影响因素[J]. 水土保持研究, 2025, 32(4): 100-109.]

[27] Yang Q Y, Luo W Q, Jiang Z C, et al. Improve the prediction of soil bulk density by cokriging with predicted soil water content as auxiliary variable[J]. Journal of Soils and Sediments, 2016, 16(1): 77-84.

[28] Zhu M, Liu W, Qin Y Y, et al. Distribution of soil organic carbon at hillslope scale in forest-steppe zone of Qilian Mountains[J]. Journal of Desert Research, 2016, 36(3): 741-748. [朱猛, 刘蔚, 秦燕燕, 等. 祁连山森林草原带坡面尺度土壤有机碳分布[J]. 中国沙漠, 2016, 36(3): 741-748.]

[29] Wan L F, Liu G H, Fan H, et al. Niche characteristics and diversity influencing factors of forest community on the southeastern Qinghai-Tibet Plateau[J]. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(13): 5658-5668. [万凌凡, 刘国华, 樊辉, 等. 青藏高原东南部森林群落生态位特征与物种多样性的影响因素[J]. 生态学报, 2024, 44(13): 5658-5668.]

[30] Chen M Y, Liu X G, Huang D C, et al. Factors affecting soil organic carbon on farmland in Fujian analyzed by geodetector model[J]. Fujian Journal of Agricultural Sciences, 2024, 39(6): 738-751. [陈孟耀, 刘啸歌, 黄达沧, 等. 基于地理探测器模型的福建省耕地土壤有机碳影响因素研究[J]. 福建农业学报, 2024, 39(6): 738-751.]

[31] Long J, Zhang L M, Huang Q, et al. Regional differences of farmland soil organic carbon pool changes in Fujian Province from 1982 to 2018[J]. Acta Pedologica Sinica, 2025, 62(5): 1294-1307. [龙军, 张黎明, 黄倩, 等. 1982—2018年福建省耕地土壤有机碳库变化的区域差异研究[J]. 土壤学报, 2025, 62(5): 1294-1307.]

[32] Huang J Y, Wu C F, Minasny B, et al. Unravelling scale- and location-specific variations in soil properties using the 2-dimensional empirical mode decomposition[J]. Geoderma, 2017, 307: 139-149.

[33] Wiesmeier M, Urbanski L, Hobbey E, et al. Soil organic carbon storage as a key function of soils - A review of drivers and indicators at various scales[J]. Geoderma, 2019, 333: 149-162.

[34] Wu J, Li Y H, Li Z B, et al. Spatial variability and dynamic change of cropland furrow soil organic carbon in Weishan County[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2014, 30(14): 218-222. [武婕, 李玉环, 李增兵, 等. 微山县农田耕层土壤有机碳空间变异及动态变化分析[J]. 中国农学通报, 2014, 30(14): 218-222.]

[35] Wu M, Liu S J, Ye Y Y, et al. Spatial variability of surface soil organic carbon and its influencing factors in cultivated slopes and abandoned lands in a Karst peak-cluster depression area[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(6): 1619-1627. [吴敏, 刘淑娟, 叶莹莹, 等. 喀斯特地区坡耕地与退耕地土壤有机碳空间异质性及其影响因素[J]. 生态学报, 2016, 36(6): 1619-1627.]

[36] Gao A H, Chen Z, Xue M H, et al. Effects of transformation of Masson pine forest to broad-leaf forest on characteristics of soil carbon and nitrogen fractions in acid rain region of Chongqing[J]. Acta Ecologica Sinica, 2026, 46(5): 2241-2251. [高澳寒, 陈展, 薛梦涵, 等. 重庆酸雨区马尾松林阔叶化改造对土壤碳氮组分特征的影响[J]. 生态学报, 2026, 46(5): 2241-2251.]

[37] Kölbl A, Müller-Niggemann C, Schwark L, et al. Spatial distribution of SOM parameters during paddy soil evolution[C]//EGU General Assembly Conference Abstracts. Vienna, Austria, 2010: 2770.

[38] Wiltshire S, Clemins P J, Beckage B. Granularity of model input data impacts estimates of carbon storage in soils[J]. PLoS Climate, 2024, 3(10): e0000363.

[39] Rengma N S, Yadav M, Kalambukattu J G, et al. Machine learning-based digital mapping of soil organic carbon and texture in the mid-Himalayan terrain[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2023, 195(8): 994.

(责任编辑: 卢 萍)