

DOI: 10.11766/trxb202205150253

吴启航, 姚园, 李一凡, 曹文琦, 蔡欣瑶, 毋亭, 张黎明, 邢世和. 福建省漳州市水稻物候特征对稻田土壤有机碳制图的影响[J]. 土壤学报, 2024, 61(2): 385–397.

WU Qihang, YAO Yuan, LI Yifan, CAO Wenqi, Cai Xinyao, WU Ting, ZHANG Liming, XING Shihe. Effects Of Rice Phenological Characteristics on Soil Organic Carbon Mapping in Paddy Fields in Zhangzhou City, Fujian Province[J]. Acta Pedologica Sinica, 2024, 61(2): 385–397.

福建省漳州市水稻物候特征对稻田土壤有机碳制图的影响*

吴启航^{1, 2}, 姚园^{1, 2}, 李一凡^{1, 2}, 曹文琦^{1, 2}, 蔡欣瑶^{1, 2}, 毋亭^{1, 2†},
张黎明^{1, 2}, 邢世和^{1, 2}

(1. 福建农林大学资源与环境学院, 福州 350002; 2. 土壤生态系统健康与调控福建省高校重点实验室, 福州 350002)

摘要: 高精度土壤有机碳制图是研究耕地土壤有机碳时空格局及其影响机制的基础, 相关研究结果可为农田“固碳减排”措施的制定提供决策支持。农业管理活动是农田土壤有机碳发生变化的重要影响因子, 但基于农业管理活动的土壤有机碳制图却较为少见。基于遥感影像提取的物候参数是农业管理活动的直接反映, 在研究农业管理活动对农田土壤有机碳的影响方面有较大应用潜力。基于此, 本研究以福建省漳州市水稻田为研究对象, 利用随机森林算法, 基于 5 组不同的变量组合 (A 组: 仅自然环境变量; B 组: 自然环境变量+早稻物候参数; C 组: 自然环境变量+晚稻物候参数; D 组: 自然环境变量+早稻物候参数+晚稻物候参数; E 组: 仅早稻物候参数+晚稻物候参数), 分别构建土壤有机碳含量预测模型。通过对比 5 组模型的预测精度、预测值的空间分布特征和相关影响因子的重要性, 分析物候参数对于土壤有机碳制图精度的影响作用, 挖掘漳州市水田土壤有机碳制图的主要影响因子, 解析对漳州市水田土壤有机碳有重要影响作用的农业管理活动。研究表明: 物候参数的加入能够降低预测模型的误差和提升模型解释方差的能力; 对漳州市水田土壤有机碳影响作用最大的物候参数依次为早稻季的 NDVI 增长速率 (h1)、早稻生长季节开始的时间 (a1) 与早稻季 NDVI 下降速率 (i1); 三个最重要的物候参数与土壤有机碳含量分别呈正相关、负相关和负相关, 因此, 采取能够促使早稻苗早生快发、加快早稻分蘖速率和减缓早稻衰老速率的水肥管理措施可增加耕地土壤有机碳含量。基于物候参数构建预测模型能有效提高农田土壤有机碳制图精度, 基于物候参数的农田土壤有机碳制图研究可为农田管理提供决策支持, 此次研究结果可为相关研究提供理论依据。

关键词: 农田土壤有机碳含量; 随机森林; 物候参数; 农田管理措施; 数字土壤制图

中图分类号: S159.2 文献标志码: A

Effects of Rice Phenological Characteristics on Soil Organic Carbon Mapping in Paddy Fields in Zhangzhou City, Fujian Province

WU Qihang^{1, 2}, YAO Yuan^{1, 2}, LI Yifan^{1, 2}, CAO Wenqi^{1, 2}, Cai Xinyao^{1, 2}, WU Ting^{1, 2†}, ZHANG Liming^{1, 2}, XING Shihe^{1, 2}

* 福建省自然科学基金项目(2020J05027)和国家自然科学基金项目(41971050)资助 Supported by the Natural Science Foundation of Fujian Province (No.2020J05027) and the National Natural Science Foundation of China (No.41971050)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: wuting@fafu.edu.cn

作者简介: 吴启航(1997—), 男, 福建南平人, 硕士研究生, 主要从事土壤有机碳模拟与制图研究。E-mail: 3200831053@fafu.edu.cn

收稿日期: 2022-05-15; 收到修改稿日期: 2022-12-20; 网络首发日期 (www.cnki.net): 2023-04-12

(1. College of Resource and Environment, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 2. University Key Lab of Soil Ecosystem Health and Regulation in Fujian, Fuzhou 350002, China)

Abstract: 【Objective】 High-precision soil organic carbon mapping is the basis for studying the spatiotemporal pattern of cultivated soil organic carbon and its influencing mechanism. Results of the relevant research can provide decision support for the designation of farmland management regarding "carbon sequestration and emission reduction". Agricultural management activities are an important influencing factor of soil organic carbon changes in farmland, but soil organic carbon mapping based on agricultural management activities is relatively rare. The phenological parameters extracted from remote sensing images are a direct reflection of agricultural management activities and have great application potential in studying the impact of agricultural management activities on farmland soil organic carbon. 【Method】 This study selected the paddy fields in Zhangzhou City, Fujian Province as the research object. We used the random forest algorithm, based on five different variable combinations (Group A: only natural environment variables; Group B: natural environment variables + early rice phenological parameters; Group C: natural environment variables + late rice phenological parameters; Group D: natural environment variables + early rice phenological parameters + late rice phenological parameters; Group E: early rice phenological parameters + late rice phenological parameters), to build soil organic carbon content prediction models. By comparing the prediction accuracy of the five groups of models, the spatial distribution characteristics of predicted values, the importance of related influencing factors, and the influence of phenological parameters on the accuracy of soil organic carbon mapping were analyzed. Also, the main influencing factors of soil organic carbon mapping in paddy fields in Zhangzhou City were excavated. Agricultural management activities that have an important impact on soil organic carbon in paddy fields in Zhangzhou City were also identified. 【Result】 The results showed that the differences in the spatial distribution of soil organic carbon in paddy fields in Zhangzhou resulted from the combined effect of natural environmental factors and agricultural management measures. Phenological parameters can effectively improve the mapping accuracy of soil organic carbon in paddy fields in Zhangzhou City. Compared with the prediction model based only on natural factors, the addition of phenological parameters can reduce the error of the prediction model and improve the ability of the model to explain variance. The phenological parameters that had the greatest impact on soil organic carbon in paddy fields in Zhangzhou City were the rate of increase at the beginning of the early rice growing season (h1), the time for the start of the early rice growing season (a1), and the rate of decrease at the end of the early rice growing season (i1). These three most important phenological parameters were positively, negatively, and negatively correlated with soil organic carbon content, respectively. 【Conclusion】 The adoption of water and fertilizer management measures that can promote early growth and rapid germination of the early rice, accelerate the tillering rate of the early rice, and slow down the senescence rate of the early rice will increase the soil organic carbon content in the cultivated land. Building a prediction model based on phenological parameters can effectively improve the accuracy of farmland soil organic carbon mapping. The research on farmland soil organic carbon mapping based on phenological parameters can provide decision support for farmland management. The results of this study can provide a theoretical basis for related research.

Key words: Farmland soil organic carbon content; Random forest; Phenological parameters; Farmland management measures; Digital soil mapping

农田土壤有机碳 (Soil Organic Carbon, SOC) 不仅是决定农业能否可持续发展的重要因素, 也是我国在全球气候变化背景下实现“双碳”目标的关键要素^[1]。农田碳排放总量占全球碳排放总量的近十分之一, 多项研究证实, 农田具有极大的固碳潜力^[2]。通过实施合理的农业管理措施, 如作物轮作和施肥控水等, 不仅可减少空气中 CO₂ 的含量从而

减缓气候变化, 还可改善耕地质量从而促进耕地土壤有机碳的积累^[3]。因此开展耕地土壤有机碳的时空格局及其影响机制的研究可为相关决策者制定管理措施提供信息支持, 从而促进精准化农业管理的发展, 为耕地固碳减排措施的制定提供决策支持。

在数字土壤制图 (Digital Soil Mapping, DSM) 中, 越来越多的学者基于数字土壤图对相关内容开

展了研究^[4-5],这些研究结果对了解区域尺度上耕地土壤有机碳分布格局及其影响机制有重要参考意义。但是,耕地土壤有机碳的空间差异及变化特征是自然环境和农业管理措施两类因子共同作用的结果,以往这些研究大多只基于自然环境变量开展相关分析,因此,分析结果对于农业管理活动的指导意义有限^[6]。

基于数字土壤制图开展农业管理措施对耕地土壤有机碳的影响作用研究对于区域尺度上的耕地质量管理至关重要,因此近年来受到越来越多的关注。但区域尺度上农业管理活动的信息采集成本较大且量化表征较为困难,目前,相关研究常以土地利用类型和基于植被指数提取的耕作方式分类来表征农业管理活动^[7]。此类研究结果在一定程度上为农业管理措施的制定提供了决策支持。但是它们假设同种土地利用类型或耕作方式内部的农业管理措施是完全一致,然而事实上,同种土地利用类型或耕作方式内部的农业管理措施仍然存在空间差异。因此,此类研究在相关领域的应用较为有限。

物候学是研究植物和动物的生命周期事件以及这些事件如何受环境(如气候、水文和土壤)变化影响的一门科学^[8]。有研究指出全球气候变暖会显著改变植物物候特征,而植物物候特征的变化反之会促进生态系统中植被与土壤对 CO₂ 的吸收,因而能降低当前大气 CO₂ 浓度和减缓气候变暖^[9]。基于遥感影像提取的物候参数是反映植被生长周期的变量,能够解释作物生长所经历的全发育期。遥感物候参数在农作物监测^[10]、气候变化^[11]和农田管理^[12]等领域有较为广泛的应用,但在数字土壤有机碳制图方面的应用还较为少见。Yang 等^[13]和 He 等^[14]已经开展物候参数对土壤有机碳制图的影响研究,结果表明:相较于只考虑自然环境因子,物候参数加入土壤有机碳制图模型能够将制图精度提高 50%以上。

农业管理措施的主观性与空间差异性导致不同区域物候参数对土壤有机碳的影响作用有显著差异^[15]。水稻是福建省漳州市的主要粮食作物,但水稻物候参数对该地区土壤有机碳的影响作用尚不明确,基于物候参数开展该地区耕地土壤有机碳的预测研究具有重要意义。基于此,本研究基于 2017 年漳州市耕地地力调查项目的 155 个土壤表层(0~20 cm)样点数据,利用随机森林算法构建物候参数

与土壤有机碳的关系模型,通过与仅基于自然环境因子的土壤有机碳预测模型的对比,分析物候参数对土壤有机碳预测精度的影响。此外,本研究通过因子重要性定量化分析各物候参数对土壤有机碳的影响作用大小,筛选最重要的物候参数并分析其对耕地土壤有机碳的影响机制。研究结果可为该地区水稻田的科学管理提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

漳州市位于福建省东南沿海地区(图 1),陆域地处 23°34'—25°15'N 和 116°54'—118°08'E 之间。漳州市现辖 2 区 9 县(市),包括芗城区、龙文区、华安县、长泰县、南靖县、平和县、漳浦县、云霄县、诏安县、东山县和龙海市。基于土地利用类型数据的统计结果表明,2017 年研究区水稻耕地面积约为 431.25 km²,作物主要轮作类型为早稻~晚稻。全市水稻田的水稻土亚类包含咸酸水稻土、淹育水稻土、渗育水稻土、漂洗水稻土、潜育水稻土、潴育水稻土和盐渍水稻土 7 种类型,其中以潴育水稻土和渗育水稻土为主,面积占比 91.05%。成土母质主要以坡积物与冲积物为主,面积占比 67.53%。研究区域平均海拔为 166.09 m,高程从内陆向沿海递减,其中平原(<200 m)面积占水稻总种植面积的 79.75%。漳州气候属亚热带海洋季风气候,北有高山阻挡寒流侵袭,南有海洋调节,所处纬度较低,年平均温度为 21.6~23.1℃,年平均降水量为 967~1 648mm。

根据实际调查资料显示,漳州市早稻种植时间为 2 月中旬至 3 月下旬,晚稻播种时间在 6 月上旬至 7 月中旬,从营养生长阶段(幼苗、插秧、分蘖、拔节)到生殖生阶段(孕穗、抽穗、扬花授粉和灌浆期),全生长期约 125 d 左右。早稻收割时间在 6 月中旬至 7 月中旬,晚稻收割时间在 10 月中旬。

1.2 数据来源

155 个土壤表层样点来源于福建省农业农村部耕地地力调查与评价项目,由福建省农田建设与土壤肥料技术总站提供。样点主要选择在能代表本区域耕作制度、土壤类型、分布面积、生产能力及地理位置等的地块上(《2017 福建省耕地质量监测实施方案》)。2017 年 1:5 万比例尺的土地利用现状

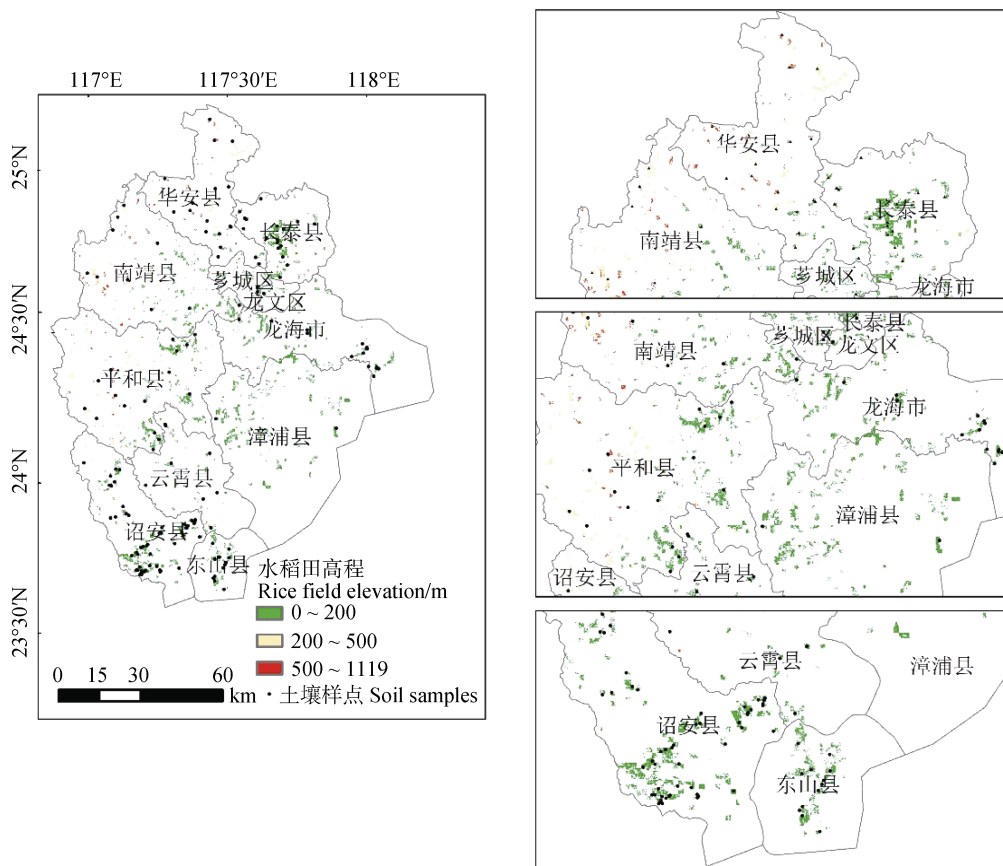


图 1 漳州市水稻田及样点分布情况

Fig. 1 Distribution of paddy fields and samples in Zhangzhou City

图由福建省自然资源厅提供；2016—2018年福建省72个气象站点逐日气象观测数据来源于中国科学院资源科学数据中心 (<http://www.resdc.cn/Default.aspx>)；Sentinel-2采集的20 m分辨率NDVI时间序列数据集来源于哥白尼开放获取中心 (<https://scihub.copernicus.eu/>)；30 m分辨率的DEM (ASTER GDEM V2) 来源于地理空间数据云平台 (<http://www.gscloud.cn/>)。

1.3 自然环境变量及其数据处理

依据 McBratney 等^[6]于2003年提出的 SCORPAN 数字土壤制图框架，本研究选择1个土壤属性因子、2个气候因子、1个生物因子、9个地形因子与成土母质作为预测模型的初始自然环境变量。所有环境变量数据统一转换为30 m分辨率的栅格数据集，具体处理方法为：基于72个气象站点观测数据，并利用澳大利亚的 ANUSPLIN 插值软件计算2016—2018年3年平均年降水量与3年平均年均温栅格数据集。基于30 m分辨率DEM提取

地形因子包括高程、坡向、坡度、垂直曲率、地形湿度指数、地形粗糙指数和地形位置指数。2016—2018年期间的平均归一化植被指数基于Sentinel-2影像数据集提取 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)。

本研究利用方差膨胀因子 (Variation Inflation Factor, VIF)^[7]对所有自然环境变量进行共线性检查，删除方差膨胀因子大于等于10的变量以消除自然环境变量共线性问题对预测模型精度的影响，最终，参与随机森林模型构建的自然环境变量由13个降为8个 (表1)。

1.4 动态阈值法提取作物物候参数

收集2016—2018年1—12月漳州市范围内云量低于20%的Sentinel-2遥感影像数据集，经拼接和裁剪后获得每月1期共36期多光谱遥感影像。计算各期影像的NDVI值，构建2017年漳州市水稻田的NDVI时间序列曲线。基于NDVI时间序列曲线，利用动态阈值法提取13个物候参数：当NDVI增长

表 1 自然环境变量及其分类

Table 1 Variables and Categories of variables

变量类别 Categories	指标 Indices
气候因子 Climate Factors (CF)	多年平均年降水量 Mean Annual Precipitation (Precipitation) 多年平均年均温 Mean Annual Temperature (Meant)
地形因子 Topographical Factors (TF)	高程 Elevation 坡向 Aspect 地形湿度指数 Topographic Wetness Index (TWI)
土壤属性 Soil Attributes (SA)	土种 Soilgroup
成土母质 Soil Parent Material (SPM)	岩性 Lithology
植被指数 Vegetation Index (VI)	归一化植被指数 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

至当季 NDVI 振幅的 $m\%$ 时, 判定生长季开始, 此时对应的时间被定义为生长季的开始时间 (a); 当 NDVI 降低至当季 NDVI 振幅的 $n\%$ 时, 判定生长季结束, 此时对应的时间被定义为生长季的结束时间 (b) [16]; 当生长季开始与结束时间确定后, 其余物

候参数即可被确定。根据收集到的漳州市水稻生长周期与种植日期, 经过反复试验, 本研究将 m 与 n 均设定为 20。各参数的名称如表 2 所示, 其中: a_1 、 b_1 、 c_1 ... 系列为早稻的 13 个物候参数, a_2 、 b_2 、 c_2 ... 系列为晚稻的 13 个物候参数。

表 2 物候参数

Table 2 Phenological parameters

参数代号 Code name of parameters	物候参数名称 Name of phenological parameters
a1/a2	季节开始的时间 Time for the start of the season
b1/b2	季节结束的时间 Time for the end of the season
c1/c2	季节的长度 Length of the season
d1/d2	基准面 Base level
e1/e2	季节中期的时间 Time for the mid of the season
f1/f2	季节期间拟合函数的最大数据值 Largest data value for the fitted function during the season
g1/g2	季节振幅 Seasonal amplitude
h1/h2	季节开始时 NDVI 增长率 Rate of increase at the beginning of the season
i1/i2	季节结束时 NDVI 下降率 Rate of decrease at the end of the season
j1/j2	大的季节积分 Large seasonal integral
k1/k2	小的季节积分 Small seasonal integral
l1/l2	季节开始时的水平 Value for the start of the season
m1/m2	季节结束时的水平 Value for the end of the season

1.5 预测模型的构建

本研究构建 5 个变量组合, 然后基于各组变量利用随机森林算法 [17] 分别进行土壤有机碳的预测, 其中: A 组只包含全部自然环境变量; B 组包含自然环境变量与早稻物候参数; C 组包含自然环境变量与晚稻物候参数; D 组包含自然环境变量、早稻

与晚稻物候参数; E 组只包含早稻与晚稻物候参数。

随机森林模型在构建过程中会计算各影响因子相对于土壤有机碳预测的重要程度, 该指数通常被称为因子重要性。该指数取值的高低反映某影响因子的变化是否会显著改变土壤有机碳的预测误差, 因此, 具有较高重要性的影响因子对土壤有机碳制

图精度的影响作用就较显著。

1.6 模型精度与不确定性评估

本研究采用 10 折交叉验证法 (10-fold Cross-Validation) 评估模型的预测精度, 具体过程为: (1) 将样点集随机分为 10 等份; (2) 基于其中的 9 份样点数据 (训练样点集) 构建预测模型, 并基于剩余的 1 份样点数据 (验证样点集) 计算该模型的拟合度 (R^2 、 R^2)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE); (3) 上一步操作迭代 10 次, 直至每 1 等份样点集均作为验证集参与 1 次模型精度的计算为止; (4) 计算各精度指标 10 次迭代运算结果的平均值, 评估预测模型的精度。

此外, 本研究参考 Zhou 等^[18]提供的方法评估各组模型预测能力的不确定性。此评估方法是将预测模型运行 100 次, 然后基于像元计算 100 次运行结果的标准差与范围误差 (最大值与最小值之差), 以标准差和范围误差的大小来评估预测模型的不确

定性。若标准差与范围误差较小, 则说明模型的预测较稳固, 不确定性较低; 否则, 模型不稳固, 不确定性较高。不确定性评估还可采用分位数随机森林, 具体细节可参考 Liu 等^[19]的研究。

2 结果

2.1 物候参数统计特征

表 3 是 2017 年研究区早稻和晚稻物候参数的统计特征值, 其中: 早稻生长开始时间 (a1) 的平均值约为一年当中的第 63 天, 即在 3 月上旬漳州市水稻开始生长, NDVI 达到设定的阈值; 生长结束时间 (b1) 的平均值约为一年当中的第 173 天, 即在 6 月下旬, 水稻处于成熟与收割期; 生长周期时间长度 (c1) 的平均值约为 118 d, 与实际观测到的水稻全发育周期 (120 d) 的绝对误差约为 2d, 说明早稻物候的提取结果与水稻生长的实际周期基本符合。

表 3 早稻和晚稻生长季物候参数的统计特征

Table 3 Statistics of phenological parameters of early rice and late rice growing season

	早稻生长季 Early rice growing season												
	a1	b1	c1	d1	e1	f1	g1	h1	i1	j1	k1	l1	m1
最小值 Min	30.38	112.51	80.06	0.0	97.50	0.01	0.0	0.0	0.0	0.05	0.03	0.0	0.0
最大值 Max	91.50	197.50	145.79	0.88	162.47	1.05	0.93	0.47	0.62	13.28	7.70	0.88	0.9
平均值 Mean	63.0	173.10	118.52	0.45	134.51	0.68	0.22	0.07	0.07	6.50	1.38	0.51	0.49
标准差 STD	20.26	22.15	15.92	0.19	19.87	0.19	0.12	0.06	0.06	2.61	0.81	0.19	0.19
变异系数 CV/%	32.16	12.79	13.43	42.22	14.77	27.94	54.55	85.71	85.71	40.15	58.70	37.25	38.78
	晚稻生长季 Late rice growing season												
	a2	b2	c2	d2	e2	f2	g2	h2	i2	j2	k2	l2	m2
最小值 Min	159.66	251.43	97.19	0.0	200.41	0.01	0.01	0.0	0.0	0.01	0.0	0.0	0.0
最大值 Max	203.21	335.25	162.0	0.86	296.01	1.05	0.93	0.44	0.44	12.63	6.94	0.88	0.89
平均值 Mean	184.64	292.85	128.35	0.40	229.41	0.64	0.25	0.11	0.10	4.12	0.99	0.45	0.45
标准差 STD	30.93	18.46	17.53	0.17	43.28	0.20	0.16	0.08	0.08	2.11	0.60	0.17	0.18
变异系数 CV/%	16.75	6.30	13.66	42.5	18.87	31.25	64.0	72.72	80.0	51.21	60.61	37.78	40.0

注: a1/a2: 早/晚稻季节开始时间; b1/b2: 早/晚稻季节结束时间; c1/c2: 早/晚稻季节的长度; d1/d2: 基准面; e1/e2: 早/晚稻季节中期时间; f1/f2: 早/晚稻季节期间拟合函数的最大数据值; g1/g2: 早/晚稻季节振幅; h1/h2: 早/晚稻季节开始时 NDVI 增长率; i1/i2: 早/晚稻季节结束时 NDVI 下降率; j1/j2: 早/晚稻大的季节积分; k1/k2: 早/晚稻小的季节积分; l1/l2: 晚稻季节开始时的水平; m1/m2: 早/晚稻季节结束时的水平。下同。Note: a1/a2: Time for the start of the season; b1/b2: Time for the end of the season; c1/c2: Length of the season; d1/d2: Base level; e1/e2: Time for the mid of the season; f1/f2: Largest data value for the fitted function during the season; g1/g2: Seasonal amplitude; h1/h2: Rate of increase at the beginning of the season; i1/i2: Rate of decrease at the end of the season; j1/j2: Large seasonal integral; k1/k2: Small seasonal integral; l1/l2: Value for the start of the season; m1/m2: Value for the end of the season. The same as below.

晚稻生长开始时间 (a2) 的平均值约为一年当中的第 185 天, 即在 7 月上旬漳州市晚稻开始生长, NDVI 达到设定的阈值; 生长结束时间 (b2) 的平均值约为一年当中的第 293 天, 即在 10 月中旬, 水稻处于成熟与收割期; 生长周期时间长度 (c2) 的平均值约为 128 d, 与实际观测到的水稻全发育周期 (120 d) 的绝对误差约为 8 d, 说明晚稻物候的提取结果与水稻生长的实际周期基本符合。

2.2 土壤有机碳的描述性统计特征

计算土壤表层样点中土壤有机碳含量观测值和 5 组土壤有机碳含量预测结果的最小值、最大值、平均值、标准差和变异系数等统计特征量 (如表 4 所示)。结果显示: 漳州市 155 个水田土壤表层样点

的土壤有机碳含量介于 3.43~29.70 g·kg⁻¹ 之间, 平均值和标准差分别为 14.33 g·kg⁻¹ 和 4.50 g·kg⁻¹。此外, 从该表还可以看出: (1) 土壤有机碳含量预测的最小值和平均值均大于观测最小值和平均值, 而预测的最大值、标准差与变异系数均小于观测值的最大值、标准差与变异系数, 这说明基于随机森林算法的土壤有机碳预测值相较于观测值有较小的离散度; (2) 自然环境因子与物候因子混合组 (B、C、D) 的土壤有机碳预测变异系数大于自然环境因子组 (A 组) 和物候因子组 (E 组), 这说明漳州市水稻田的土壤有机碳空间差异是自然环境因子与农业管理活动共同作用的结果, 单纯自然环境因子或物候参数因子不能解释全部的空间变异。

表 4 土壤有机碳含量的统计特征

Table 4 Statistical characteristics of soil organic carbon content

组合 Groups	最小值 Min/ (g · kg ⁻¹)	平均值 Mean/ (g · kg ⁻¹)	最大值 Max/ (g · kg ⁻¹)	标准差 SD (g · kg ⁻¹)	变异系数 CV/%
观测值 Observed values	3.43	14.33	29.70	4.50	31.4
A 组预测值 Predicted values of group A	10.67	14.34	19.62	1.50	10.46
B 组预测值 Predicted values of group B	9.57	14.44	19.95	1.73	11.98
C 组预测值 Predicted values of group C	10.13	14.45	20.31	1.75	12.11
D 组预测值 Predicted values of group D	10.02	14.42	19.57	1.53	10.61
E 组预测值 Predicted values of group E	10.98	14.36	18.84	1.26	8.77

2.3 不同变量组合下土壤有机碳含量预测精度对比

基于交叉验证方法对 5 组预测结果进行精度验证, 结果如表 5 所示: B 组预测精度最高, 预测模型能够解释的土壤有机碳含量的方差最大; 相比于 A 组预测结果, B、C 和 D 组的 RMSE 和 MAE 均有所降低, R² 均有所提高, 说明物候参数有效提高了漳州市水稻田土壤有机碳含量的预测精度。基于两季物候参数与自然环境变量的 D 组模型精度虽高于 A 组模型, 但却小于基于单季物候参数的 B 组和 C 组模型。这很大程度上要归因于 D 组变量数量过多而导致的模型过拟合问题: 当参与模型构建的变量数量过多时, 模型会过于复杂, 此时, 模型虽然可以较好地拟合训练集, 但却缺乏泛化和迁移能力, 对新数据的预测会较差。

E 组预测结果的 RMSE 和 MAE 明显高于其他组合, 且 R² 仅为 0.05, 预测结果不理想。这说明物

候参数虽然能够提升土壤有机碳含量的预测精度, 但却不能完全替代自然环境变量与耕地土壤有机碳的作用关系。

表 5 五种变量组合下随机森林模型的预测精度

Table 5 Prediction accuracy of random forest models with five different combinations of variables

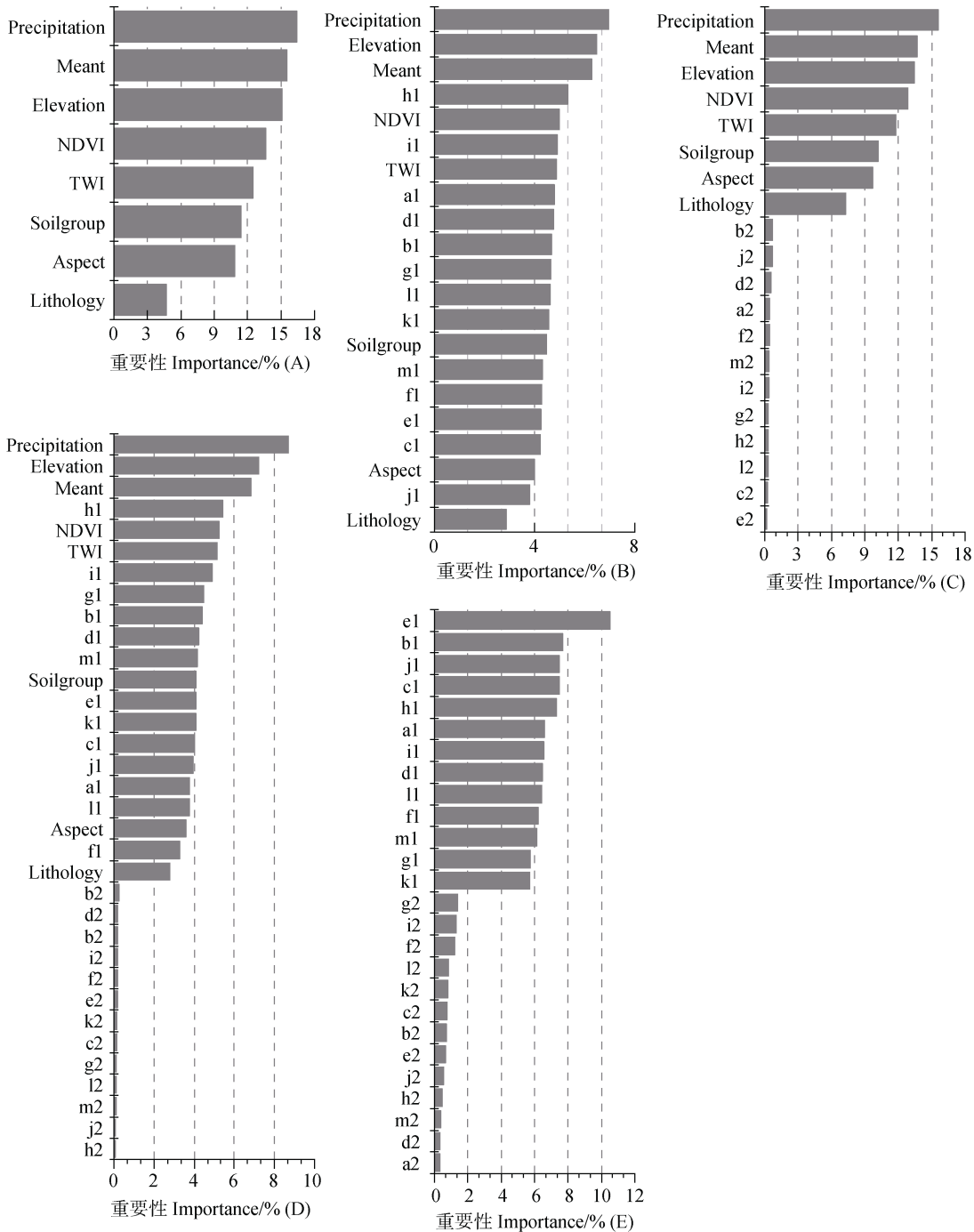
环境变量组合 Combinations of environment variables	均方根误差 RMSE/ (g·kg ⁻¹)	平均绝对误差 MAE/ (g·kg ⁻¹)	拟合 度 R ²
A 组 group A	4.07	3.10	0.17
B 组 group B	3.86	2.95	0.26
C 组 group C	4.04	3.05	0.21
D 组 group D	4.05	3.08	0.18
E 组 group E	4.26	3.32	0.05

2.4 不同变量组合下土壤有机碳含量的主要影响因素

分别计算 A、B、C、D 和 E 组各变量的因子重要性并排序，结果如图 2 所示；将 A、B、C、D 和 E 组中所有变量的重要性指数按照早稻物候、晚稻

物候、地形、气候、土壤和植被进行分类求和，结果如图 3 所示。

B、C 和 D 组中物候参数总重要性占比在 5.5%~59.10%之间，说明物候参数是土壤有机碳的重要影响因素。B 组与 D 组中物候参数的重要性大于自然



注：Meant: 年均温；Precipitation: 年均降水量；Elevation: 高程；Aspect 坡向；TWI: 地形湿度指数；NDVI: 归一化植被指数；Lithology: 岩性；Soilgroup: 土种。Note: Meant: Mean Annual Temperature ; Precipitation: Mean Annual Precipitation; Elevation: Elevation; Aspect: Aspect; TWI: Topographic Wetness Index; Soilgroup: Soilgroup; Lithology: Lithology.

图 2 不同变量组合下各变量的重要性

Fig. 2 The importance of variables in five predictive models with different combinations of variables

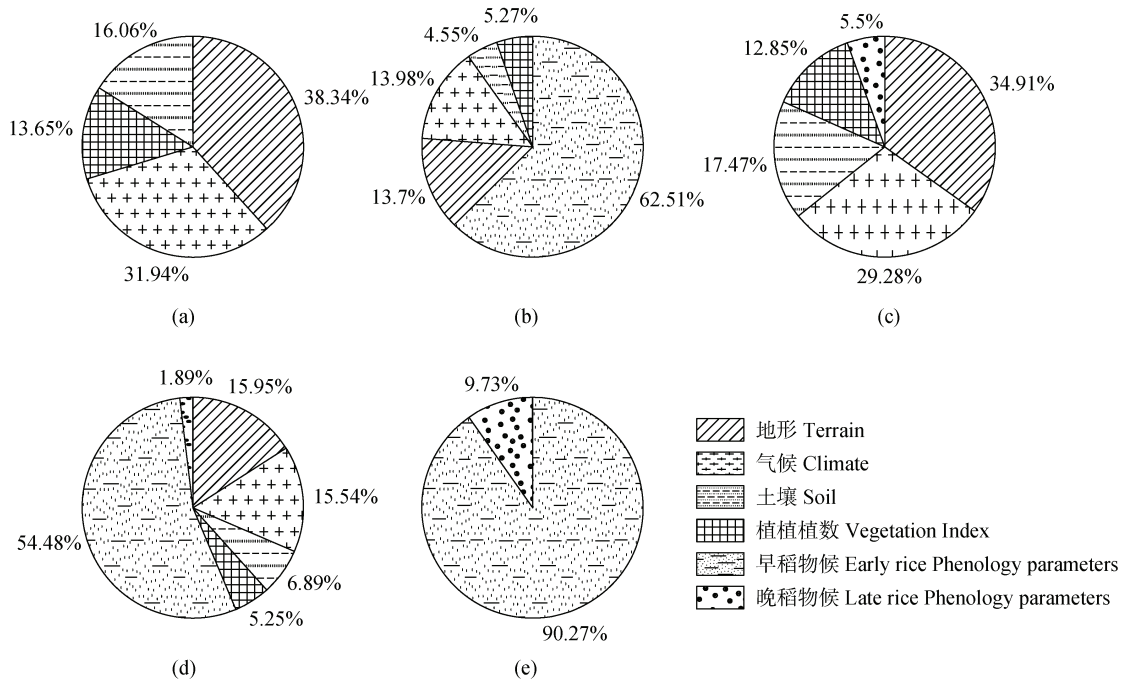


图 3 各类因子重要性

Fig. 3 Combined importance of different categories of factors

环境因子，说明在这两种情况下物候参数对土壤有机碳的影响作用大于自然环境的影响作用。因此，物候参数所表征的农业管理措施对土壤有机碳有重要影响作用，是土壤有机碳制图中不可忽视的因子。此外，在预测精度最高的 B 组中，较为重要的三个物候参数为早稻季 NDVI 的增长速率 (h1)、早稻季的 NDVI 下降速率 (i1) 与早稻季开始时间 (a1)，重要性分别为 5.32%、4.89% 和 4.80%。这表明早稻生长阶段 NDVI 的上升速率、早稻季水稻 NDVI 的下降速率和早稻开始生长的时间对该地区水稻田土壤有机碳有重要影响。在不同变量组合中，地形与气候是对土壤有机碳影响最重要的自然环境因子，其中年降水量、年均温和高程对土壤有机碳含量预测的贡献度较高。

利用多元线性回归分析检验所有变量与土壤有机碳的相关性，其中最重要的 3 个自然环境变量与 3 个物候参数与土壤有机碳的相关系数如表 6 所示：自然环境变量中最重要降水量和高程两个变量均与土壤有机碳含量呈正相关关系，而气温与土壤有机碳含量呈负相关关系，这表明降水量较大、气温较低且高程较高的地方土壤有机碳含量应较高；物候参数中最重要早稻季 NDVI 增长速率 (h1) 与土壤有机碳呈正相关，而早稻季 NDVI 下降速率 (i1)

和季节开始时间 (a1) 则与土壤有机碳含量呈负相关，这表明早稻开始生长的时间越早、早稻季 NDVI 的增长速度越快以及早稻季 NDVI 下降速率越慢则土壤有机碳含量越高。

表 6 线性回归分析结果

变量 Variable	回归系数 b		显著性 Significance
	Regression coefficient b	t	
多年平均年均温	-0.001	-1.111	0.269
Meant			
多年平均年降水量	0.004	2.354	0.020
Precipitation			
高程 Elevation	0.004	1.650	0.101
早稻季节开始时间 a1	-0.007	-0.262	0.794
早稻季节开始时	0.509	1.318	0.190
NDVI 增长率 h1			
早稻季节结束时	-0.150	-0.392	0.695
NDVI 下降率 i1			

2.5 漳州市土壤有机碳含量空间分布特征

由精度分析结果可知，B 组预测模型的表现最

优。因此,本研究基于 B 组模型 100 次运行结果的均值分析漳州市土壤有机碳含量的空间分布特征,并基于栅格单元和 100 次运行结果生成的 100 个栅格数据计算 B 组模型预测的标准差与范围误差(最大值减去最小值),结果如表 7 所示。

在研究区的各区县范围内, B 组模型执行 100 次预测的标准差(STD)的均值在 0.031~0.047 g·kg⁻¹ 之间,范围误差(Range)的均值在 0.12~0.19 g·kg⁻¹ 之间,这说明最优模型表现为低水平的预测不确定性,也就是说基于自然环境因子与早稻物候参数的随机森林模型有着较为稳固的土壤有机碳预测能力。不确定性相对较高的区域分布在华安县与南靖县,标准差均值和误差均值分别在 0.046 g·kg⁻¹ 和 0.18 g·kg⁻¹ 左右;不确定性相对较低的区域分布在东山县和诏安县,标准差均值和误差范围均值分别在

0.031g·kg⁻¹ 和 0.12 g·kg⁻¹ 左右。

土壤有机碳含量的空间分布整体呈西北高而东南低的趋势。漳州高程整体也呈西北高而东南低的趋势,因此,漳州市土壤有机碳的空间分布与高程呈正相关关系。这不仅与前述相关性分析结论一致,与袁玉琦等^[20]对福建省有机碳含量预测的研究结论也一致。土壤有机碳含量较高的值主要分布在华安县和南靖县,取值范围在 12.24~19.95 g·kg⁻¹ 之间;较低值则主要分布在东山县与诏安县,取值范围在 9.57~18.33 g·kg⁻¹ 之间。此外,华安县和南靖县地形较为复杂,土壤有机碳预测不确定性较高;而东山县和诏安县地形较为平坦,土壤有机碳预测不确定性较低;这说明基于随机森林算法的土壤有机碳模型的预测不确定性跟地形复杂度有正相关关系。

表 7 B 组土壤有机碳含量预测结果和不确定性结果

Table 7 Prediction results and uncertainty results of soil organic carbon content in group B

	最小值 Min / (g·kg ⁻¹)	平均值 Mean / (g·kg ⁻¹)	最大值 Max / (g·kg ⁻¹)	标准差 SD / (g·kg ⁻¹)	误差范围 Range / (g·kg ⁻¹)
华安县 Hua'an County	12.24	16.31	19.95	0.047	0.19
南靖县 Nanjing County	12.25	15.87	19.85	0.046	0.18
平和县 Pinghe County	12.54	15.6	19.7	0.042	0.17
芗城区 Qiancheng District	11.87	14.68	17.62	0.041	0.16
长泰县 Changtai County	10.73	14.43	18.84	0.038	0.15
云霄县 Yunxiao County	9.86	13.94	19.11	0.039	0.16
龙文区 Longwen District	11.02	13.83	16.63	0.038	0.15
龙海市 Longhai City	10.08	13.29	17.13	0.036	0.14
漳浦县 Zhangpu County	9.57	12.99	17.7	0.035	0.14
东山县 Dongshan County	10.09	12.8	15.78	0.031	0.13
诏安县 Zhao'an County	9.62	12.75	18.33	0.031	0.12

3 讨论

3.1 气候与地形因子是土壤有机碳预测的最主要自然环境因子

本研究中气候与地形因子是影响土壤有机碳的最主要自然环境因子,这与以往多个研究的结论相一致^[20-21]。气温与降水通过影响作物的生长、土壤凋落物的输入与分解速率、微生物的生存环境和土壤含水量等而对土壤有机碳的分解与固定产生影响

^[22]。气温较高而降水量较低的地区,微生物的活力较强,有机质的矿化作用强烈,土壤有机碳含量较低;气温较低而降水量较高的地区,有机质矿化作用较弱,土壤有机碳含量较高。地形因子通过再分配水与热而影响微气候条件,进而影响土壤有机碳的分解与固定^[23]。

从空间分布特征的分析结果来看,漳州市水稻田土壤有机碳含量呈西北高而东南低的分布趋势。漳州市高程与降水量均表现为西北高而东南低,气

温则表现为东南高而西北低。这表明高程是造成漳州市水稻田土壤有机碳含量空间差异的决定性因子，气候是影响研究区土壤有机碳含量大小的主要因子，与因子重要性分析结果一致。此外，研究区土壤有机碳含量的空间分布特征也表明高程与降水量两个因子和土壤有机碳含量均为正相关，而气温与土壤有机碳含量则为负相关，这与相关性分析结果一致。

3.2 物候参数是漳州市水稻田土壤有机碳的重要影响因子

在本次研究中，物候参数的加入提高了漳州市水稻田土壤有机碳的预测精度，对该地区水稻田土壤有机碳的预测有重要影响。最重要的三个物候参数是早稻季 NDVI 增长速率、早稻季节开始时间与早稻季 NDVI 下降速率，其中：

增长速率 ($h1$) 是单位时间内 NDVI 的增长量，是水稻营养生长阶段生长速度的描述。增长速率与土壤有机碳含量呈极显著正相关，表明增长速率越快，水稻田土壤有机碳含量越高。因此，在水稻营养生长阶段应采取相应措施来加快水稻的生长，例如：增施有机质肥，改善土壤结构，增加土壤渗透性和保肥性；重施基肥和早追肥，促进水稻苗早生快发，防止后期贪青暴发和招致病虫害；分蘖期追施氮肥，保持稻田泥土湿润和浅水灌溉，促进根系生长，增加水稻分蘖，加快分蘖速度^[24]。

季节开始时间 ($a1$) 是水稻开始生长的时间。该时间与土壤有机碳含量呈负相关，即水稻苗开始生长的时间越早，土壤有机碳含量越高。因此建议早整地、早插秧，这样不仅可使水稻秧苗抢得更多活动积温，加快水稻成熟，也可使水稻结实期错过夏伏天，避免高温逼熟对水稻产量的影响。此外秧苗培育期要注意控制苗床的温度和湿度，培育壮秧，促进秧苗根系的发育，抑制秧苗的生长，提高秧苗的抗病力，促进分蘖作用；插秧前要保证秧苗带土、带肥和带药，以保证插秧质量，促进秧苗快速返青成活与根系的发育^[25]。

NDVI 下降速率 ($i1$) 是单位时间 NDVI 的减少量，是 NDVI 达到最大值后水稻开始衰退的速率。此速率与土壤有机碳含量呈负相关，表明水稻后期衰退的速率越慢，土壤有机碳含量越高。水稻抽穗之后，叶片开始逐渐转黄，NDVI 的值出现下降趋

势，减缓此过程可保障水稻生长的质量与产量。因此，此阶段水肥管理的主要任务是养根保叶，以防止叶片与根系的早衰。抽穗开花期，田间要调节水温以利于开花受粉；灌浆期则要采取干湿交替、以湿为主的灌水法，减缓衰老的同时更利于结实籽粒饱满；出穗后，如果叶片过早落黄，养分不足时，可施用少量速效氮肥，延缓叶片衰老。在此阶段，如若追肥量施加不当，干早期水分补充不足，或者雨季排水隔田不到位，水稻会出现生长速率过快或过慢问题，最终将导致水稻粒径和产量下降等后果^[26]。此外，灌浆期间是病虫害多发的时节，稻瘟病和稻飞虱等病虫害会使水稻叶片枯死、无法抽穗与垩白度增加，最终导致水稻质量降低与产量下降^[27]，因此，此阶段及时防治病虫害以保证功能叶片不受损害也至关重要。

3.3 误差分析与应用局限性讨论

本研究中土壤有机碳预测模型的拟合优度较低 ($R^2 < 0.3$)，这在该领域研究中属于正常现象。以往相关研究中，土壤有机碳预测模型的拟合优度大多小于 0.4，如 He 等^[14]的研究中， R^2 为 0.38，Wadoux^[28]的 R^2 为 0.15，Wiesmeier 等^[29]的 R^2 为 0.21。本研究预测模型的表现力好于 Wadoux 和 Wiesmeier 等的研究，其原因可能是：

(1) 本研究区的土壤样点密度为 0.36 个 \cdot km⁻²，等于或高于上述两个研究，如：Wadoux 等的研究中土壤样点密度为 0.36 个 \cdot km⁻²；Wiesmeier 等的研究中土壤样点密度仅为 0.017 个 \cdot km⁻² 等；

(2) 本研究中环境变量数据的空间分辨率整体较高且有较高的匹配度，减少了源数据空间尺度不匹配问题导致的误差。本研究中气候因子、地形因子空间分辨率均为 30 m；植被因子与物候因子均是基于 20 m 分辨率的 Sentinel 遥感影像数据提取，空间分辨率接近且大于地形因子，能够反映更多的植被与物候空间差异；土种信息是基于比例尺为 1:5 万的土壤数据库提取，换算成空间分辨率大约为 13 m ($\text{分辨率} = 0.0254 / (\text{比例尺} \times 96)$)；岩性信息是基于比例尺为 1:100 万的矢量数据提取，换算成空间分辨率大约为 265 m。气候、植被、物候和土种数据向上综合为 30 m 分辨率的栅格数据过程会损失一定的数据细节，但与空间尺度的向下重采样过程相比，该过程引入的误差较小。岩性在空间上较

为连续, 岩性数据的向下重采样过程损失的数据质量较小。因此确保空间分辨率一致的同时而引入的误差较小。

本研究中土壤有机碳含量预测误差的主要来源包括: (1) 土壤有机碳含量与环境变量的作用关系非常复杂, 简化的预测模型不能解释全部; (2) 有其他影响土壤有机碳含量的环境变量因子未参与本次模型的构建与预测; (3) 由于受到云的影响, NDVI 影像获取时间间隔不均匀 (相邻影像获取时间间隔为 5~20 d 不等), 这种不均匀性会影响 NDVI 时间序列拟合曲线的形状与趋势, 进而降低物候参数计算结果的准确性, 最终对土壤有机碳预测精度产生负面影响。

本研究中物候参数的计算方法在空间尺度方面有应用局限性。本研究中物候参数是基于漳州市两季水稻的生长期窗口分别提取, 因此, 该提取方法一般只适用小尺度区域, 因为小尺度区域的作物类型一致且作物具有基本相同的生长期。而对于大尺度区域, 作物类型往往比较复杂, 区域作物的生长期存在显著空间差异, 基于 NDVI 时间序列曲线的物候参数提取方法将无法开展。此种情况下, 可用 MODIS 与 SUOMI 遥感卫星提供的现成物候参数产品来替代。

此外, 农作物物候不仅受施肥量、耕作制度等农田管理措施的影响, 还受地形、降水、气温和光照强度等自然环境因素的影响^[30]。因此各物候参数的空间分布格局应是自然环境因子与农田管理活动共同作用的结果。如何分离二者的作用以准确估算农田管理活动对耕地土壤有机碳的影响作用, 对于目前的认知、技术和制图水平而言仍是较大的挑战, 值得未来进一步研究。虽然此次研究只讨论了物候参数所表征的农田管理活动对土壤有机碳的影响作用, 但本研究确认了物候对于提高土壤有机碳制图精度的有效性和对土壤有机碳的影响作用, 这为进一步提高耕地土壤有机碳的制图精度提供了理论依据, 更是促进了农业管理活动对耕地土壤有机碳的影响作用这一研究方向的发展, 因此仍具有重要意义。

4 结 论

物候参数能够表征水稻田的农业管理措施, 对土壤有机碳制图具有重要影响作用。本研究利用随机森林算法构建物候参数与漳州市水稻田土壤有机碳的关系模型, 分析物候参数对漳州市水稻田土壤

有机碳制图的影响, 结果表明: 物候参数能够有效提高土壤有机碳制图的精度; 物候参数是漳州市水稻田土壤有机碳的重要影响因子; 漳州市水稻田土壤有机碳的空间分布差异是自然环境因子与农业管理措施共同作用的结果。可见, 现代农业的管理措施对耕地土壤有机碳有重要影响作用, 仅基于自然环境因子的传统制图框架在支持农田“固碳减排”措施的制定方面存在较大决策风险。未来农业管理措施对耕地土壤有机碳的影响机制是相关领域的重要发展方向, 本研究能够为该类研究提供理论依据和方法参考。

参考文献 (References)

- [1] Prävãlie R, Nita I, Patriche C, et al. Global changes in soil organic carbon and implications for land degradation neutrality and climate stability[J]. *Environmental Research*, 2021, 201: 111580.
- [2] Zomer R J, Bossio D A, Sommer R, et al. Global sequestration potential of increased organic carbon in cropland soils[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 15554.
- [3] Frank S, Schmid E, Havlík P, et al. The dynamic soil organic carbon mitigation potential of European cropland[J]. *Global Environmental Change*, 2015, 35: 269—278.
- [4] Guo Z X, Yuan Y Z, Guo Y, et al. Optimal estimation model of soil organic carbon based on the terrain factor[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2017, 54(2): 331—343. [郭治兴, 袁宇志, 郭颖, 等. 基于地形因子的土壤有机碳最优估算模型[J]. *土壤学报*, 2017, 54(2): 331—343.]
- [5] Bahri H, Raclot D, Barbouchi M, et al. Mapping soil organic carbon stocks in Tunisian topsoils[J]. *Geoderma Regional*, 2022, 30: e00561.
- [6] McBratney A B, Santos M L M, Minasny B. On digital soil mapping[J]. *Geoderma*, 2003, 117(1/2): 3—52.
- [7] Wang B, Gray J M, Waters C M, et al. Modelling and mapping soil organic carbon stocks under future climate change in south-eastern Australia[J]. *Geoderma*, 2022, 405: 115442.
- [8] Li X T, Chen J, Guo W. A review of the influence factors of plant phenology under different climate types[J]. *Journal of Earth Environment*, 2018, 9(1): 16—27. [李晓婷, 陈骥, 郭伟. 不同气候类型下植物物候的影响因素综述[J]. *地球环境学报*, 2018, 9(1): 16—27.]
- [9] Gu H S, Qiao Y X, Xi Z X, et al. Warming-induced increase in carbon uptake is linked to earlier spring phenology in temperate and boreal forests[J]. *Nature Communications*, 2022, 13: 3698.
- [10] Kimball J S, Zhao M, McDonald K C, et al. Satellite remote sensing of terrestrial net primary production for the pan-Arctic basin and Alaska[J]. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 2006, 11(4):

- 783—804.
- [11] Yao R P, Zhang B, Zhang Y W, et al. Vegetation phenology and its response to climate change in Hedong area of Gansu Province[J]. Chinese Journal of Ecology, 2022, 41 (4): 714—723. [姚荣鹏, 张勃, 张耀文, 等. 甘肃河东地区植被物候及其对气候变化的响应[J]. 生态学杂志, 2022, 41 (4): 714—723.]
- [12] Chang S Z, Wang Z M, Song K S, et al. Monitoring cropland phenology in Sanjiang Plain based on NDVI data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011, 26 (1): 82—88. [常守志, 王宗明, 宋开山, 等. 基于 NDVI 数据的三江平原农田物候监测[J]. 遥感技术与应用, 2011, 26 (1): 82—88.]
- [13] Yang L, He X L, Shen F X, et al. Improving prediction of soil organic carbon content in croplands using phenological parameters extracted from NDVI time series data[J]. Soil and Tillage Research, 2020, 196: 104465.
- [14] He X L, Yang L, Li A Q, et al. Soil organic carbon prediction using phenological parameters and remote sensing variables generated from Sentinel~2 images[J]. Catena, 2021, 205: 105442.
- [15] Xiang M T, Wei W, Wu W B. Review of vegetation phenology estimation by using remote sensing[J]. China Agricultural Informatics, 2018, 30 (1): 55—66. [项铭涛, 卫伟, 吴文斌. 植被物候参数遥感提取研究进展评述[J]. 中国农业信息, 2018, 30 (1): 55—66.]
- [16] He Y, Fan G F, Zhang X W, et al. Vegetation phenological variation and its response to climate changes in Zhejiang Province[J]. Journal of Natural Resources, 2013, 28 (2): 220—233. [何月, 樊高峰, 张小伟, 等. 浙江省植被物候变化及其对气候变化的响应[J]. 自然资源学报, 2013, 28 (2): 220—233.]
- [17] Ambikavathi C, Srivatsa S K. Tuning random forest parameters using simulated annealing for intrusion detection[J]. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, 2020, 9 (9): 353—358.
- [18] Zhou T, Geng Y J, Chen J, et al. High~resolution digital mapping of soil organic carbon and soil total nitrogen using DEM derivatives, Sentinel~1 and Sentinel~2 data based on machine learning algorithms[J]. Science of the Total Environment, 2020, 729: 138244.
- [19] Liu F, Wu H Y, Zhao Y G, et al. Mapping high resolution National Soil Information Grids of China[J]. Science Bulletin, 2022, 67 (3): 328—340.
- [20] 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.]
- [21] Wu T, Wu Q H, Cao W Q, et al. Research on effect of DEM resolution on the digital soil organic carbon mapping for cultivated area in the north of Jiangsu Province[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2022, 43 (7): 262—272. [毋亭, 吴启航, 曹文琦, 等. DEM 分辨率对苏北地区耕地土壤有机碳制图精度的影响研究[J]. 中国农业资源与区划, 2022, 43 (7): 262—272.]
- [22] Wang F H, Huang R, Gao M, et al. Effect of combined application of biochar and straw on organic carbon content in purple soil aggregates[J]. Acta Pedologica Sinica, 2019, 56 (4): 929—939. [王富华, 黄容, 高明, 等. 生物质炭与秸秆配施对紫色土团聚体中有机碳含量的影响[J]. 土壤学报, 2019, 56 (4): 929—939.]
- [23] Tateno R, Takeda H. Forest structure and tree species distribution in relation to topography ~ mediated heterogeneity of soil nitrogen and light at the forest floor[J]. Ecological Research, 2003, 18 (5): 559—571.
- [24] Chen S R, Shao J H, Zhang M Z, et al. Study on reducing synergistic fertilization technology and application in green cultivation of rice[J]. Fertilizer & Health, 2022, 49 (3): 11—14. [陈绍荣, 邵建华, 张明泽, 等. 水稻绿色栽培减施增效施肥技术及其应用研究[J]. 肥料与健康, 2022, 49 (3): 11—14.]
- [25] Wang Q J, Li M X, Zhao H L, et al. Study of the effect of control irrigation on the growth of rice root[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2008, 24 (8): 206—208. [王秋菊, 李明贤, 赵宏亮, 等. 控水灌溉对水稻根系生长影响的试验研究[J]. 中国农学通报, 2008, 24 (8): 206—208.]
- [26] Li G H. High quality and high efficiency fertilization of rice[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2021, 20 (6): 1435—1437.
- [27] Ding L, Xu X M, Kong W W, et al. Genome~wide identification and expression analysis of rice NLR genes responsive to the infections of *Xanthomonas oryzae* pv. *oryzae* and *Magnaporthe oryzae*[J]. Physiological and Molecular Plant Pathology, 2020, 111: 101488.
- [28] Wadoux A M J C. Using deep learning for multivariate mapping of soil with quantified uncertainty[J]. Geoderma, 2019, 351: 59—70.
- [29] Wiesmeier M, Urbanski L, Hobley 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.
- [30] Wu W B, Yang P, Tang H J, et al. Monitoring spatial patterns of cropland phenology in North China based on NOAA NDVI data[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2009, 42 (2): 552—560. [吴文斌, 杨鹏, 唐华俊, 等. 基于 NDVI 数据的华北地区耕地物候空间格局[J]. 中国农业科学, 2009, 42 (2): 552—560.]

(责任编辑：檀满枝)