

基于 GW R 模型的秭归县柑橘园土壤有机碳空间异质性分析¹

王娜¹ 李乐² 勾蒙蒙¹ 胡建文¹ 喇露梦¹ 肖文发^{1, 3} 刘常富^{1, 3*}

(1. 中国林业科学研究院森林生态环境与自然保护研究所, 国家林业和草原局森林生态环境重点实验室, 北京 100091;

2. 中国林业科学研究院热带林业研究所, 广东 广州 510520;

3. 南京林业大学南方现代林业协同创新中心, 江苏 南京 210037)

【摘要】: 研究柑橘园土壤有机碳空间异质性及其与土壤理化性质、地形特征和气候变量之间的关系, 为提升经济林生态系统服务提供科学依据。在秭归县柑橘分布区内进行野外采样, 基于随机森林和地理加权回归模型并结合 8 个地形因子、2 个气候因子和 13 个土壤变量, 建模分析了土壤有机碳的主要影响因素, 并进行了土壤有机碳含量的空间分布预测。结果表明: 研究区 0~20 cm(表层) 和 20~40 cm(下层) 土壤有机碳含量平均值分别为 11.95 和 9.01 g·kg⁻¹, 长江北岸(9.24 和 7.56 g·kg⁻¹) 土壤有机碳含量低于长江南岸(14.48 和 10.36 g·kg⁻¹), 但长江北岸(0.53 和 0.66) 变异系数高于长江南岸(0.45 和 0.58)。影响因素对土壤有机碳含量空间分布的相对贡献在土层间存在差异, 表层为全氮(53.0%) > 全钾(11.9%) > 碱解氮(11.4%) > 年均降水量(7.6%) > 土壤含水量(7.3%) > 年均温度(5.1%) > 海拔(3.7%), 下层为全氮(69.7%) > 碱解氮(14.2%) > 容重(7.5%) > 平面曲率(4.3%) > 全钾(3.8%) > 细砂(0.6%)。地理加权回归模型预测柑橘园表层和下层土壤有机碳含量分别为 6.92 ~ 16.85 和 5.76 ~ 13.75 g·kg⁻¹, 土壤有机碳含量空间分布局部决定系数在 0.662 ~ 0.692 和 0.596 ~ 0.642 之间, 表现为表层北高南低、下层东高西低的特征。秭归县柑橘园实测和预测的土壤有机碳含量均存在明显的空间分异特征: 长江南岸高于长江北岸, 表层高于下层。土壤理化性质对区域有机碳含量空间分布的影响高于地形和气候因子, 土壤全氮的相对贡献最大。因此, 通过调控经济林土壤氮素等土壤理化性质有利于提高土壤有机碳储量。

【关键词】: 土壤有机碳; 地理加权回归模型; 空间异质性; 影响因素; 柑橘园

【中图分类号】: S153.6 **【文献标识码】**: A **【文章编号】**: 1004-8227(2023)04-0751-13

【DOI】: 10.11870/cjlyzyyhj202304007

¹ **【收稿日期】**: 2022-05-13; **【修回日期】**: 2022-08-02

【基金项目】: 国家自然科学基金项目(32172671)

【作者简介】: 王娜(1992~), 女, 博士研究生, 主要研究方向为生态系统服务。E-mail: wangn929@163.com

【* 通讯作者 E-mail】: liucf898@163.com

土壤碳库是陆地生态系统中最大且周转时间最慢的碳库，在全球碳循环中发挥着关键作用^[1,2]。土壤碳素以有机碳为主^[3]，据估计，全球表层土壤有机碳储量约为 1 400~1 500 Pg，占地球总碳储量的 60%^[4]，其任何变化都会对全球碳循环和气候变化产生关键影响。土壤有机碳影响土壤中生物、化学和物理过程，有利于提高土壤质量和作物产量并防止土地退化^[5]。因此，土壤有机碳是土壤质量的重要指标^[6]。经济林作为介于传统森林与农业作物之间的中间类型，以农林复合模式存在且兼具生态与经济效益。在山区，经济林逐渐取代传统粮食作物成为了当地农民的主要收入来源。在经营管理过程中，过量施用化肥农药不仅造成了农业面源污染加剧，也导致土壤有机碳大量损失、并成为大气 CO₂ 的重要来源^[7]。因此，经济林有机碳将在区域碳动态中发挥关键作用，研究其空间分布特征及影响因素有助于厘清土壤有机碳变化过程及区域化特性、进一步科学认识土壤碳库“源”与“汇”的关系，从而促进土壤固碳增汇和可持续土地资源管理。

目前，诸多研究基于环境变量对土壤有机碳空间分布进行预测^[6,8,9,10,11]。最常用的自然环境变量包含气候、地形等。环境条件能够直接或间接影响有机碳动态中的生物地球化学和生物物理过程，调控有机碳含量的空间分布^[12]。其中气候条件是有机碳含量变化的主导因素；地形，如海拔、地形位置、坡度、坡向等，影响植物生长、凋落物分解、和地表水侵蚀速率，进而影响有机碳含量，而且由于地形存在空间变异性，导致与地形因素相关的有机碳存在固有的空间异质性^[6,13]。经济林有机碳除了受到自然环境因素的影响，也受到较大幅度的人为因素干扰，密集的农田管理措施(施肥等)加剧了经济林土壤-植被系统作用机制的复杂性^[14]，从而对土壤有机碳产生显著影响^[10]。在经济林的实际管理过程中，相较于地形、气候等环境因素，通过调控土壤环境以提高经济林固碳能力具有更高的实际意义^[15]。已有研究发现，土壤全氮和全磷是影响有机碳空间格局最重要的影响因素^[15,16,17]。然而，在以往研究中，大尺度空间侧重分析土壤有机碳与地形和气候因子之间的关系^[18]，小尺度空间主要探究土壤性质对有机碳空间分布特征的影响^[19]，较少考虑环境因素与土壤理化性质对有机碳的综合作用，造成了因单一变量模拟有机碳的较大不确定性^[20]。而且相关研究以森林或多种土地利用类型的研究为主，深入剖析经济林土壤有机碳与环境因素和土壤性质关系的研究较少。再者，土壤有机碳影响因素方面的研究中常用方法多为最小二乘法(Ordinary least squares, OLS)和逐步回归^[21]，均属于全局回归模型范畴，能够反映研究区整体状况，但这些方法默认各要素对所有空间区域具有相同影响，忽略了各影响因子的局域性，导致模拟结果与实际情况存在较大偏差^[22]。

秭归县地处三峡库区库首，是三峡库区水土保持重要区，随着“长治”工程实施和农业产业结构调整，柑橘种植得到了广泛推广并成为区域性支柱产业之一。但不科学的管理行为和自然环境耦合作用导致柑橘园土壤质量退化、有机碳流失等状况尤为突出。本研究以秭归县柑橘园土壤为研究对象，基于随机森林模型(Random forest regression model)和地理加权回归模型(Geographically weighted regression, GWR)量化土壤有机碳与土壤理化性质、地形和气候因子之间的关系，揭示秭归县柑橘园有机碳含量的空间变化特性及影响因素，并实现有机碳储量有效预测，以期为推动区域生态与经济协同发展，提高经济林在“碳中和”目标中的生态固碳潜力提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

秭归县(30° 38' N~31° 11' N, 110° 18' E~111° 00' E)位于湖北省宜昌市，地处川鄂咽喉，长江西陵峡两岸，下辖 8 镇 4 乡，位于三峡库区坝首，是我国重要的柑橘种植区之一。该区域地势西南高东北低，山岗丘陵起伏，河谷纵横交错，地势复杂，海拔范围在 50~2 032 m 之间(图 1a)；属亚热带大陆性季风气候，气候温暖湿润，光照充足，雨量充沛，年均气温 17.9℃，年均降水量约 1 290 mm；土壤类型主要为石灰土、黄壤和紫色土等，磷钾含量丰富，呈微酸性至中性^[23]。该区域柑橘园于退耕还林工程实施后开始种植，主要林龄介于 15~20 年之间，种植管理措施相近。该区域柑橘园主要分布于长江两岸海拔 500 m 以下低山地带，且以坡耕地为主(图 1b)，截至 2020 年秭归县柑橘种植面积达到 23 256.67 hm²。

1.2 样品采集与指标测定

根据研究区面积、土壤类型及柑橘分布情况，2020 年 8 月沿长江南北两岸对研究区柑橘园土壤进行随机取样，共布设 58 处

采样点,其中长江北岸 28 个、长江南岸 30 个。每个采样点地理坐标使用全球定位系统记录。各样点采集 0~20 cm(表层)、20~40 cm(下层)两层土壤样品。采集的土样带回室内,自然风干后取适量样品研磨过筛(2、0.15 mm)备用。土壤理化指标测定方法^[24]如表 1 所示。

1.3 研究方法

1.3.1 环境变量提取

利用 ArcGIS 10.2 在空间分辨率为 30 m × 30 m 的 DEM 数据基础上提取海拔、坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率、地形起伏度、地表粗糙度 8 个地形指标。DEM 数据来源于美国地质调查局(USGS)ASTERDEM V2 数据集(<http://www.usgs.gov>)。同时选取 2 个气候因子:年均温度、年均降水量,二者通过多年(1990~2015 年)平均气象数据计算获得,数据来源于国家气象科学数据中心(<https://data.cma.cn>),利用秭归县及周围 26 个站点逐日数据通过反距离加权(IDW)方法进行插值,生成空间分辨率为 30 m × 30 m 的栅格数据。以上 10 个变量与土壤全氮、碱解氮、全磷、速效磷、全钾、速效钾、pH、容重、土壤含水量、粗砂、细砂、粉砂和黏粒等 13 个土壤理化性质共同作为有机碳的影响变量。

1.3.2 随机森林模型

随机森林(Random Forest)是一种非参数算法,在数据集的回归与分类方面具有极强的适应性与抗噪性,能够对变量的重要性进行评估,识别出主导因素^[25]。本研究运用随机森林回归算法量化不同因子对土壤有机碳的相对贡献,采用 Bootstrap 重采样法构建 ntree 棵回归树,对 ntree 棵回归树的每个节点进行 mtry 次分裂,以袋外误差(Out-of-Bag)评估随机森林测试强度,其中 ntree 值应尽量大以保证袋外误差稳定性,mtry 值通常选取于变量个数的 1/3 处^[25]。本研究中首先通过使用默认的 ntree 和 mtry 运行模型,然后使用 tuneRF 函数调优模型以获得最佳参数。最终 mtry 取值为 7,ntree 取值为 1 000。

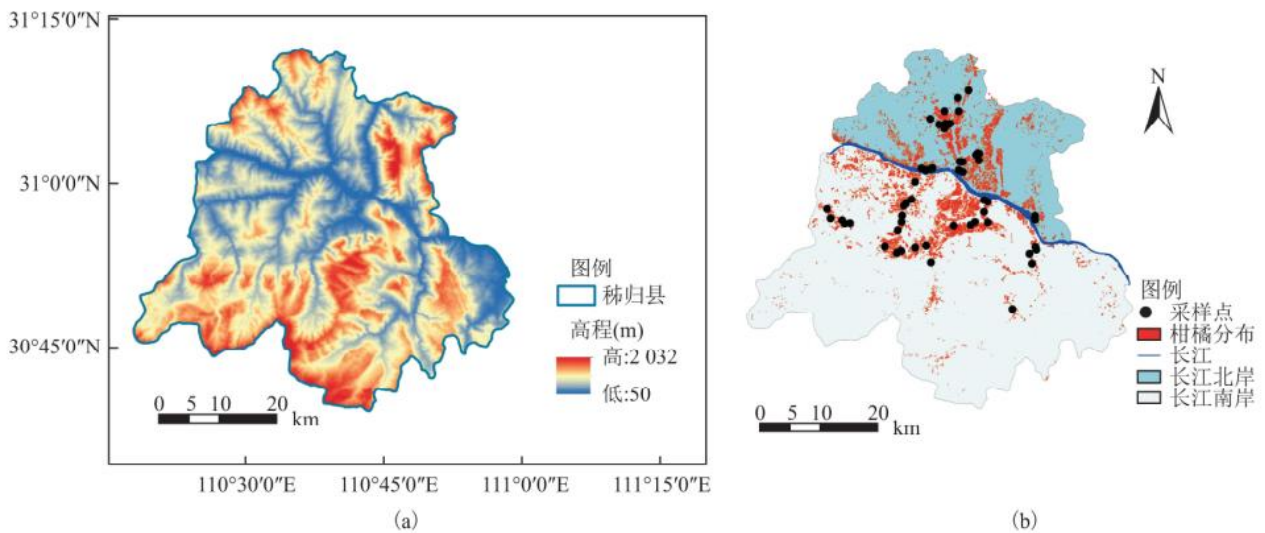


图 1 研究区位置(a)与柑橘园和采样点(b)分布

Fig. 1 Location of study area (a) and distribution of citrus orchards and sampling points (b)

表 1 土壤理化性质测定方法

土壤指标	测定方法	土壤指标	测定方法
有机碳	重铬酸钾-外加热法	速效钾	NH4OAc 浸提-火焰光度法
全氮	凯氏定氮法	pH	水土比 2.5 : 1
碱解氮	碱解扩散法	土壤容重	环刀法
全磷	碱熔-钼锑抗分光光度法	土壤含水量	烘干法
速效磷	碳酸氢钠浸提-钼锑抗比色法	土壤颗粒组成	Mastersizer3000 激光粒度仪
全钾	NaOH 熔融-火焰光度法		

1.3.3 GWR 模型

地理加权回归(Geographic Weighted Regression, GWR)模型是对传统线性回归模型的拓展,是一种局部回归模型,能够将数据的地理位置信息通过权重嵌入到回归参数中,实现数据的局部空间变化估计^[26]。其函数表达式(1)如下:

$$y_i = \alpha_0(\mu_i, \vartheta_i) + \sum_{i=1}^n \alpha_n(\mu_i, \vartheta_i) x_{in} + \sigma_i \quad (1)$$

式中: y_i 为样点 i 的因变量; $\alpha_0(\mu_i, \vartheta_i)$ 为截距; $\alpha_n(\mu_i, \vartheta_i)$ 为第 n 个变量在第 i 个样点的回归系数; (μ_i, ϑ_i) 为第 i 个样点的位置坐标; x_{in} 为第 i 个样点的第 n 个变量的观测值; σ_i 为第 i 个样点的随机误差项。

通过比较 GWR 模型中 4 种常用权函数选取适合本区域的最优空间函数,分别为固定高斯函数(Fixed Gaussian) (2)、固定截尾型函数(Fixed bi-square) (3)、自适应截尾型函数(Adaptive-bi-square) (4)、自适应高斯函数(Adaptive Gaussian) (5)。

$$w_{ij} = \exp\left\{-\frac{d_{ij}^2}{\theta^2}\right\} \quad (2)$$

$$w_{ij} = \begin{cases} (1-d_{ij}^2/\theta^2)^2 d_{ij} < \theta \\ 0 & d_{ij} > \theta \end{cases} \quad (3)$$

$$w_{ij} = \begin{cases} (1-d_{ij}^2/\theta^2)^2 d_{ij} < \theta_{i(k)} \\ 0 & d_{ij} > \theta_{i(k)} \end{cases} \quad (4)$$

$$w_{ij} = \exp\left\{-\frac{d_{ij}^2}{\theta_{i(k)}^2}\right\} \quad (5)$$

式中： d_{ij} 为第 i 样点与第 j 样点的空间距离； θ 表示带宽。

带宽大小直接影响回归参数的模拟效果。本研究采用 Golden section search 进行带宽选择，并以 AICc 作为带宽选择标准 (6, 7)。

$$AIC = 2K - 2\ln(L) \quad (6)$$

$$AIC_c = AIC + \frac{2K(K+1)}{n-K-1} \quad (7)$$

式中： K 为参数数量； L 为似然函数。

随机选取 30% 的样点进行模型预测精度验证，运用有机碳预测值与实测值检验其预测精度，检验公式见参考文献^[27]。

1.4 数据处理

实验数据在 Excel 中记录整理，地形因子通过 ArcGIS 10.2 提取、计算；GWR 模型在 GWR 4.0 中运行，空间分布图采用普通克里金法，并通过交叉验证预测质量；随机森林回归模型采用 R 语言“randomForest”程序包^[28]运行；空间数据均采用 WGS_1984 地理坐标系。

2 结果与分析

2.1 秭归县柑橘园土壤有机碳特征

秭归县柑橘园土壤有机碳范围在 $1.95 \sim 45.97 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间，表层土壤 (0~20 cm) 和下层土壤 (20~40 cm) 有机碳平均含量分别为 11.95 和 $9.01 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ ，表层土壤有机碳含量的最大值、最小值和平均值均高于下层土壤，但其变异系数 (0.53) 低于下层土壤 (0.63) (表 2)，表明下层土壤有机碳空间差异更高。

长江北岸、长江南岸土壤有机碳含量和变异水平均与全区域特征一致 (表 2)，即有机碳平均含量表层 ($9.24, 14.48 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$)

高于下层(7.56, 10.36 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$), 变异水平表层(0.53, 0.45) 低于下层(0.66, 0.58)。长江南岸土壤有机碳平均含量高于长江北岸, 变异系数低于长江北岸, 表明秭归县柑橘园土壤有机碳含量和空间分布差异呈相反态势, 即含量南岸高北岸低、差异北岸高南岸低。

表 2 秭归县柑橘园土壤有机碳含量特征($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)

区域	样点数	最大值	最小值	平均值	标准差	变异系数
0~20 cm						
长江北岸	28	29.75	2.08	9.24	4.89	0.53
长江南岸	30	45.97	9.33	14.48	6.56	0.45
全区域	58	45.97	2.08	11.95	6.34	0.53
20~40 cm						
长江北岸	28	30.21	1.95	7.56	4.98	0.66
长江南岸	30	38.14	3.81	10.36	6.03	0.58
全区域	58	38.14	1.95	9.01	5.68	0.63

2.2 土壤有机碳解释变量选择

本研究采用随机森林模型分析 23 个影响变量对柑橘园土壤有机碳的影响程度。随机森林模型通过计算变量排列时均方误差 (Mean Square Error, MSE) 的增加来估计每个预测变量的相对重要性, 每个变量的相对重要性与 MSE 的增加成正比^[29]。首先让所有变量均进入随机森林模型, 然后逐步剔除 MSE 小于 0 的变量, 直至得到最优模型。

经筛选, 0~20、20~40 cm 土层分别确定 7 个和 6 个影响变量构建随机森林回归模型。根据 MSE 的增加, 将预测变量的相对重要性归一化为 100%^[25]。由图 2 可知, 0~20 cm 土层中, 全氮对有机碳的影响最大, 相对重要性为 53.0%。其余 6 个变量相对重要性依次为全钾(11.9%)、碱解氮(11.4%)、年均降水量(7.6%)、土壤含水量(7.3%)、年均温度(5.1%)、海拔(3.7%)。20~40 cm 土层中, 同样是全氮对有机碳的影响最大, 相对重要性为 69.7%。其余 5 个变量相对重要性依次为碱解氮(14.2%)、容重(7.5%)、平面曲率(4.3%)、全钾(3.8%)、细砂(0.6%)。

2.3 GWR 模型诊断与选择

以土壤有机碳为因变量, 随机森林回归筛选出的影响变量为自变量, 运用不同空间权函数对两个土层进行建模, 并诊断不同权函数的拟合效果, 选出最优模型。诊断参数包括残差平方和、AICc、R2 和调整后 R2[11]。各土层模型诊断结果具有一致性, 即不同权函数 GWR 模型残差平方和和 AICc 值均小于 OLS, R2 和调整后 R2 均高于 OLS, 表明本研究区中 GWR 模型优于 OLS 模型。

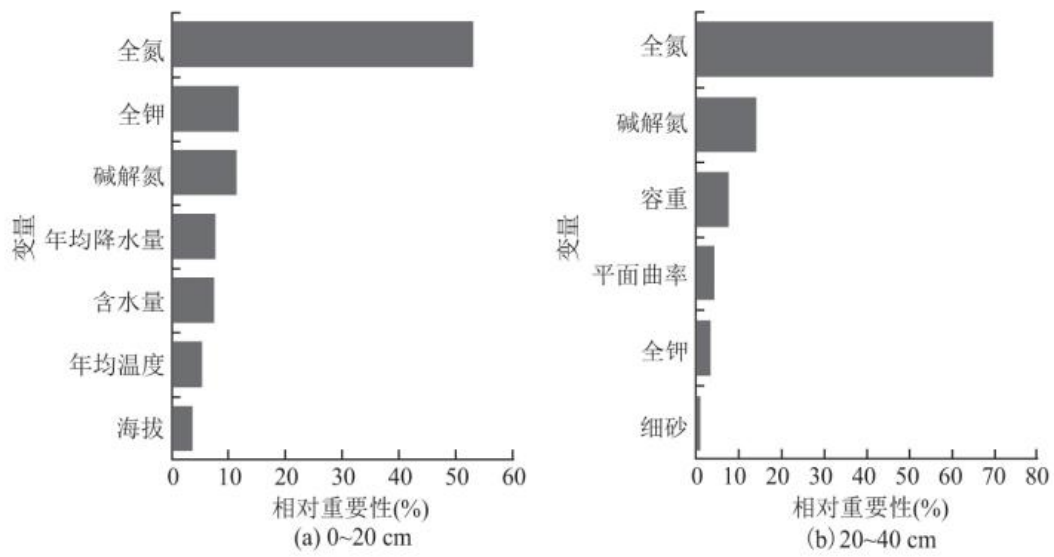


图 2 最终随机森林模型变量重要性排序

Fig. 2 Order of importance of variables in final random forest model

自适应截尾型函数的残差平方和、AICc 值最低，R2 和调整后 R2 最大(表 3)。因此，自适应截尾型函数模型精准度最高，确定为本研究区最优空间权函数。

表 3 不同权函数 GWR 模型与 OLS 模型对比

模型	空间权函数	残差平方和	AICc	R2	调整后 R2
0~20 cm					
OLS	-	22.02	126.43	0.61	0.55
GWR	Fixed Gaussian	19.52	124.37	0.65	0.56
	Fixed bi-square	19.21	124.71	0.66	0.56
	Adaptive bi-square	17.54	123.21	0.69	0.57
	Adaptive Gaussian	20.72	125.09	0.64	0.56
20~40 cm					
OLS	-	29.26	140.92	0.49	0.41
GWR	Fixed Gaussian	25.93	138.46	0.54	0.43
		25.55	138.75	0.55	0.43

	Fixed bi-square				
	Adaptive bi-square	20.52	133.38	0.64	0.49
	Adaptive Gaussian	27.71	139.66	0.51	0.42

2.4 GWR 模型土壤有机碳解释变量回归系数空间分布

GWR 模型预测秭归县柑橘园土壤有机碳空间分布整体效果较好。表层土壤(0~20 cm)局部决定系数(Local R^2)在 0.662~0.692 之间, 自南向北逐步升高, 对长江北岸的预测精度更高(图 3a)。土壤有机碳各解释因子回归系数表现出一定差异性。全氮回归系数绝对值最大(0.727~1.127), 表明柑橘园土壤有机碳受全氮影响最大。海拔对有机碳的影响较小, 回归系数绝对值介于 0.104~0.018 之间。各解释变量空间分布具有一定局域性与非均匀性, 表明同一变量对不同区域有机碳的影响存在差异。全钾、碱解氮和年均降水量、海拔对土壤有机碳的影响整体均为负效应, 即土壤全钾和碱解氮含量越高, 年均降水量和海拔越大, 土壤有机碳含量越低。四个解释变量回归系数的空间分布中, 海拔回归系数绝对值自南向北逐步降低, 表明海拔对土壤有机碳的限制在长江南岸强于北岸; 年均降水量(-0.195~-0.072)与碱解氮(-0.352~-0.088)回归系数绝对值自东向西逐步减小, 且系数最大值与最小值均分布于长江南岸, 表明二者对土壤有机碳的负效应在长江南岸差别较大, 空间变异性强于北岸; 全钾回归系数在 -0.283~-0.197 之间, 对土壤有机碳负效应程度自东南向西北逐渐减弱, 对长江北岸不同地点影响程度差异较大, 空间变异性较强。全氮和土壤含水量对有机碳的影响均为正效应, 随着土壤全氮含量和土壤含水量的增加, 土壤有机碳含量也增加。全氮和土壤含水量回归系数空间分布呈相反态势, 全氮回归系数自东南向西北逐步减小, 而土壤含水量(0.102~0.218)逐步升高, 但二者对有机碳影响的空间差异均为长江南岸高于北岸。年均温度回归系数在 -0.076~0.131 之间, 对有机碳的影响呈现出南岸正效应—北岸负效应的空间特征。

根据样本量和 t 分布函数表[30]确定 $|t \text{ 值}| > 1.6$ 时, 变量回归系数通过 0.05 显著性检验。如图 4a 所示, 海拔、年均降水量和年均温度全部样点的回归系数均未通过显著性检验; 全氮全部样点的回归系数均通过了显著性检验; 碱解氮 65.5%样点的回归系数通过了显著性检验, 包含长江北岸的所有样点, 以及长江南岸的东部区域; 全钾 75.9%样点的回归系数通过显著性检验, 仅北部和西部的少数区域回归系数不显著; 土壤含水量 67.2%样点的回归系数通过显著性检验, 主要分布于中部与北部区域。

下层土壤(20~40 cm)局部决定系数在 0.596~0.642 之间, 在全区域及长江南北两岸均呈东高西低的空间分布格局, 对东部区域预测精度更高(图 3b)。全氮对下层土壤有机碳的影响高于其他变量, 回归系数介于 0.572~1.010 之间, 有机碳随全氮含量的升高而升高。平面曲率(-0.362~-0.098)、碱解氮(-0.285~-0.166)、容重(-0.255~-0.066)和全钾(-0.181~-0.046)的回归系数均为负值, 且对土壤有机碳的负效应依次减弱; 细砂(-0.057~-0.134)回归系数绝对值最小, 对有机碳影响最弱。下层土壤有机碳各解释变量回归系数的空间分布也具有局部和不均匀特性。全氮回归系数空间分布与表层土壤一致, 自东南向西北逐步减小, 东部土壤有机碳受全氮影响最大, 系数介于 0.816~1.010 之间, 同时系数的高低值均匀分布于南北两岸, 表明全氮对两岸不同地点土壤有机碳的影响均存在较大差异; 平面曲率、碱解氮、容重系数绝对值与全氮具有相同的空间分布规律, 即自东南向西北逐步减小, 负效应逐渐减弱; 全钾系数绝对值自南部向北部逐步减小, 对有机碳的负效应在长江南岸高于北岸。细砂正负系数各分布于区域东南部与西北部, 对土壤有机碳的影响呈现出东南正效应、西北负效应的空间格局。

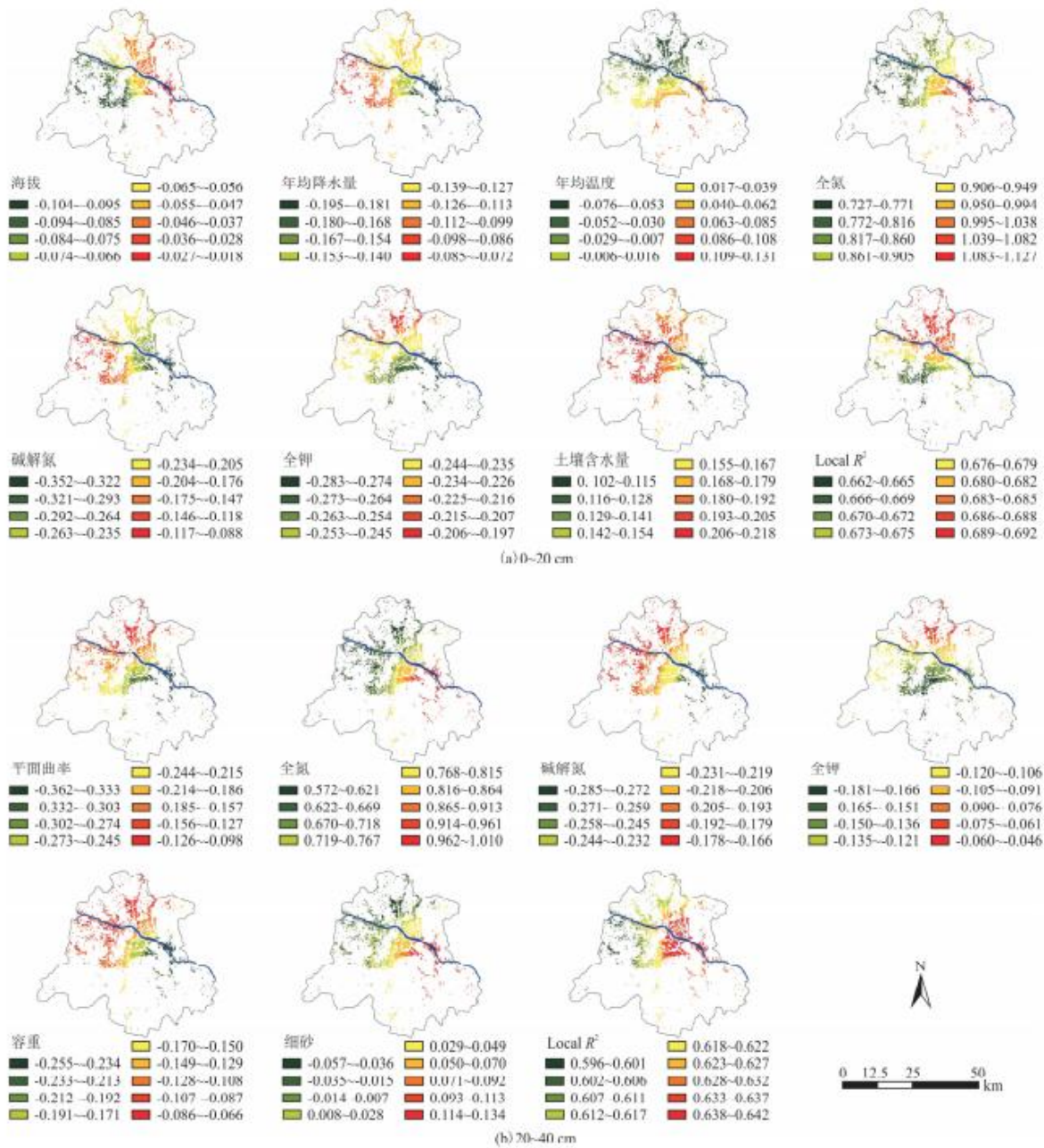


图3 土壤有机碳解释变量回归系数分布

Fig. 3 Distribution of regression coefficient of soil organic carbon explanatory variables

在回归系数显著性分析中(图4b),平面曲率34.5%样点的回归系数通过显著性检验,主要分布于东南部区域;全氮全部样点的回归系数均通过了显著性检验;碱解氮和容重分别有32.8%和19.0%样点的回归系数通过显著性检验,主要分布于东部区域;全钾仅有长江南岸的极少数样点通过显著性检验,细砂全部样点的回归系数均未通过显著性检验。

表层与下层土壤有机碳的共同解释因子包含全氮、全钾、碱解氮,均为土壤性质。在两土层中全氮对有机碳的影响最大,均为正效应,且对表层的影响程度高于下层;全钾和碱解氮对土壤有机碳的影响为负效应,且全钾对表层有机碳的影响程度高于下层,而碱解氮则呈下层高于表层状态。两土层中3个解释变量回归系数的空间分布规律基本一致,对有机碳影响最大的区域均主要分布于长江南岸,而长江北岸3个解释变量对有机碳影响的正效应(全氮)和负效应(全钾、碱解氮)相对较弱。

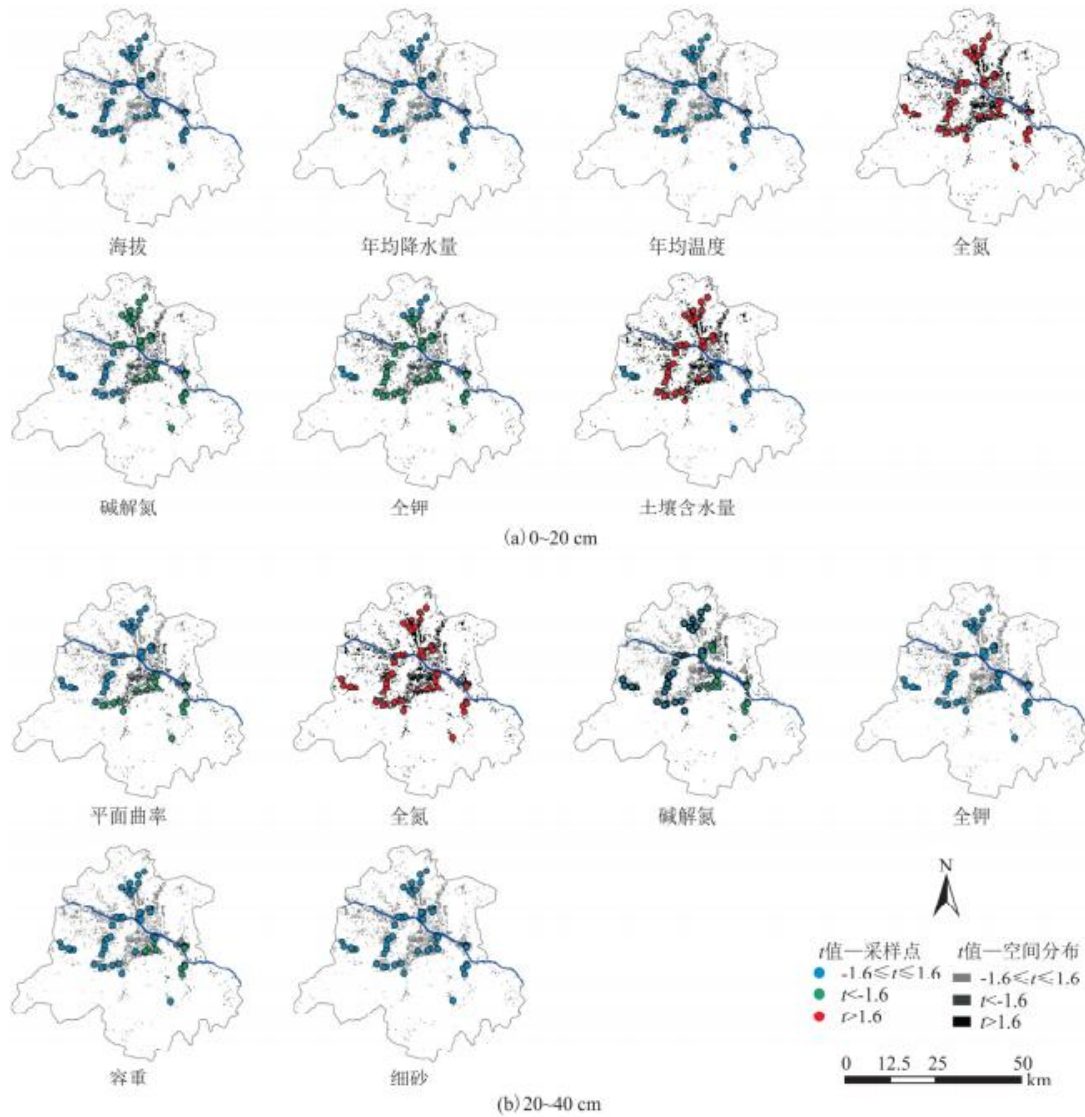


图4 土壤有机碳解释变量回归系数显著性空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of significance of regression coefficient of soil organic carbon explanatory variables

2.5 秭归县柑橘园土壤有机碳空间分布预测

GWR 模型预测秭归县柑橘园表层土壤有机碳含量在 $6.928 \sim 16.455 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间, 下层土壤有机碳含量在 $5.551 \sim 12.685 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间(图 5a), 表层高于下层, 且与有机碳含量实测值相近(图 5b)。基于有机碳预测值与实测值检验预测精度, 随机选取 30% 的样点进行预测精度验证, 表层土壤预测精度为 91.9% ($\alpha=0.05$) 和 88.0% ($\alpha=0.01$), 下层土壤预测精度为 90.3% ($\alpha=0.05$) 和 85.6% ($\alpha=0.01$), 精度均大于 80%, 表明 GWR 模型能够较好的预测秭归县柑橘园土壤有机碳空间分布。

两土层有机碳含量低值区均位于长江北岸, 高值区主要分布于长江南岸, 导致土壤有机碳含量呈现自南向北逐步降低趋势。土壤有机碳含量最高值与最低值均在长江北岸有所分布, 说明长江北岸有机碳含量差别较大, 空间变异性较强, 而长江南岸有机碳含量范围接近, 大多为 $11.692 \sim 16.455 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ (表层) 和 $9.118 \sim 12.685 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ (下层), 空间变异程度较低。

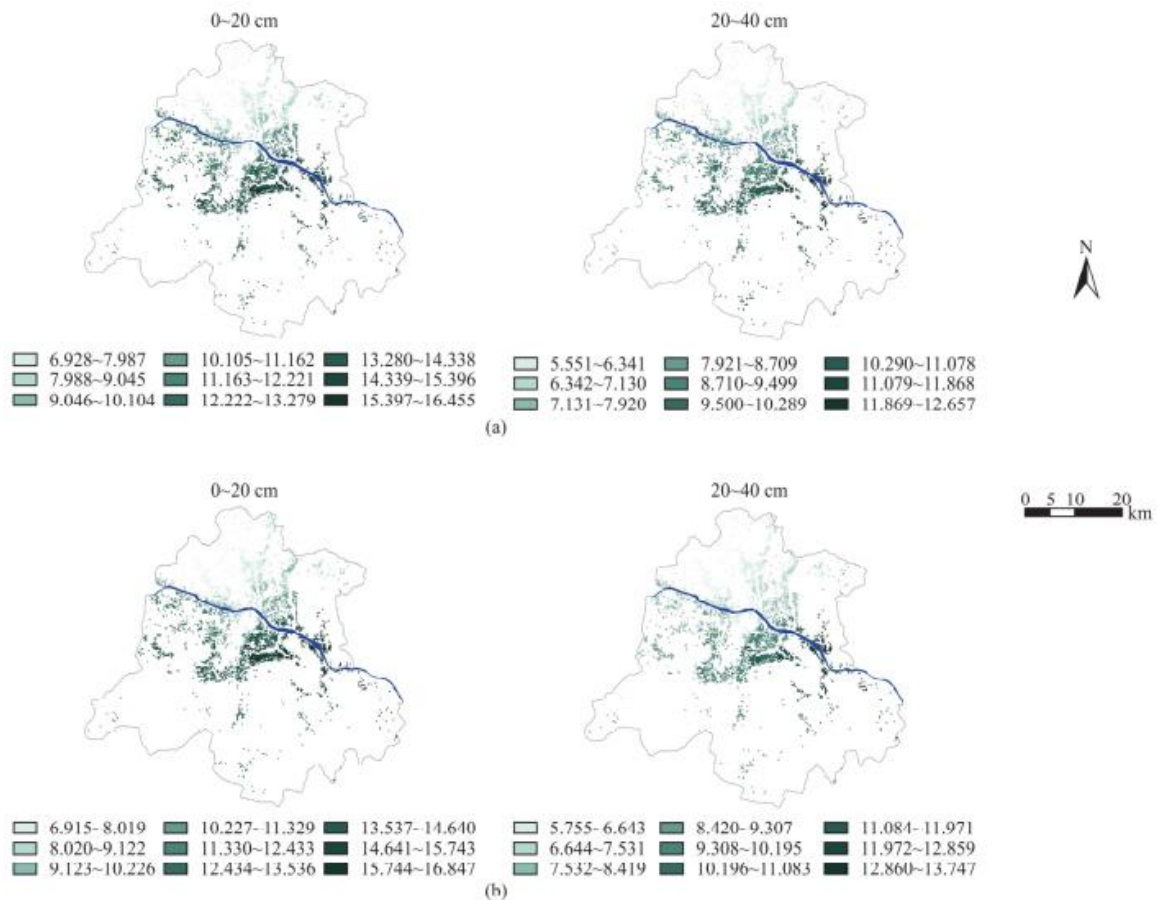


图5 土壤有机碳含量空间分布预测图(a: 预测值, b: 实测值; $g \cdot kg^{-1}$)
 Fig. 5 Spatial distribution prediction of soil organic carbon content

3 讨论

3.1 地形、气候和土壤性质对土壤有机碳含量的影响

地形因子与气候因子通过调控植被、土壤微生物、小气候、地表径流量等来影响有机碳含量^[11]。本研究发现,海拔和平面曲率分别对表层和下层土壤有机碳产生影响,年均温度和年均降水量尽管变化相对稳定,但均能够影响表层土壤有机碳,与罗梅等^[18]研究年均降水量、高程与有机碳含量存在相关性结果一致,但与其研究的地形粗糙指数与有机碳极显著相关的结果有差别,可能是因为研究对象为经济果林,人类活动剧烈,削弱了部分自然环境因子对有机碳的影响作用。然而,海拔、平面曲率、年均温度、年均降水量等因子被筛选为重要解释变量,体现了自然环境变量对有机碳预测的效用,表明该区域的微地形和小气候影响土壤过程,从而在景观尺度上调节了土壤碳的输入和输出^[31]。本研究中,柑橘园土壤有机碳与高程呈负相关关系,主要是由于土地利用方式不同导致。研究区柑橘园主要分布在海拔200~500 m之间,又以低海拔区域居多(图6)。实际调查中发现,低海拔区域柑橘园土地利用方式以梯田为主。相关研究表明^[32,33],梯田作为一种特殊的土地利用方式,可有效减少三峡库区柑橘园地表径流和土壤侵蚀,从而减少有机碳流失^[13,34,35]。而高海拔区域柑橘园土地利用方式多为坡地,立地条件恶劣,土壤侵蚀严重。尽管柑橘种植的目的是控制水土流失^[29],但受传统清耕管理模式影响,坡地橘园与梯田橘园相比仍具有较高的侵蚀,从而造成高海拔区域柑橘园土壤有机碳较低的分佈格局。平面曲率与土壤有机碳的负相关关系也进一步强调了较平整的地形有助于土壤有机碳的维持。年均温度对有机碳影响在长江以南东南部区域为正效应,其余区域均为负效应,与罗梅等^[18]研究结果一致,可能是由于较低温度下土壤有机碳分解速率降低,微生物活性下降,从而有助于有机碳积累^[36]。年均降水量对有机碳影响为负效应,降水量增加导致土壤有机碳流失风险增加,不利于有机碳的固存与积累。

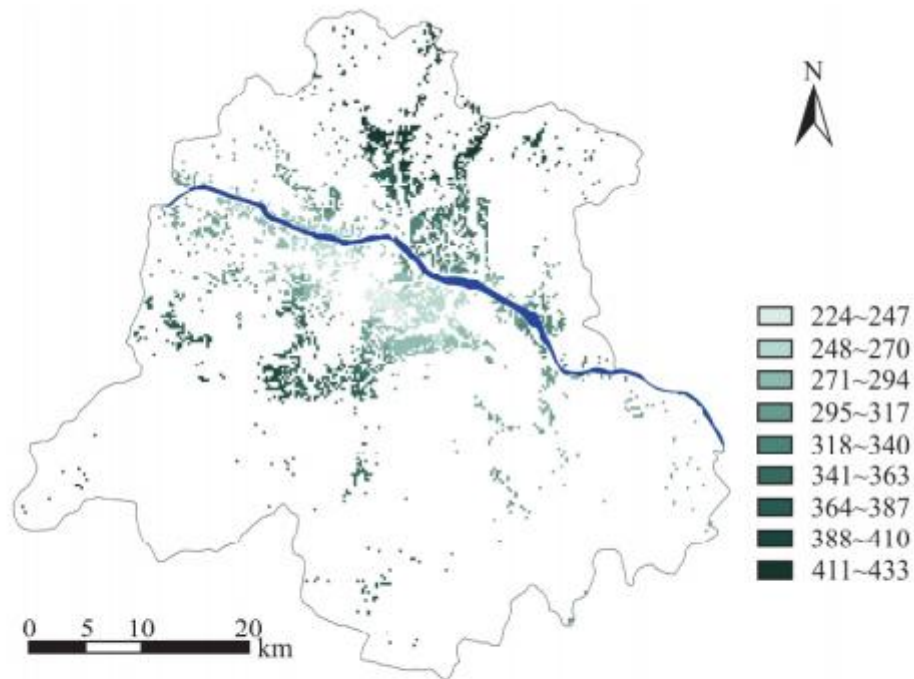


图 6 柑橘种植区海拔空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of elevation of citrus orchards

本研究中土壤理化性质对两土层有机碳均产生不用程度影响。其中全氮对有机碳的影响为正效应，表明土壤氮素水平在一定程度上影响土壤有机碳含量。在土壤微生物分解作用下，土壤碳氮含量同步改变，故土壤氮素与有机碳含量呈显著正相关关系^[37]，这与刘姝媛等^[38]对土壤全氮与有机碳的相关性研究结果一致，同时徐欢欢等^[39]对干旱区土壤有机碳含量的研究中，也发现土壤有机碳与全氮呈极显著正相关。土壤水分含量低，好氧型微生物活跃，促进有机碳分解，导致有机碳含量下降，故土壤水分对有机碳含量影响为正效应。下层土壤受到容重、细砂等物理性质影响，由于该区域坡耕地受季风性气候影响，降水集中，多暴雨，土壤侵蚀严重，细颗粒物易被淋溶、冲刷，故而引起土壤中碳含量减少。

3.2 土壤有机碳含量的空间异质性

研究区内柑橘园土壤有机碳含量存在明显空间异质性，这一异质性除了受到上述环境变量的作用外，也可能受到土壤空间差异的影响。秭归县土壤来源于紫色泥岩、砂岩、粉砂岩和石灰岩，分别形成紫色土、黄壤和石灰土^[23]，多种土壤母质的零散分布造成土壤显著的空间异质性。多项研究^[6, 35, 40, 41]表明，母质不同的形成环境导致不同土壤类型的土壤有机碳含量差异显著。本研究发现长江南岸柑橘园土壤有机碳含量高于北岸，其低值斑块分布与紫色土空间分布相对一致。紫色土由紫色泥岩经不断的风化与侵蚀而形成，土层浅薄，土壤结构松散，水土流失严重^[42]，不利于有机碳的固定与积累，从而导致有机碳含量较低，这与李欣雨等^[40]对名山流域紫色土有机碳的研究结果一致。有机碳含量的高值区分布则与黄壤及钙质石灰土空间分布密切相关，这一结果与钟远平等^[35]和 Mayes 等^[43]的研究结果一致。黄壤中较高的粘粒和粉粒比例能够增加具有更高土壤团聚和有机矿物络合效率的土壤表面积^[13]，有助于增加有机碳含量。石灰土钙质丰富，细菌、放线菌等微生物活性强^[44]，能够促进有机物质分解形成腐殖质，并结合钙、镁离子形成稳定的腐殖质钙，存在明显的生物富钙作用。由此可见，成土母质的特性会直接或间接影响土壤的理化性质及其矿物组成^[41]，从而导致不同土壤类型的有机碳含量呈现出一定的差异。周利利等^[23]研究表明秭归县柑橘主产区土壤综合肥力多处于中等及以下水平，且大面积中等水平地块分布在长江以南区域。此外，柑橘园土壤有机碳低值区域与较高海拔种植区域分布较为一致(图 5 和图 6)。因此，土壤属性、地形、气候、经营管理实践等因素共同决定了土壤有机碳的空间分

布特征，且具有明显的地域性。

在土壤剖面中，不同空间位置均表现出有机碳含量随土层深度增加而降低的变化趋势，一方面体现在土壤有机碳的表聚性，即覆于地表的枯枝落叶分解后输入土壤的有机碳主要聚集于土壤表层[45]；另一方面是由于不同土壤管理实践的直接影响，表层土壤易受外界环境干扰，肥力、水分等条件更直接作用于表土[46]，故表层土壤碳汇能力强于下层土壤，有机碳储量更高。

3.3 不确定性分析与启示

土壤有机碳预测精度受到采样密度、变量筛选等因素的影响。低采样密度可能影响预测精度，如一项研究中在区域范围的采样密度仅为 0.024 点/ km²[47]，而本研究采集的 58 个样本量(0.296 点/ km²)足以反映地形局部异质性，有效提高有机碳预测精度。在变量筛选方面，本研究采用随机森林模型综合考虑环境变量与土壤性质，该非线性统计方法部分消除了变量之间的相互依赖关系。然后运用 GWR 模型预测了各影响因素在局部区域对有机碳的影响，并确定自适应型函数为更合理的空间权函数。通过对比该模型预测的有机碳空间分布(图 5a)与实测有机碳空间分布(图 5b)可以发现，该模型具有较高的预测精度。然而由于土壤属性间较强的相互作用，该模型容易存在解释变量的局部共线性问题。经济林受到较多的人为干扰，未来需将更多能够有效反映人类活动对土壤碳影响的变量纳入预测因子，弱化土壤性质间的相关性，优化预测模型、提高预测精度，从而进一步明晰环境变量对有机碳影响的空间分异特征，为经济林的经营管理提供更为合理有效的发展策略，提升其固碳增汇潜力。此外，土壤饱和含水量、总孔隙度等指标也与土壤有机碳含量存在相关性，有机碳含量的减少会降低土壤孔隙度以及保水能力^[48]，本研究中仅选择土壤含水量作为土壤有机碳的解释变量，进一步研究需结合土壤水力学性质深入探讨。

土壤有机碳与土壤性质的关系探讨，有助于确定经济林土壤有机碳含量及其对减少大气 CO₂ 水平的潜在影响，从而为提高经济林固碳能力配置合理的管理策略。本研究表明土壤理化性质对区域有机碳含量空间分布的影响高于地形和气候因子，土壤全氮的相对贡献最大。因此，通过施肥等经营管理措施调控土壤氮素等土壤理化性质有利于提高柑橘园土壤有机碳水平，促进土壤有机碳固存。但在实践中，除草剂的大量投入使经济林地长期处于裸露状态，土壤养分严重流失，进一步加剧了有机碳流失。经济林由清耕向生草覆盖管理模式的转变，或许是合理有效的策略之一。一方面，生草覆盖可改善土壤结构，减少土壤水分蒸发并降低土壤侵蚀度，增加有机物质输入，促进有机碳含量提升；另一方面，生草覆盖能提高土壤微生物活性，增加胞外酶分泌，促进土壤碳循环[49]。

4 结论

秭归县柑橘园表层和下层土壤有机碳范围分别为 2.08~45.97 和 1.95~38.14 g·kg⁻¹。长江南岸表层与下层土壤有机碳平均含量(9.24 和 14.48 g·kg⁻¹)均高于北岸(7.56 和 10.36 g·kg⁻¹)。土壤有机碳在长江北岸的空间变异性强于南岸。

随机森林模型表明表层与下层土壤有机碳均受到 TN、TK、AN 等土壤性质影响，表层土壤更易受海拔、年均温度、年均降水量等环境因子影响，土壤性质对区域有机碳的影响高于环境因子。GWR 模型预测秭归县柑橘园土壤有机碳空间分布整体结果较好，表层和下层土壤的局部决定系数在 0.66~0.69 和 0.60~0.64 之间，表层土壤中决定系数北高南低，下层土壤决定系数低值区主要分布于长江南岸，均对北岸的预测精度更高。

研究区有机碳含量受环境因素和土壤性质共同作用，环境因子对表层土壤的影响强度高于下层土壤。有机碳与各因子的权衡与协同关系在东部与南部区域较为突出，各变量对有机碳影响的正负效应均强于西部和北部区域。长江南岸有机碳含量高于北岸，这一空间差异也受到土壤类型分布的影响。GWR 模型能够较好预测秭归县柑橘园土壤有机碳空间分布特征，为该区域各亚区土壤生态系统优化管理与发展提供理论依据。

参考文献

-
- [1] 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.
- [2] 李理, 朱文博, 刘俊杰, 等. 宝天曼自然保护区土壤有机碳异质性及其影响因素[J]. *长江流域资源与环境*, 2020, 29(3):687-695. LI L, ZHU W B, LIU J J, et al. Soil organic carbon heterogeneity and its influencing factors in Baotianman nature reserve[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2020, 29(3):687-695.
- [3] 彭少麟, 陆宏芳. 恢复生态学焦点问题[J]. *生态学报*, 2003, 23(7):1249-1257. PENG S L, LU H F. Some key points of restoration ecology[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2003, 23(7):1249-1257.
- [4] SCHLESINGER W H. Evidence from chronosequence studies for a low carbon-storage potential of soils[J]. *Nature*, 1990, 348(6298):232-234.
- [5] LAMICHHANE S, KUMAR L, WILSON B. Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review[J]. *Geoderma*, 2019, 352:395-413.
- [6] TENG M J, ZENG L X, XIAO W F, et al. Spatial variability of soil organic carbon in Three Gorges Reservoir area, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 599/600:1308-1316.
- [7] 李乐, 刘常富. 三峡库区面源污染研究进展[J]. *生态科学*, 2020, 39(2):215-226. LI L, LIU C F. A review of non-point source pollution in the Three Gorges Reservoir Area (TGRA)[J]. *Ecological Science*, 2020, 39(2):215-226.
- [8] KHALEDIAN Y, MILLER B A. Selecting appropriate machine learning methods for digital soil mapping[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 81:401-418.
- [9] YANG L, HE X, SHEN F, 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.
- [10] HE X, YANG L, LI A, et al. Soil organic carbon prediction using phenological parameters and remote sensing variables generated from Sentinel-2 images[J]. *CATENA*, 2021, 205:105442.
- [11] 丁亚鹏, 张俊华, 刘玉寒, 等. 基于 GWR 模型的伊河流域土壤有机碳空间分布特征及影响因素分析[J]. *生态学报*, 2021, 41(12):4876-4885. DING Y P, ZHANG J H, LIU Y H, et al. Spatial distribution characteristics and influencing factors of soil organic carbon in Yihe River Basin based on GWR model[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(12):4876-4885.
- [12] CHEN Y, LU D, MORAN E, et al. Mapping croplands, cropping patterns, and crop types using MODIS time-series data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 69:133-147.
- [13] SUN W, ZHU H, GUO S. Soil organic carbon as a function of land use and topography on the Loess Plateau of China[J]. *Ecological Engineering*, 2015, 83:249-257.
- [14] FATHOLOLOUMI S, VAEZI A R, ALAVIPANAH S K, et al. Improved digital soil mapping with multitemporal remotely sensed satellite data fusion: A case study in Iran[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 721:137703.

-
- [15] BAI J, ZONG M, LI S, et al. Nitrogen, water content, phosphorus and active iron jointly regulate soil organic carbon in tropical acid red soil forest[J]. *European Journal of Soil Science*, 2021, 72(1):446-459.
- [16] WANG H, LIU S, SONG Z, et al. Introducing nitrogen-fixing tree species and mixing with *Pinus massoniana* alters and evenly distributes various chemical compositions of soil organic carbon in a planted forest in Southern China[J]. *Forest Ecology and Management*, 2019, 449:117477.
- [17] ZHANG H, WU P, FAN M, et al. Dynamics and driving factors of the organic carbon fractions in agricultural land reclaimed from coastal wetlands in Eastern China[J]. *Ecological Indicators*, 2018, 89:639-647.
- [18] 罗梅, 郭龙, 张海涛, 等. 基于环境变量的中国土壤有机碳空间分布特征[J]. *土壤学报*, 2020, 57(1):48-59. LUO M, GUO L, ZHANG H T, et al. Characterization of spatial distribution of soil organic carbon in China based on environmental variables[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2020, 57(1):48-59.
- [19] 安申群, 贡璐, 李杨梅, 等. 塔里木盆地北缘绿洲4种土地利用方式土壤有机碳组分分布特征及其与土壤环境因子的关系[J]. *环境科学*, 2018, 39(7):3382-3390. AN S Q, GONG L, LI Y M, et al. Soil organic carbon components and their correlation with soil physicochemical factors in four different land use types of the northern Tarim Basin[J]. *Environmental Science*, 2018, 39(7):3382-3390.
- [20] ZHANG C, TANG Y, XU X, et al. Towards spatial geochemical modelling: Use of geographically weighted regression for mapping soil organic carbon contents in Ireland[J]. *Applied Geochemistry*, 2011, 26(7):1239-1248.
- [21] 国佳欣, 朱青, 赵小敏, 等. 不同土地利用类型下土壤有机碳含量的高光谱反演[J]. *应用生态学报*, 2020, 31(3):863-871. GUO J X, ZHU Q, ZHAO X M, et al. Hyper-spectral inversion of soil organic carbon content under different land use types[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(3):863-871.
- [22] BRUNSDON C, FOTHERINGHAM A S, CHARLTON M E. Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity[J]. *Geographical Analysis*, 1996, 28(4):281-298.
- [23] 周利利, 段增强, 韩庆忠, 等. 秭归县柑橘园土壤肥力综合评价[J]. *江苏农业学报*, 2019, 35(6):1346-1353. ZHOU L L, DUAN Z Q, HAN Q Z, et al. Comprehensive evaluation of soil fertility in citrus orchards in Zigui County[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2019, 35(6):1346-1353.
- [24] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1999. LU R K. *Methods of Soil Chemical Analysis*[M]. Beijing: China Agricultural Science and Technology Press, 1999.
- [25] 李乐, 马巍, 勾蒙蒙, 等. 三峡库区典型流域硝态氮输出特征及归因分析[J]. *水土保持学报*, 2022, 36(4):74-84. LI L, MA W, GOU M M, et al. Export characteristics of nitrate-N and its dominant factors in typical basins of the Three Gorges Reservoir area[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2022, 36(4):74-84.
- [26] STEWART FOTHERINGHAM A, CHARLTON M, BRUNSDON C. The geography of parameter space: An investigation of spatial non-stationarity[J]. *International Journal of Geographical Information Systems*, 1996, 10(5):605-627.

-
- [27] LI L, LIU C F. A new approach for estimating living vegetation volume based on terrestrial point cloud data[J]. *PLoS One*, 2019, 14(8):e0221734.
- [28] LIAW A, WIENER M. Classification and regression by randomForest[J]. *R News*, 2002, 2(3):18-22.
- [29] LI L, GOU M M, WANG N, et al. Landscape configuration mediates hydrology and nonpoint source pollution under climate change and agricultural expansion[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 129:107959.
- [30] 国家标准化管理委员会. 统计分布数值表 t 分布: GB 4086. 3-1983[S]. 北京: 中国标准出版社, 1984. STANDARDIZATION ADMINISTRATION OF THE PEOPLE'S REPUBLIC OF CHINA. Tables for statistical distributions; t-distribution: GB 4086. 3-1983[S]. Beijing: Standards Press of China, 1984.
- [31] SONG X D, YANG F, JU B, et al. The influence of the conversion of grassland to cropland on changes in soil organic carbon and total nitrogen stocks in the Songnen Plain of Northeast China[J]. *CATENA*, 2018, 171:588-601.
- [32] STREHMEL A, SCHMALZ B, FOHRER N. Evaluation of land use, land management and soil conservation strategies to reduce non-point source pollution loads in the Three Gorges Reservoir, China[J]. *Environmental Management*, 2016, 58(5):906-921.
- [33] 李红颖, 王思楚, 高孟宁, 等. 渗漏是三峡库区砂质土橘园氮磷流失的主要途径[J/OL]. *土壤学报*, 2021:1-13. (2021-04-01). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1119.P.20210331.1102.002.html>. LI H Y, WANG S C, GAO M N, et al. Leaching is the main pathway of nitrogen and phosphorus losses for Citrus orchards with sandy soil in Three Gorges Reservoir area[J/OL]. *Acta Pedologica Sinica*, 2021:1-13. (2021-04-01). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1119.P.20210331.1102.002.html>.
- [34] LAI Z, ZHANG Y, LIU J, et al. Fine-root distribution, production, decomposition, and effect on soil organic carbon of three revegetation shrub species in northwest China[J]. *Forest Ecology and Management*, 2016, 359:381-388.
- [35] 钟远平, 唐将, 王力. 三峡库区土壤有机质区域分布及影响因素[J]. *水土保持学报*, 2006, 20(5):73-76. ZHONG Y P, TANG J, WANG L. Distribution characteristic of soil organic carbon in Three Gorges Reservoir district[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2006, 20(5):73-76.
- [36] TRUMBORE S E, CHADWICK O A, AMUNDSON R. Rapid exchange between soil carbon and atmospheric carbon dioxide driven by temperature change[J]. *Science*, 1996, 272(5260):393-396.
- [37] 田效琴, 贾会娟, 熊瑛, 等. 保护性耕作下蚕豆生育期土壤有机碳、氮含量变化与分布特征[J]. *长江流域资源与环境*, 2019, 28(5):1132-1141. TIAN X Q, JIA H J, XIONG Y, et al. Changes and distribution characteristics of contents of soil organic carbon and nitrogen in broad bean growth period under conservation tillage[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2019, 28(5):1132-1141.
- [38] 刘姝媛, 刘月秀, 叶金盛, 等. 广东省桉树人工林土壤有机碳密度及其影响因子[J]. *应用生态学报*, 2010, 21(8):1981-1985. LIU S Y, LIU Y X, YE J S, et al. Soil organic carbon density of Eucalyptus plantations in Guangdong Province of China and related affecting factors[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2010, 21(8):1981-1985.

-
- [39] 徐欢欢, 曾从盛, 王维奇, 等. 艾比湖湿地土壤有机碳垂直分布特征及其影响因子分析[J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2010, 26(5):86-91. XU H H, ZENG C S, WANG W Q, et al. Study on vertical distribution and the influencing factors of soil organic carbon in ebinur lake wetland[J]. Journal of Fujian Normal University (Natural Science Edition), 2010, 26(5):86-91.
- [40] 李欣雨, 夏建国, 鄢广奎, 等. 名山河流域不同土壤类型和土地利用方式下有机碳的分布特征[J]. 水土保持学报, 2017, 31(3):224-230, 238. LI X Y, XIA J G, YAN G K, et al. Distribution of organic carbon under different soil types and utilization patterns in Mingshan River watershed[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2017, 31(3):224-230, 238.
- [41] 覃智莲, 杨孝民, 宋照亮, 等. 成土母质和土地利用方式对土壤有机碳化学组成的影响[J]. 土壤通报, 2020, 51(3):621-629. QIN Z L, YANG X M, SONG Z L, et al. Effects of parent materials and land uses on soil organic carbon fractions[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2020, 51(3):621-629.
- [42] 熊子怡, 郑杰炳, 王丹, 等. 不同施肥条件下紫色土旱坡地可溶性有机碳流失特征[J]. 环境科学, 2021, 42(2):967-976. XIONG Z Y, ZHENG J B, WANG D, et al. Characteristics of dissolved organic carbon loss in purple soil sloping fields with different fertilization treatments[J]. Environmental Science, 2021, 42(2):967-976.
- [43] MAYES M, MARIN-SPIOTTA E, SZYMANSKI L, et al. Soil type mediates effects of land use on soil carbon and nitrogen in the Konya Basin, Turkey[J]. Geoderma, 2014, 232/233/234:517-527.
- [44] BOLLAG J M, STOTZKY G. Soil Biochemistry Vol 6[M]. New York:Marcel Dekker, 1990:397-430.
- [45] 李金全, 王晶, 曾文静, 等. 城市不同绿地类型土壤有机碳的垂直分布特征及储量[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(21):12787-12788, 12802. LI J Q, WANG J, ZENG W J, et al. Vertical distribution characteristics and stock of soil organic carbon in different types of urban green space[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2011, 39(21):12787-12788, 12802.
- [46] 蔡家艳, 吴琴, 钟欣孜, 等. 鄱阳湖区不同围垦年限稻田土壤碳氮变化[J]. 生态学杂志, 2016, 35(8):2009-2013. CAI J Y, WU Q, ZHONG X Z, et al. Soil organic carbon and total nitrogen in reclaimed paddy fields vary with reclamation duration in Poyang Lake region[J]. Chinese Journal of Ecology, 2016, 35(8):2009-2013.
- [47] GUO L, LINDERMAN M, SHI T, et al. Exploring the sensitivity of sampling density in digital mapping of soil organic carbon and its application in soil sampling[J]. Remote Sensing, 2018, 10(6):888.
- [48] BLANCO-CANQUI H, BENJAMIN J G. Impacts of soil organic carbon on soil physical behavior[M]//Quantifying and Modeling Soil Structure Dynamics. Madison, WI, USA:American Society of Agronomy and Soil Science Society of America, 2015:11-40.
- [49] WEI H, XIANG Y, LIU Y, et al. Effects of sod cultivation on soil nutrients in orchards across China:A meta-analysis[J]. Soil and Tillage Research, 2017, 169:16-24.