

DOI:10.12171/j.1000-1522.20240314

森林土壤有机质预测模型阈值优化 ——以广东省为例

詹思颖 刘鹏举 李海奎 张聪 刘琪

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 国家林业和草原局森林经营与生长模拟重点实验室, 北京 100091)

摘要:【目的】探究优化的地理相似性模型在省级尺度上森林土壤有机质预测研究中的适用性。【方法】以广东省土壤肥力监测系统的1175个样点数据为基础, 选择土壤因子、林分因子、气候因子作为环境协变量, 改进个体样点代表性的数字土壤制图(iPSM)方法。选用决定系数、平均绝对误差和均方根误差3个指标评价该改进方法在省级尺度森林土壤有机质预测研究中的适用性, 并与随机森林预测模型的结果进行比较。【结果】(1)优化后的iPSM方法的预测精度优于随机森林预测模型, 模型的决定系数可达0.7419; (2)土壤因子中土壤全氮含量和速效钾含量是广东省森林土壤有机质预测模型中影响最大的环境协变量。【结论】优化后的iPSM方法在广东省森林土壤有机质预测研究中相较于iPSM方法精度有一定提高, 在省级尺度上有较好的适用性。

关键词: 土壤有机质; 数字土壤制图; 环境变量; 地理相似性; 模型优化

中图分类号: S714.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1522(2025)02-0032-08

引文格式: 詹思颖, 刘鹏举, 李海奎, 等. 森林土壤有机质预测模型阈值优化——以广东省为例 [J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(2): 32-39. Zhan Siying, Liu Pengju, Li Haikui, et al. Threshold optimization for forest soil organic matter prediction model: a case study of Guangdong Province of southern China [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(2): 32-39.

Threshold optimization for forest soil organic matter prediction model: a case study of Guangdong Province of southern China

Zhan Siying Liu Pengju Li Haikui Zhang Cong Liu Qi

(Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Key Laboratory of Forest Management and Growth Modelling, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China)

Abstract: [Objective] This paper takes Guangdong Province of southern China as an example, and explores the applicability of optimized geographical similarity model in the prediction of forest soil organic matter at provincial scale. [Method] Based on the data of 1175 sample points from soil fertility testing system in Guangdong Province, we selected soil factors, stand factors and climate factors as environmental covariates to improve the “individual point representativeness digital soil mapping (iPSM)”. This article evaluates the applicability of the model in predicting forest soil organic matter at the provincial level using three indicators: coefficient of determination (R^2), mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE), and compares its predictive performance with that of random forest prediction model. [Result] (1) The prediction accuracy of optimized iPSM was better than that of random forest prediction model, and the coefficient of determination of model can reach 0.7419. (2) The total nitrogen content and available potassium content in soil factors were the most influential environmental covariates in prediction model of forest soil organic matter in Guangdong Province. [Conclusion] Compared with iPSM method,

收稿日期: 2024-09-20 修回日期: 2024-11-25

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFD220040401)。

第一作者: 詹思颖。主要研究方向: 森林土壤有机碳预测。Email: zhansy32@163.com 地址: 100091 北京市海淀区香山路东小府1号中国林科院资源信息研究所。

责任作者: 刘鹏举, 研究员。主要研究方向: 地理信息系统技术与应用。Email: liupengju@ifrit.ac.cn 地址: 同上。

本刊网址: <http://j.bjfu.edu.cn>; <http://journal.bjfu.edu.cn>

the optimized iPSM has improved the accuracy of forest soil organic matter prediction in Guangdong Province. The model has good applicability at the provincial level and can provide a new method for predicting soil organic matter at the provincial level.

Key words: soil organic matter; digital soil mapping; environmental variable; geographical similarity; model optimization

土壤有机质(soil organic matter, SOM)是生态系统碳库的重要组成部分,在全球气候变化调节过程中具有十分重要的作用^[1-2]。对于森林而言,土壤有机质对森林功能的调节也有较为重要的影响。因此,更好地了解森林土壤有机质的分布特征对于维持森林生态系统的可持续发展至关重要^[3]。但在实际研究中,森林土壤有机质分布受地形特征、气候因子和土壤属性的综合影响,空间异质性显著,这给土壤有机质精准预测带来了一定的挑战^[4-6]。

土壤属性空间预测方法以成土因子学说为理论基础。早期的 Scorpan 模型,虽然可以通过其他属性对土壤属性进行预测,但其对数据要求极为严苛,在不同环境下难以有效推广和应用^[7-8]。随着“3S”技术的快速发展,土壤属性值预测研究迎来了诸多更优的方法与模型。这些方法的核心在于构建土壤属性与环境要素之间的定量关系^[9-11]。目前,应用较多的构建定量关系的方法有线性回归、神经网络法以及地统计学等方法^[12-13]。2004年,朱阿兴等^[14]提出土壤-景观模型(soil-land inference model, SoLIM),该模型依据野外调查提取土壤与环境间的关系,借助GIS和遥感手段获取土壤形成的环境因子,构建基于模糊逻辑的推理模型。2015年,Zhu等^[15]基于地理相似性又提出个体样点代表性的数字土壤制图(individual predictive soil mapping, iPSM)方法,该方法能够在样点数量不足的情况下,通过环境变量对土壤有机质进行预测。它对观测数据数量要求较低,即便数据量与研究尺度不匹配,也能利用少量数据实现较大范围的土壤属性预测,适用多种土壤属性值预测场景。然而,目前此方法在实际应用中并不多见。另外,iPSM方法在样点选择上存在一定局限,当研究大面积区域且样点数量众多时,样点间会出现环境高度相似的情况。若仅采用设置阈值的方式选取代表性样点,会导致每个样点的代表性样点数量过多,进而影响土壤有机质的预测效果。基于此,本研究拟对iPSM方法的样点选择策略进行优化,旨在克服iPSM方法在样点选择方面的局限,提升个体样点代表性模型在不同场景下的适用性。

广东省作为我国的林业大省,森林覆盖率达53.03%,且该比例仍在持续攀升。然而,目前在森林

质量提升方面,针对森林土壤有机质影响的研究尚存在明显不足^[16-17]。森林土壤有机质的空间分布格局及其动态变化受森林环境因子的调控,揭示其变化规律对提升森林生态系统服务功能具有重要意义。在省级尺度开展土壤有机质研究时,需同时考虑地形、母质和气候的空间异质性特征。因此,在选择影响因子时,必须综合考量多种因素,从而更全面地明晰土壤有机质的影响机制^[18-19]。基于此,本研究以SoLIM模型为框架,遴选关键环境协变量,改进iPSM方法以适用于省级尺度的土壤有机质预测,并以广东省为案例区进行实证研究,旨在为区域森林资源管理与可持续经营提供科学依据。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

本研究以广东省(20°09'~25°31'N, 109°45'~117°20'E)为研究区域,该地区属于亚热带季风气候区,从北向南分别为中亚热带、南亚热带和热带气候区,全年平均气温约22℃,年均降水量约1700mm,是光、水和热资源较为丰富的地区。广东省森林面积95000km²,森林覆盖率53.03%,北部南岭地区的典型植被为中亚热带低山常绿阔叶林和亚热带常绿针叶林,中部为南亚热带常绿阔叶林,南部为热带季雨林。土壤类型具有水平地带性且复杂多样,主要有砖红壤、赤红壤、红壤、紫色土、石灰土等。

1.2 数据来源及预处理

土壤数据来自广东省2002年土壤肥力监测系统的第5次复查数据,该样地设置与森林资源连续清查固定样地一致,按照8km×6km的网格布设,共筛选出合格样地1175个(图1)。

在固定样地的西南角设置土壤剖面开展林地土壤调查。采集0~50cm土壤样品(若土壤厚度不足50cm,则采集至土层底部)。具体采样方法:从上而下每10cm取两个环刀样品,采用四分法混合样品,保证每份样品质量大于0.75kg,去除土壤中的石砾、根系和其他杂质,最后,将样品通过2mm孔径的土壤筛进行筛选。土壤有机质、土壤含水量、容重、土壤全氮含量等理化性质的测定方法参照文献[20]。广东省2002年森林土壤有机质范围为0.72~160.28g/kg,均值为(19.77±10.81)g/kg。土壤有机

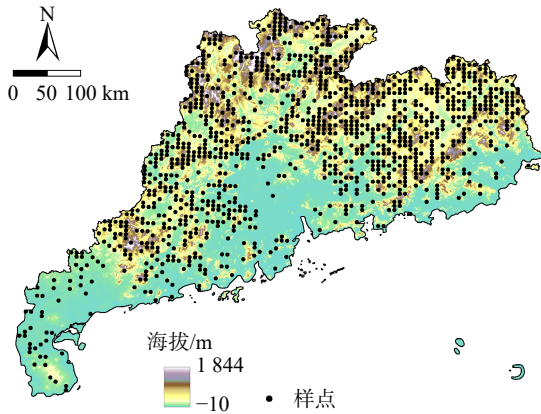


图1 广东省森林土壤样点分布图

Fig. 1 Distribution map of forest soil sample points in Guangdong Province

质原始数据经过对数转换后满足正态分布。

本研究选择了3类影响因子作为环境协变量^[21]。第1类是土壤因子,从土壤数据中筛选出11个土壤因子,包含土壤全氮含量、速效钾含量等。第2类是林分因子,林分因子数据来自2002年广东省第六次全国森林资源连续清查数据,林分数据与土壤数据同步调查获得,包含样地的林种、起源、林分蓄积、优势树种、腐殖质层厚等11个林分因子。第3类是气候因子,选择WorldClim气候数据,包含标准的19个生物气候变量,其数值为1970—2000年的平均值(表1)。

因土壤有机质预测是在样点的基础上进行的,在预测之前不需要统一分辨率。本文的广东省森林土壤有机质分布制图采用克里金空间插值方法,空间分辨率为30 m。成图时的广东省森林覆盖数据来自2020年全球30 m地表覆盖(GlobeLand30)数据中的林地数据。

1.3 研究方法

1.3.1 优化的iPSM方法

iPSM方法^[14-15, 22]主要分为环境相似度计算和土壤属性预测两个部分。在计算环境相似度之前需要刻画每一个样点的环境特征向量 \vec{e}_i 。

$$\vec{e}_i = (e_{1,i}, e_{2,i}, \dots, e_{n,i}) \quad (1)$$

式中: n 为选择的环境变量的个数, $e_{k,i}$ 是环境变量在*i*点处的特征值, $k=1, 2, \dots, n$ 。

计算环境相似度需要两个步骤:一是计算单个环境变量的相似性;二是综合所有环境变量的相似性,得到两个样点之间的环境相似性。

$$S_{i,j}^k = F(e_i^k, e_j^k) \quad (2)$$

式中: e_i^k 和 e_j^k 分别为建模点*i*和建模点*j*的第*k*个环境变量的特征值, $S_{i,j}^k$ 为建模点*i*和建模点*j*第*k*个

环境变量的相似性, F 为选用的计算环境变量相似性的函数,本研究中选用高尔函数(Gower)计算样点间的距离并转化为相似度^[23]。该方法将计算结果标准化,可以消除变量之间单位不同的影响,同时结合权重函数对各环境变量进行权重分配,计算得到点与点之间的高尔距离。

环境相似度由各环境变量相似度组成,其中每个环境变量相似度的权重确定是基于模拟退火算法随机获取一个相对较优的权重^[24]。

$$G_{i,j} = \frac{1}{n} \sum_{v=1}^n W \left(1 - \frac{|e_{v,i} - e_{v,j}|}{R(e_v)} \right) \quad (3)$$

式中: $G_{i,j}$ 为样点*i*和样点*j*之间的高尔相似度, $e_{v,i}$ 和 $e_{v,j}$ 分别是第*v*个变量在样点*i*和样点*j*的取值, $R(e_v)$ 为第*v*个变量最大值与最小值的差值, W 为权重函数。

最后,基于前面获得的环境变量的相似性和权重计算每两个样点的环境相似性。

$$S_{i,j} = \frac{G_{\max} - G_{i,j}}{G_{\max}} \quad (4)$$

式中: $G_{i,j}$ 为建模点*i*和建模点*j*的高尔距离, G_{\max} 为建模点*i*与所有样点间最大距离。

土壤属性值预测需要将每个建模点与其他点的相似度进行排序,剔除本身外,选取符合要求的代表性样点进行土壤属性值的预测。

进一步对iPSM方法进行优化,改进代表性样点筛选机制。首先,阈值法进行样点的筛选;其次,在阈值法筛选的基础上确定代表性样点的数量,只选择指定数量的代表性样点来进行土壤属性值的预测;最后,通过线性加权的方法确定每个点的权重值,进行土壤属性值预测计算。

$$V_j = \sum_r \frac{\text{if}(S_{i,j} \geq S_{\text{threshold}}, S_{i,j} V_i, 0)}{\sum_r \text{if}(S_{i,j} \geq S_{\text{threshold}}, S_{i,j}, 0)} \quad (5)$$

式中: V_j 为待测点*j*的土壤属性值, $S_{i,j}$ 为筛选出来的样点与待测点之间的环境相似度, V_i 为筛选出的样点的土壤属性值, r 为代表性样点数量。

1.3.2 变量筛选

首先,基于广义线性模型(generalized linear model, GLM)逐步回归筛选变量,并使用方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF)评估多重共线性,剔除 $VIF \geq 10$ 的变量。其次,采用iPSM方法进行单因子建模,进一步筛选关键变量。变量筛选结果如表2所示。

1.3.3 模型验证及评价

本文选用十折交叉验证的方法对模型进行验

表 1 影响森林土壤有机质的环境变量
Tab. 1 Environmental variables affecting forest soil organic matter

变量类型	影响因子	符号	单位	取值范围或分类描述
土壤因子	含水量	WC	%	2.78 ± 1.08
	pH值	pH		4.67 ± 0.35
	土壤全氮	STN	g/kg	0.94 ± 0.54
	速效钾	OK	mg/kg	91.81 ± 41.27
	最大持水量	MWC	g/kg	348.97 ± 95.56
	毛管持水量	CWC	g/kg	287.54 ± 80.07
	非毛管蓄水量	NWC	t/hm ²	688.02 ± 104.92
	总孔隙度	TP	%	45.58 ± 6.42
	毛管孔隙度	CP	%	37.74 ± 6.71
	非毛管孔隙度	NP	%	7.84 ± 4.71
	容重	BD	g/cm ³	1.35 ± 0.17
林分因子	林种	FS		用材林, 防护林, 薪炭林, 特殊用途林
	林分类型	STN		单层林, 复层林
	优势树种	DTS		马尾松 <i>Pinus massoniana</i> , 湿地松 <i>P. elliotii</i> , 杉木 <i>Cunninghamia lanceolata</i> , 栎类 <i>Quercus</i> spp., 楠木 <i>Phoebe zhennan</i> , 木荷 <i>Schima superba</i> , 桉树 <i>Eucalyptus robusta</i> , 其他硬阔类, 其他软阔类, 针叶混交林, 阔叶混交林, 针阔混交林
	起源	ORG		天然林, 人工林
	平均年龄	MA	a	16.01 ± 8.07
	平均胸径	MD	cm	10.33 ± 3.14
	平均树高	MH	m	7.75 ± 2.42
	郁闭等级	CG		密郁闭, 中度郁闭, 疏林
	林分蓄积	SV	m ³ /hm ²	30.42 ± 28.32
	枯落物层厚	LLT	cm	2.79 ± 2.70
腐殖质层厚	HLT	cm	10.46 ± 9.16	
气候因子	年平均气温	MAT	°C	20.23 ± 1.67
	月平均昼夜温差	MDR	°C	7.67 ± 0.57
	等温性	ISO		0.32 ± 0.02
	温度的季节性变异	TS		5.97 ± 0.57
	年最高气温	AMAXT	°C	31.17 ± 1.23
	年最低气温	AMINT	°C	7.22 ± 2.34
	气温年变化范围	AVT	°C	23.95 ± 2.05
	最湿润季节平均气温	MTW	°C	24.35 ± 2.32
	最干燥季节平均气温	MTD	°C	14.22 ± 2.28
	最热季节平均气温	MTH	°C	26.84 ± 1.23
	最冷季节平均气温	MTC	°C	12.37 ± 2.18
	年降水量	AP	mm	1 736.73 ± 149.33
	最湿润月份降水量	PWM	mm	396.47 ± 31.03
	最干燥月份降水量	PDM	mm	33.37 ± 4.34
	降水量的季节性变异	SVP		0.65 ± 0.05
	最湿润季节降水量	PW	mm	796.79 ± 79.58
最干燥季节降水量	PD	mm	120.32 ± 11.28	
最热季节降水量	PH	mm	702.79 ± 116.62	
最冷季节降水量	PC	mm	161.74 ± 24.53	

注: 定性因子取值为分类, 定量因子取值为平均值 ± 标准差。下同。

表2 筛选后的土壤有机质的环境变量

Tab. 2 Environmental variables of screened soil organic matter

变量类型	影响因子	符号	单位	取值范围或分类描述
土壤因子	土壤全氮	STN	g/kg	0.94 ± 0.54
	速效钾	OK	mg/kg	91.81 ± 41.27
	容重	BD	g/cm ³	1.35 ± 0.17
林分因子	优势树种	DTS		马尾松 <i>Pinus massoniana</i> , 湿地松 <i>P. elliotii</i> , 杉木 <i>Cunninghamia lanceolata</i> , 栎类 <i>Quercus</i> spp., 楠木 <i>Phoebe zhennan</i> , 木荷 <i>Schima superba</i> , 桉树 <i>Eucalyptus robusta</i> , 其他硬阔类, 其他软阔类, 针叶混交林, 阔叶混交林, 针阔混交林
	林分蓄积	SV	m ³ /hm ²	30.42 ± 28.32
	腐殖质层厚	HLT	cm	10.46 ± 9.16
气候因子	等温性	ISO		0.32 ± 0.02
	年最低气温	AMT	°C	7.22 ± 2.34

证。具体步骤:将数据平均分为10份,依次选9份数据作为训练样本建模,剩下的1份作为验证数据,重复进行10次,最后取10次精度评价结果的均值作为模型效果的估计。选用决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对值误差(mean absolute error, MAE)3个指标来评价模型的预测能力。

为了更直观反映模型的预测效果,本文选择将优化的iPSM方法的预测结果分别与iPSM方法和随机森林(random forest, RF)预测模型进行比较。RF模型是由回归树(classification and regression trees, CART)模型发展而来的一种机器学习模型,因为其参数设置简单,且不易出现过拟合情况的优点,在地形复杂的地区的预测结果也可以达到较高的精度,在目前的土壤有机质预测研究中应用较多且预测效果较好^[25-26]。因此,本文选择RF模型作为对比模型,评价优化的iPSM方法的预测效果。

2 结果与分析

2.1 土壤有机质预测误差空间分布特征

广东省2002年森林土壤有机质含量统计值为(19.77 ± 10.81) g/kg,本文利用优化的iPSM方法预测的森林土壤有机质含量统计值为(19.55 ± 8.34) g/kg。单从统计值上来看,预测效果是十分好的,但是预测效果的 R^2 均在0.75左右。本文将土壤有机质实测数据与优化的iPSM方法的预测结果分别进行插值获得广东省森林土壤有机质分布图(图2),实测值与预测值的整体分布特征均呈北部高南部低、东部高西部低的空间特征,北部森林分布较为集中,此地区大部分样点的土壤有机质含量大于20 g/kg,西部地区大部分样点的土壤有机质含量小于20 g/kg,中部偏南地区的土壤有机质集中在10~20 g/kg,南部

地区的森林土壤有机质含量较低,东部的森林土壤有机质含量在中等水平,含量多集中于10~20 g/kg。土壤有机质预测值与实测值之间差距较大区域主要分布在北部地区,进一步分析,主要是出现在土壤有机质含量较高的地区。

广东省森林土壤有机质的预测误差值呈现出北高南低、东高西低的分布特征(图3)。全省大部分地区的预测误差值都小于5 g/kg,误差较大的区域集中在北部地区,部分区域的误差可以达到20 g/kg以上;中部偏东也有小部分区域的预测误差值较大,预测误差在10 g/kg左右;南部地区预测误差基本在5 g/kg以下。

2.2 模型的评价与比较

优化的iPSM方法的 R^2 高于0.74, iPSM方法的 R^2 低于0.70,而随机森林预测模型的 R^2 略高于iPSM方法。从MAE指标中也可以得出,优化后的iPSM方法误差均小于另外两种方法。因此,优化的iPSM方法在广东省森林土壤有机质预测中效果均优于另外两类模型(表3)。

基于十折交叉验证的计算结果统计分析优化的iPSM方法的稳定性(表4)。10次验证结果中, R^2 的最大值为0.879 8,最小值为0.565 7,两者之间的相差较小;MAE的最大值为5.531 2,最小值为2.135 3,两者之差也相对较小,平均值与最小值更接近,说明整体MAE偏小;RMSE的最大值与最小值之间的差值相对较大,但是综合3个评价指标的值,可以得出模型的稳定性相对较好。

2.3 环境变量的相对重要性

为了更直观分析环境变量对森林土壤有机质的影响,对3类环境变量在土壤有机质预测中的相对重要性进行了排序。随机森林模型的环境变量重要性排序根据随机森林预测模型中自带的变量重要性

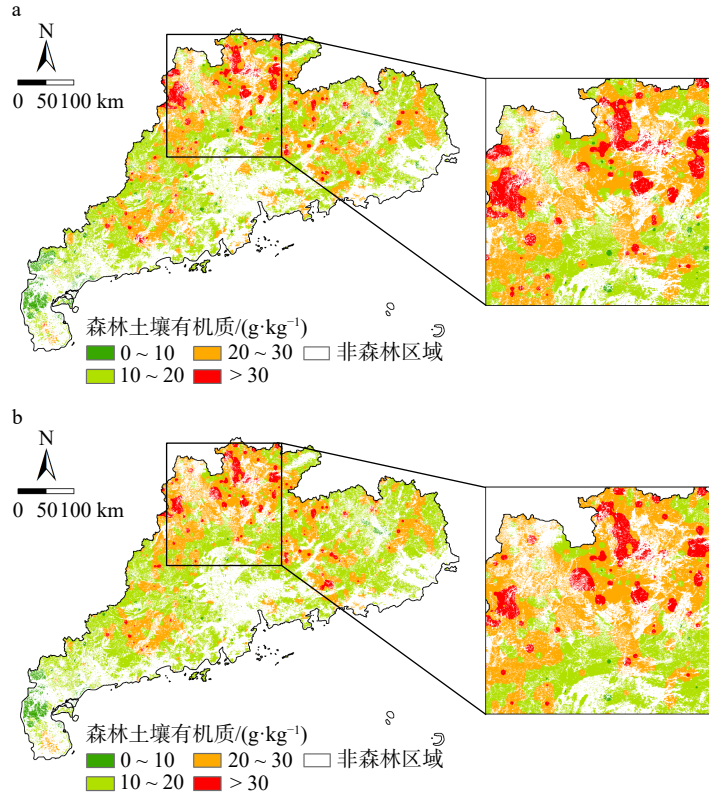


图 2 广东省森林土壤有机质实测插值(a)和优化的 iPSM 方法预测结果(b)

Fig. 2 Interpolation of measured organic matter in forest soil in Guangdong Province (a) and prediction results of optimized iPSM method (b)

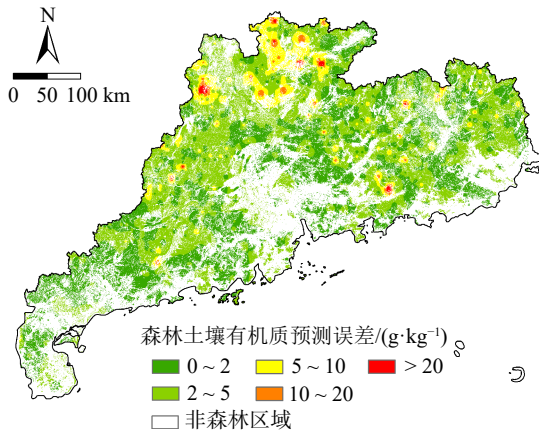


图 3 广东省森林土壤有机质预测误差空间分布特征

Fig. 3 Spatial distribution characteristics of prediction errors in forest soil organic matter in Guangdong Province

算法得出, iPSM 方法的重要性排序则根据权重比例计算得到, 因本文优化的 iPSM 方法与原方法的重要性排序相同, 本文仅对 iPSM 方法的变量重要性进行展示比较(图 4)。

在两种预测模型中, 8 个环境变量的重要性占比表现出一定的相似性。从变量类型来看, 土壤变量的重要性占比最大, 是主要的解释变量, 其次是林分因子, 而气候因子的重要性占比相对较低。尽管在两个模型中各环境变量的重要性占比排序存在部分差异, 但土壤变量中的全氮含量和速效钾含量在

表 3 森林土壤有机质预测精度

Tab. 3 Prediction accuracy of forest soil organic matter

预测模型	相似性 阈值	代表性样 点数量	R^2	RMSE/ ($g \cdot kg^{-1}$)	MAE/ ($g \cdot kg^{-1}$)
优化的 iPSM	0.8	11	0.741 9	2.960 2	5.106 9
iPSM	0.8		0.683 8	2.940 7	6.074 9
随机森林			0.704 7	2.976 3	5.870 6

表 4 优化的 iPSM 方法的评价指标统计值

Tab. 4 Statistical values of evaluation indicators for optimized iPSM methods

指标	R^2	MAE/($g \cdot kg^{-1}$)	RMSE/($g \cdot kg^{-1}$)
最大值	0.879 8	5.531 2	10.841 8
最小值	0.565 7	2.135 3	2.685 1
平均值	0.741 9	2.960 2	5.106 9

两个模型中的相对重要性始终位居前 3。

3 讨 论

针对北部地区预测误差较大的问题, 通过对误差样点的分析发现, 这部分样点与其他样点的总体相似度较低, 其最高相似度也显著低于其他区域, 且在设定相似度阈值下难以获取足够数量的相似样点。这表明样点所在环境差别较大导致土壤有机质含量差别较大, 从而影响了预测精度。

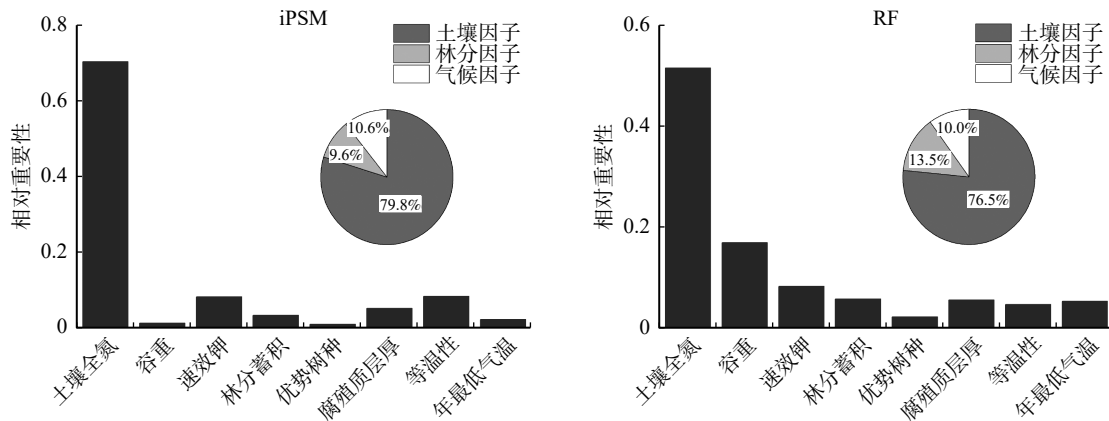


图4 环境变量对于森林土壤有机质预测的相对重要性

Fig. 4 Relative importance of environmental variables in predicting forest soil organic matter

基于成土因子学说,环境变量对土壤有机质含量有较大的影响。本研究选用了林分因子、气候因子和土壤因子作为建模变量,建立的模型在一定程度上提升了土壤有机质含量的预测效果。然而,土壤有机质含量还受到多种因素的影响,例如地形因子(包括海拔、地貌类型、坡度、坡向等)以及通过遥感数据演算得到的植被指数^[27-28]。因此,在后续的研究中,有必要将地形因子和植被指数纳入到预测模型中,以进一步提高森林土壤有机质的预测精度。

本文对朱阿兴提出的 iPSM 方法进行了改进,获得优化后的土壤有机质预测模型。在参数设置方面,原方法仅通过阈值法选择代表性土壤样点。然而,本研究发现样点之间的环境相似度较为集中且数值较高,但总体环境相似度差异较大。因此,本文增加了代表性样点数量的筛选过程,以获得更客观有效的相似度计算结果。改进后的模型 R^2 提高了约 6%。但在试验过程中,我们发现不同变量组合的最佳代表性样点数量存在差异,无法统一使用相同的样点数量。因此,在后续的研究中需进一步优化代表性样点数量的确定方法,以提高模型的客观性和有效性。

4 结 论

本研究通过优化参数设置改进了个体样点代表性数字土壤制图(iPSM)方法,并将其应用于广东省森林土壤有机质空间预测。在综合考虑土壤属性、林分特征和气候因子的基础上,构建了空间分辨率为 30 m 的广东省森林土壤有机质分布预测模型。结果表明,改进后的 iPSM 方法较原模型预测精度有所提升。本研究为省级尺度森林土壤有机质的高精度数字制图提供了方法学参考。

参 考 文 献

[1] Post W M, Kwon K C. Soil carbon sequestration and land-use

change: processes and potential[J]. *Global Change Biology*, 2000, 6(3): 317-327.

[2] Post W M, Emanuel W R, Zinke P J, et al. Soil carbon pools and world life zones[J]. *Nature*, 1982, 298: 156-159.

[3] 孙国栋. 标准物质和森林表层土壤有机质分子水平特征及其影响因素[D]. 兰州: 西北师范大学, 2022.

Sun G D. Molecular-level characteristics of organic matter in standard reference materials and forest surface soils and the influencing factors [D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2022.

[4] 杨承栋. 我国人工林土壤有机质的量和质下降是制约林木生长的关键因子[J]. *林业科学*, 2016, 52(12): 1-12.

Yang C D. Decline of quantity and quality of soil organic matter is the key factor restricting the growth of plantation in China[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2016, 52(12): 1-12.

[5] Podwojewski P, Poulénard J, Nguyet L M, et al. Climate and vegetation determine soil organic matter status in an alpine inner-tropical soil catena in the Fansipan Mountain, Vietnam[J]. *Catena*, 2011, 87(2): 226-239.

[6] Marco A J G, Ana M Á, Pilar C, et al. Climate variability in Mediterranean ecosystems is reflected by soil organic matter pyrolytic fingerprint[J]. *Geoderma*, 2020, 374: 114443.

[7] McBratney A B, Mendonça S M L, Minasny B. On digital soil mapping[J]. *Geoderma*, 2003, 117: 3-52.

[8] 李志斌. 基于地统计学方法和 Scorpan 模型的土壤有机质空间模拟研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2010.

Li Z B. Soil organic matter prediction based on geostatistics and Scorpan model: a case study in Shulan of Jilin Province [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2010.

[9] Liu Q, He L. Digital mapping of soil organic carbon density using newly developed bare soil spectral indices and deep neural network[J]. *Catena*, 2022, 219: 106603.

[10] Meng X, Bao Y, Zhang X, et al. Prediction of soil organic matter using different soil classification hierarchical level stratification strategies and spectral characteristic parameters[J]. *Geoderma*, 2022, 411: 115696.

[11] Hendriks C, Jetse J, Álvarez-Martínez J, et al. Introducing a

- mechanistic model in digital soil mapping to predict soil organic matter stocks in the Cantabrian region (Spain)[J]. *European Journal of Soil Science*, 2021, 72(2): 704–719.
- [12] Song Y Q, Sun N, Zhang L. Using multispectral variables to estimate heavy metals content in agricultural soils: a case of suburban area in Tianjin, China [J]. *Geoderma Regional*, 2022, 29: e00540.
- [13] Upek B, Launiainen S, Peltoniemi M, et al. Evaluating CENTURY and Yasso soil carbon models for CO₂ emissions and organic carbon stocks of boreal forest soil with Bayesian multi-model inference[J]. *European Journal of Soil Science*, 2019, 70(4): 847–858.
- [14] 朱阿兴, 李宝林, 杨琳, 等. 基于 GIS、模糊逻辑和专家知识的土壤制图及其在中国应用前景 [J]. *土壤学报*, 2005(5): 142–149.
- Zhu A X, Li B L, Yang L, et al. Predictive soil mapping based on a GIS, expert knowledge, and fuzzy logic framework and its application prospects in China[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2005(5): 142–149.
- [15] Zhu A X, Liu J, Du F, et al. Predictive soil mapping with limited sample data[J]. *European Journal of Soil Science*, 2015, 66(3): 535–547.
- [16] 柯善新, 胡觉, 黄湘南. 广东省“十四五”期间森林资源保护与发展思考 [J]. *中南林业调查规划*, 2019, 38(3): 5–10, 24.
- Ke S X, Hu J, Huang X N. Thought on protection and development of forest resources in Guangdong Province in the 14th Five-Year Plan period[J]. *Central South Forest Inventory and Planning*, 2019, 38(3): 5–10, 24.
- [17] 苏省. 广东省森林生态状况动态分析及质量评价 [J]. *林业科技开发*, 2014, 28(1): 1–6.
- Su X. Dynamic analysis and quality evaluation of forest ecological status in Guangdong Province[J]. *Forestry Science and Technology*, 2014, 28(1): 1–6.
- [18] Madlene N, Kay S, Andri B, et al. Evaluation of digital soil mapping approaches with large sets of environmental covariates[J]. *Soil*, 2018(4): 1–22.
- [19] 颜祥照, 姚艳敏, 张霄羽. 土壤有机质遥感制图研究进展与展望 [J]. *中国农业信息*, 2019, 31(3): 13–26.
- Yan X Z, Yao Y M, Zhang X Y. Progress and prospect of remote sensing mapping of soil organic matter[J]. *China Agricultural Informatics*, 2019, 31(3): 14.
- [20] 郑镜明, 张红爱, 梁素莲. 广东省林地土壤监测研究报告 [J]. *广东林业科技*, 2009, 25(3): 29–34.
- Zheng J M, Zhang H A, Liang S L. Report on forest soil monitoring in Guangdong Province[J]. *Guangdong Forestry Science and Technology*, 2009, 25(3): 29–34.
- [21] 刘晓彤, 黄金金, 张逸如, 等. 基于广义可加模型的广东省森林土壤有机质影响因子 [J]. *生态学杂志*, 2021, 41(11): 2278–2288.
- Liu X T, Huang J J, Zhang Y R, et al. Analysis of influencing factors on forest soil organic matter in Guangdong Province based on GAM model[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2021, 41(11): 2278–2288.
- [22] Fan N Q, Zhao F H, Zhu L J, et al. Digital soil mapping with adaptive consideration of the applicability of environmental covariates over large areas [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 113: 102986.
- [23] Gower J C. A general coefficient of similarity and some of its properties[J]. *Biometrics*, 1971, 27: 857–871.
- [24] Bélisle C J. Convergence theorems for a class of simulated annealing algorithms on R [J]. *Journal of Applied Probability*, 1992, 29: 885–895.
- [25] 夏晨真, 姜艳艳, 张星宇, 等. 基于无人机高光谱影像的黑土区玉米农田土壤有机质估算 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(8): 2617–2626.
- Xia C Z, Jiang Y Y, Zhang X Y, et al. Estimation of soil organic matter in maize field of black soil area based on UAV hyperspectral image[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(8): 2617–2626.
- [26] 姜赛平, 张怀志, 张认连, 等. 基于三种空间预测模型的海南岛土壤有机质空间分布研究 [J]. *土壤学报*, 2018, 55(4): 1007–1017.
- Jiang S P, Zhang H Z, Zhang R L, et al. Research on spatial distribution of soil organic matter in Hainan Island based on three spatial prediction models[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2018, 55(4): 1007–1017.
- [27] 陈桂良, 刘忠妹, 许木果, 等. 云南山地胶园土壤有机质高光谱估算 [J]. *中国农学通报*, 2023, 39(13): 87–94.
- Chen G L, Liu Z M, Xu M G, et al. Hyper-spectral estimation for soil organic matter in Yunnan mountainous rubber plantations[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2023, 39(13): 87–94.
- [28] 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.

(责任编辑 孟瑶 李契
责任编辑 杨晓晖)