

DOI: 10.20103/j.stxb.202407051571

郭晓雪, 刘桂炳, 张会儒, 刘宪钊, 曾冀. 中国南亚热带森林土壤有机碳影响因素及分布特征. 生态学报, 2025, 45(6): 2669-2681.

Guo X X, Liu G B, Zhang H R, Liu X Z, Zeng J. Influencing factors and spatial distribution characteristics of soil organic carbon in subtropical forests of China. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(6): 2669-2681.

## 中国南亚热带森林土壤有机碳影响因素及分布特征

郭晓雪<sup>1</sup>, 刘桂炳<sup>4</sup>, 张会儒<sup>1,2</sup>, 刘宪钊<sup>1,\*</sup>, 曾冀<sup>3</sup>

1 中国林业科学研究院资源信息研究所, 林木资源高效生产全国重点实验室, 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

2 中国林业科学研究院华北林业实验中心, 北京 102300

3 中国林业科学研究院热带林业实验中心, 凭祥 532600

4 崇义县林业技术推广中心, 赣州 341300

**摘要:** 中国南亚热带森林生态系统的土壤具有巨大的碳封存潜力, 对于减缓气候变化做出了巨大的贡献, 因此对南亚热带森林土壤有机碳空间分布格局的精准评估与管理对全球气候变化至关重要。为探讨森林土壤有机碳的空间分布及其影响因素, 以 2017 年中国林业科学研究院热带林业实验中心的 186 个固定监测样地为研究对象, 利用随机森林模型、随机森林加残差克里格模型和 SHAP 解释方法, 结合实测植被数据、地形因子、遥感指数和气候变量等协变量, 对土壤有机碳含量的空间分布进行了分析, 并进一步确定了影响其变化的主要因素。研究表明: 各因素对土壤有机碳含量的影响程度存在差异, 并显示出一定的规律性。研究区土壤有机碳含量范围介于 4.13—34.80g/kg 之间, 与气候、海拔、生物量等因子之间均呈现显著相关性 ( $P < 0.05$ )。其中, 地形和气候是影响土壤有机碳含量空间分布的主要因素, 共同解释了预测结果的 74.23%; 而植被因素中的地上生物量、地下生物量和草本盖度也对土壤有机碳含量有显著影响, 可解释预测结果的 25.77%。同时, 土壤有机碳含量随海拔、年平均降水量、生物量等因素的升高呈非线性增加趋势, 随最暖月平均温度和最冷月平均温度之差、哈格里夫斯参考蒸发量、灌木 Simpson 指数等因素的增加而呈现出非线性减小趋势。两种方法预测的土壤有机碳含量空间分布的总体变化趋势基本一致, 土壤有机碳含量在海拔较高、森林覆盖率较高和降水较多的地区呈现出较高的积累。与随机森林模型相比, 随机森林加残差克里格模型在标准差、变异系数上更接近实际值, 在考虑空间自相关性和环境相关性时具有更高的预测精度和可解释性。综上所述, 本研究为理解林地土壤有机碳含量的空间分布及其影响因素提供了理论依据, 对于制定增加土壤碳汇、减少碳排放的林地管理策略具有一定的参考作用。

**关键词:** 土壤有机碳; 空间分布; 环境协变量

## Influencing factors and spatial distribution characteristics of soil organic carbon in subtropical forests of China

GUO Xiaoxue<sup>1</sup>, LIU Guibing<sup>4</sup>, ZHANG Huiru<sup>1,2</sup>, LIU Xianzhao<sup>1,\*</sup>, ZENG Ji<sup>3</sup>

1 State Key Laboratory of Efficient Production of Forest Resources, Key Laboratory of Forest Management and Growth Modelling, National Forestry and Grassland Administration, Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China

2 Experimental Center of Forestry in North China, Chinese Academy of Forestry, Beijing 102300, China

3 Tropical Forestry Research Center, Chinese Academy of Forestry, Pingxiang 532600, China

4 Chongyi County Forestry Technology Promotion Center, Ganzhou 341300, China

**Abstract:** The soil in China's subtropical forest ecosystems possesses a tremendous capacity carbon sequestration potential, making a substantial contribution to mitigating climate change. Consequently, precise assessment and management of the spatial distribution of forest soil organic carbon (SOC) are essential in combating global climate change. In this study, to

基金项目: 十四五国家重点研发计划(2023YFE0112805); 国家自然科学基金(32271878)

收稿日期: 2024-07-05; 网络出版日期: 2024-12-24

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: lxz9179@163.com

explore the spatial distribution of SOC in subtropical forest land and its influencing factors, data were drawn from 186 permanent monitoring plots surveyed in 2017 at the Experimental Center of Tropical Forestry under the Chinese Academy of Forestry, which served as the primary research sites. Using a combination of the random forest model, the random forest with residual kriging model, and the SHapley Additive exPlanations (SHAP) interpretative method, the spatial distribution patterns of SOC content were analyzed. This analysis integrated measured vegetation data, terrain features, remote sensing indices, and climate variables as covariates, allowing identification of the primary factors influencing SOC variation. The results revealed that each factor impacted SOC content in distinct ways, with their modes of action and degrees of influence demonstrating certain regular patterns. The SOC content in the study area ranged from 4.13 to 34.80g/kg and showed significant correlations with climate variables, altitude, biomass, and other factors ( $P < 0.05$ ). Notably, topography and climate variables were the main factors influencing the spatial distribution of SOC, collectively explaining 74.23% of the prediction results. Measured vegetation data, including aboveground biomass, belowground biomass, and herb cover, also had significant effects on SOC content, accounting for 25.77% of the explained variance. Simultaneously, SOC content exhibited a nonlinear increasing trend with the elevation, mean annual precipitation, and biomass, while showing a nonlinear decreasing trend with the temperature difference between mean warmest month temperature and mean coldest month temperature, hargreaves reference evaporation, and the Simpson index of shrubs. The overall spatial distribution trends of SOC predicted by the two methods were largely consistent, with higher SOC accumulation observed in areas with higher elevations, greater forest cover, and more precipitation. Compared to the random forest model, the random forest with residual kriging model showed better alignment with observed values in terms of standard deviation and coefficient of variation. This model offers higher predictive accuracy and interpretability by accounting for spatial autocorrelation and environmental correlations. In conclusion, this study provides a theoretical basis for understanding the spatial distribution of SOC content in forest land and its influencing factors. It offers valuable insights for formulating forest management strategies aimed at increasing soil carbon sequestration and reducing carbon emissions.

**Key Words:** soil organic carbon; spatial distribution; environmental covariate

在陆地生态系统中,土壤是最主要和最大的有机碳储存库,即使微小的土壤有机碳(Soil Organic Carbon, SOC)含量变化也会显著影响全球碳收支平衡<sup>[1-2]</sup>。森林土壤中储存了70%以上的SOC,对于调节气候、维持全球碳循环做出了巨大的贡献<sup>[3-4]</sup>。研究表明,东亚地区的亚热带季风森林生态系统是全球森林碳吸收量最高的生态系统之一,是除中高纬度欧洲和北美森林外的另一个大型碳吸收区域<sup>[5]</sup>。我国南亚热带森林生态系统正处于快速恢复期和生长期,具有巨大的固碳潜力,是我国陆地碳储量的主要来源<sup>[6]</sup>。因此,深入了解我国南亚热带森林SOC的空间分布特征及其影响因素,对于制定有效的森林管理以缓解区域和全球气候变化具有至关重要的意义。

森林SOC含量与温度、降水、地形等自然环境和刀耕火种、植树造林等人为活动密切相关<sup>[7]</sup>。SOC是受环境因子驱动的反应变量,其空间分布受气候因子、地形因子与植被因子的交互影响。其中植物生物量是土壤有机质输入的主要来源,在植被覆盖较高的地区,SOC的空间分布对植被分布具有很强的依赖性<sup>[8-9]</sup>。因此在植被茂密地区,遥感植被指数或实测数据常用于解释土壤属性空间分布的不确定性。例如,郑智超等<sup>[10]</sup>的研究发现森林SOC含量与林分类型、林分状况密切相关,而舒蛟靖等<sup>[11]</sup>的研究指出林木的平均胸径、平均树高等林分因子是影响SOC密度的主导因子。

数字土壤制图被广泛应用于准确有效地描述土壤属性的空间分布<sup>[12]</sup>。尽管各种预测方法(如地质统计学方法和多元线性回归),被认为可以有效反映土壤性质的空间分布,但土壤性质与环境变量之间的关系往往是非线性和复杂的,传统制图方法可能无法准确描述SOC分布的异质性。近年来,机器学习方法在分析大规模土壤数据集、结合各种环境协变量和遥感数据以生成高分辨率土壤图方面受到越来越多的关注<sup>[13]</sup>。随

机森林(Random Forest, RF)因其对过拟合和噪声的鲁棒性,在土壤属性预测中得到广泛应用<sup>[14-15]</sup>。然而,RF在预测土壤属性空间分布过程中只考虑了土壤属性与环境变量之间的关系,容易忽略空间自相关的影响。为了克服这一缺点,一种新的空间分布预测方法——随机森林加残差克里格法(Random Forest with Residual Kriging, RFRK)被提出<sup>[16]</sup>。许多研究表明,这种混合预测方法,在考虑观测数据的空间结构和环境相关性时的预测结果通常优于简单的线性回归和一般的普通克里格<sup>[17]</sup>。尽管机器学习在地理学和其他领域被广泛使用,但通常被视为黑箱模型,这在需要解释性的地理研究中是一大挑战。通过博弈论技术,SHAP (SHapley Additive exPlanations)提供了对每个特征对特定预测贡献的见解,从而衡量特征的重要性<sup>[18-19]</sup>。

中国林业科学研究院热带林业实验中心(简称“热林中心”)是中国热带、亚热带林业研究的实验基地,于2011年建立森林资源监测体系样地,并以2年为周期对设置的固定样地进行复测调查<sup>[20]</sup>。本研究以热林中心为研究区域,旨在探讨中国南亚热带森林中影响SOC空间分布的关键环境因素及其分布特征。以热林中心2017年的186个固定监测样地为研究对象,基于各样地的实测SOC含量数据,以实测植被数据、地形因子、遥感指数和气候变量作为协变量,采用RF和RFRK模型构建SOC含量的空间分布预测模型,并绘制SOC含量的空间分布预测图。通过SHAP解释方法,对研究区SOC含量空间分布的影响因素进行可视化分析,揭示SOC含量与环境变量的关系,进一步确定影响其变化的主要因素及各因素的影响程度。以期为森林管理策略、森林生态系统SOC储量的准确评估提供支持,从而为增强土壤碳储存并减缓气候影响提供基础参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

热林中心位于广西壮族自治区凭祥市,北纬 $21^{\circ}57'—22^{\circ}19'$ ,东经 $106^{\circ}39'—106^{\circ}59'$ (图1)。该地区以低山丘陵为主要地貌,海拔高度介于90—950m之间。受亚热带季风气候的影响,降雨充沛,呈现明显的干湿季节变化。年均降雨量1200—1500mm,年均气温约为 $20.5—21.7^{\circ}\text{C}$ 。主要土壤类型为赤红壤和紫色土<sup>[20]</sup>。

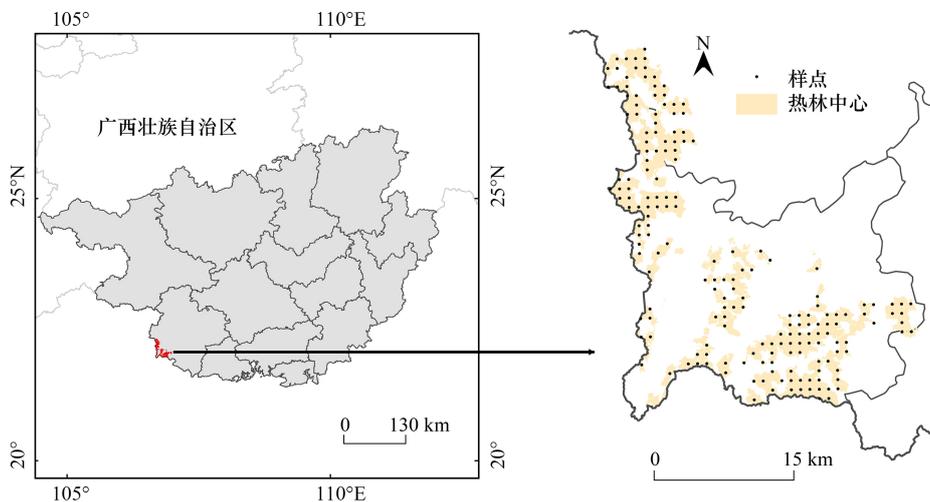


图1 研究区地理位置及样地分布图

Fig.1 Geographical location and sampling points distribution of the study area

### 1.2 土壤样品的获取与测定

采用系统采样法,在热林中心以 $1\text{km}\times 1\text{km}$ 公里网为网格尺寸建立了森林资源监测样地。于2017年进行实地调查,共调查样地186个,每个样地调查面积为 $400\text{m}^2$ (图1)。在记录样地的经纬度及地形因素(如海拔、坡度、坡向)等样地基本信息后,采用梅花取样法,分别从样地的东、西、南、北及中心位置采集表层土壤样品,取样后均匀混合成不少于1kg的土壤样品。样品经过风干和粉碎处理后,利用重铬酸钾外加热法测定SOC含量。

### 1.3 环境协变量及其数据来源

对每个样地内所有胸径 $\geq 5\text{cm}$ 的乔木进行每木检尺,记录树种信息,并在每个样地内设置3个 $4\text{m}\times 4\text{m}$ 的灌木样方与3个 $1\text{m}\times 1\text{m}$ 的草本样方,用于调查灌木种类、个体数量、盖度及草本盖度。同时,还记录了每个样地的枯落物盖度和厚度。采用丰富度、Shannon 指数和 Simpson 指数计算各样地多样性指数,径阶按 $2\text{cm}$ 标准整化,高阶按 $2\text{m}$ 标准整化。

186个样地中共有174个样地含有乔木层,其基本情况见表1;所有样地的灌木层、草本层和枯落物层的情况见表2。所有数据均通过反距离权重法进行了插值处理,以生成 $30\text{m}$ 分辨率的栅格数据。

表1 乔木层基本情况( $n=174$ )

Table 1 Basic Information of tree layer ( $n=174$ )

| 植物层次<br>Forest layers | 变量<br>Variable                     | 变量符号<br>Variable symbol | 最小值<br>Min. | 最大值<br>Max. | 均值<br>Mean | 标准差<br>Standard deviation |
|-----------------------|------------------------------------|-------------------------|-------------|-------------|------------|---------------------------|
| 乔木层<br>Canopy layer   | 每公顷断面积/ $(\text{m}^2/\text{hm}^2)$ | BA                      | 0.55        | 43.52       | 15.94      | 82.50                     |
|                       | 林分密度/ $(\text{株}/\text{hm}^2)$     | N                       | 50          | 2475        | 614        | 150096                    |
|                       | 地上生物量/ $(\text{t}/\text{hm}^2)$    | AGB                     | 1.53        | 471.58      | 84.52      | 4385.68                   |
|                       | 地下生物量/ $(\text{t}/\text{hm}^2)$    | BGB                     | 0.40        | 63.30       | 15.45      | 113.68                    |
|                       | 林分物种丰富度                            | SR                      | 1           | 15          | 4          | 11                        |
|                       | 林分 Shannon 指数                      | H                       | 0.00        | 2.49        | 0.86       | 0.49                      |
|                       | 林分 Simpson 指数                      | D                       | 0.00        | 0.90        | 0.41       | 0.09                      |
|                       | 林分胸径丰富度                            | DBH_R                   | 1           | 19          | 9          | 10                        |
|                       | 林分胸径 Shannon 指数                    | DBH_H                   | 0.00        | 2.87        | 1.90       | 0.18                      |
|                       | 林分胸径 Simpson 指数                    | DBH_D                   | 0.00        | 0.94        | 0.81       | 0.01                      |
|                       | 林分树高丰富度                            | H_R                     | 2           | 13          | 6          | 5                         |
|                       | 林分树高 Shannon 指数                    | H_H                     | 0.33        | 2.35        | 1.47       | 0.19                      |
|                       | 林分树高 Simpson 指数                    | H_D                     | 0.18        | 0.89        | 0.71       | 0.02                      |

BA:每公顷断面积 Basal area per hectare;N:林分密度 Stand density;AGB:地上生物量 Aboveground biomass;BGB:地下生物量 Belowground biomass;SR:林分物种丰富度 Species richness of the stand;H:林分 Shannon 指数 Shannon-Wiener diversity index of the stand;D:林分 Simpson 指数 Simpson's diversity index of the stand;DBH\_R:林分胸径丰富度 Diameter at breast height richness of the stand;DBH\_H:林分胸径 Shannon 指数 Shannon-Wiener diversity index based on diameter at breast height of the stand;DBH\_D:林分胸径 Simpson 指数 Simpson's diversity index based on diameter at breast height of the stand;H\_R:林分树高丰富度 Tree height richness of the stand;H\_H:林分树高 Shannon 指数 Shannon-Wiener diversity index based on tree height of the stand;H\_D:林分树高 Simpson 指数 Simpson's diversity index based on tree height of the stand

表2 灌木层、草本层和枯落物层基本情况

Table 2 Basic Information of shrub layer, herb layer, and litter layer

| 植物层次<br>Forest layers | 变量<br>Variable | 变量符号<br>Variable symbol | 范围<br>Range |
|-----------------------|----------------|-------------------------|-------------|
| 灌木层<br>Shrub layer    | 灌木盖度/%         | SC                      | [0,60]      |
|                       | 灌木物种丰富度        | SR_shrubs               | [0,20]      |
|                       | 灌木 Shannon 指数  | H_shrubs                | [0,2.82]    |
|                       | 灌木 Simpson 指数  | D_shrubs                | [0,0.93]    |
| 草本层 Herb layer        | 草本盖度/%         | HC                      | [1,100]     |
| 枯落物层 Litter layer     | 枯落物盖度/%        | LC                      | [5,100]     |
|                       | 枯落物厚度/cm       | LD                      | [0,4.72]    |

SC:灌木盖度 Shrub cover;SR\_shrubs:灌木物种丰富度 Species richness of shrubs;H\_shrubs:灌木 Shannon 指数 Shannon-Wiener diversity index of shrubs;D\_shrubs:灌木 Simpson 指数 Simpson's diversity index of shrubs;HC:草本盖度 Herb cover;LC:枯落物盖度 Litter cover;LD:枯落物厚度 Litter depth

SOC 含量的空间分布也会受到地形、气候等环境因素的影响,因此除植被因素外,初步选择了11种环境协变量共同对研究区的SOC进行预测分析(表3)。这些协变量中,地形因子如海拔、坡度和坡向直接基于各

样地的实地测量数据直接获取。遥感数据由 Landsat 8 OLI 卫星影像提供,选取 2017 年至 2018 年间植被生长季天气晴朗且样地上空无云层遮蔽的影像,所有影像的空间分辨率为 30m。其中植被指数 NDVI 用于反映植被的整体分布状况,而土壤指数 SI 反映地表裸露土壤的程度<sup>[21]</sup>。Wet 指数用于评估地表的湿润状况。绿色叶绿素指数 CIG 反映了植被绿叶面积和冠层氮的情况,进而提供有关植被健康状况和生长潜力的信息<sup>[22]</sup>。气候数据,包括年平均温度等,由 ClimateAP 生成<sup>[23]</sup>。地形数据和气候数据均通过反距离权重法重新插值为 30m 分辨率的栅格数据。

表 3 环境因素

Table 3 Summary of environmental factors

| 环境因素<br>Environmental factors | 变量<br>Variable        | 变量符号<br>Variable symbol |
|-------------------------------|-----------------------|-------------------------|
| 地形因子 Topographic factors      | 海拔(m)                 | EL                      |
|                               | 坡度(°)                 | SL                      |
|                               | 坡向(°)                 | ASP                     |
| 遥感指数 Remote sensing indices   | 归一化植被指数               | NDVI                    |
|                               | 裸土指数                  | SI                      |
|                               | 湿度指数                  | Wet                     |
|                               | 绿色叶绿素指数               | CIG                     |
| 气候变量 Climatic variables       | 年平均降水量(mm)            | MAP                     |
|                               | 年平均温度(°C)             | MAT                     |
|                               | 最暖月平均温度和最冷月平均温度之差(°C) | TD                      |
|                               | 哈格里夫斯相对蒸发量            | EREF                    |

EL:海拔 Elevation;SL:坡度 Slope degree;ASP:坡向 Slope aspect;NDVI:归一化植被指数 Normalized Difference Vegetation Index;SI:裸土指数 Soil Index;Wet:湿度指数 Wetness Index;CIG:绿色叶绿素指数 Green Chlorophyll Index;MAP:年平均降水量 Mean annual precipitation;MAT:年平均温度 Mean annual temperature;TD:最暖月平均温度和最冷月平均温度之差 Difference between mean temperature of warmest month and mean temperature of coldest month;EREF:哈格里夫斯相对蒸发量 Hargreaves reference evaporation

## 1.4 模型构建及精度检验

### 1.4.1 RF 模型

RF 是一种常见的基于分类或回归树的机器学习算法,被广泛应用于非参数多元建模技术,特别适用于捕获非线性依赖关系<sup>[24]</sup>。该算法通过对采样位置的协变量和目标变量的组合进行训练,然后在未采样位置进行预测,是一种有效的建模技术<sup>[25]</sup>。

### 1.4.2 RFRK 模型

RFRK 是对 RF 的延伸,将 RF 的预测能力与克里格插值技术结合,以提高预测的准确性<sup>[16]</sup>。在某些情况下,随机森林模型的残差可能呈现出空间相关性。因此,RFRK 通过将残差重新加入到确定性分量中,并通过地统计分析进一步提高模型的预测精度,以校正可能存在的空间趋势<sup>[26]</sup>。本研究利用 RFRK 方法对由 RF 模型生成的预测结果进行细化。具体而言,通过普通克里格插值将 RF 模型的残差插值到预测网格中,然后将插值后的残差与 RF 的预测结果相加,以获得最终的 SOC 预测结果。RFRK 的公式如下:

$$P_{\text{RFRK}}(x_o) = T_{\text{RF}}(x_o) + \varepsilon_{\text{RF}}(x_o)$$

式中, $P_{\text{RFRK}}(x_o)$  为 RFRK 在  $x_o$  位置预测的 SOM 含量, $T_{\text{RF}}(x_o)$  为 RF 拟合的趋势, $\varepsilon_{\text{RF}}(x_o)$  为拟合的克里格残差。

### 1.4.3 SHAP 模型

SHAP 模型是一种解释性机器学习方法,旨在解释单个预测结果的特征重要性<sup>[27]</sup>。该模型基于博弈论中的 Shapley 值概念,通过将特征值的不同组合应用于模型,提供了对每个特征对特定预测的贡献的见解。SHAP 模型不仅提供了单个特征的重要性评估,还能够展示每个特征值的影响程度和方向,从而增强了对模型预测结果的解释性<sup>[28]</sup>。在本研究中,我们采用 SHAP 模型来解释影响研究区 SOC 含量的主要影响因素,并探讨 SOC 和各变量之间的相互作用。

#### 1.4.4 精度检验

本研究采用 10 折交叉验证方法来评估模型的预测精度,为了获取稳定的模型预测值,以 100 次迭代结果的平均值作为模型的预测结果。使用决定系数( $R$ -Square,  $R^2$ )、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、总相对误差(Total Relative Error, TRE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)对模型进行评价,计算公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_j - x_i|$$

$$\text{TRE} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_j)}{\sum_{i=1}^n x_j} \times 100\%$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

式中, $n$  为预测值或实测值个数, $x_i$  为取样点实测值, $\bar{x}$  为实测值的平均值, $x_j$  为取样点预测值。

## 2 结果

### 2.1 土壤有机碳描述性统计

研究区范围内的 SOC 含量描述性统计结果表明(图 2),SOC 含量范围介于 4.13—34.80g/kg 之间,均值为 14.47g/kg,标准差为 6.14g/kg,变异系数为 42.42%,呈中等程度的空间变异。

研究区涵盖了多种林分类型(针叶林、阔叶林和混交林)以及无林地,不同林分类型和无林地的 SOC 含量分布情况如图 2 所示。尽管不同林分类型 SOC 含量分布没有显著差异,从 SOC 含量的平均值大小表现为:混交林>阔叶林>针叶林>无林地。

### 2.2 变量的筛选

为确保预测精度不受多重共线性和过度拟合的影响,对协变量进行筛选,排除多余和不相关的变量。首先,使用相关性分析,选择与 SOC 含量具有显著相关性的变量。图 3 展示了 SOC 含量与各个变量之间的相关性。共有 15 个变量与 SOC 含量具有显著相关性,其中 SOC 含量与各气候变量之间均呈现显著相关性,与 MAP 呈现极显著的正相关,而与 TD、EREF 和 MAT 呈现极显著的负相关。在植被因素方面,SOC 含量与 BA、AGB、BGB、DBH\_H 和 HC 之间呈现显著正相关,而与 SR\_shrubs 和 H\_shrubs 之间则呈现显著负相关。同时,SOC 含量与 EL、NDVI 和 CIg 之间也存在显著正相关。此外,采用方差膨胀因子(Variance Inflation Factor, VIF)来判断变量之间是否存在共线性,并剔除  $VIF \geq 10$  的变量。除 MAT 外,其余变量均通过了共线性检验( $VIF < 10$ )。因此,MAT 由于较高的 VIF 值被排除在后续分析之外,剩余的 14 个具有显著相关性的变量被保留作为解释变量,图 4 为各变量在研究区范围内的空间分布。

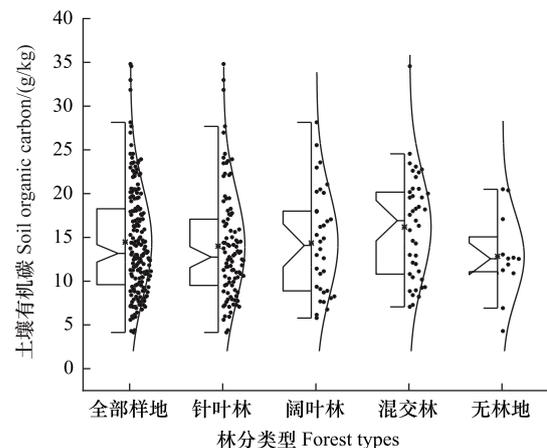


图 2 不同林分和无林地土壤有机碳分布图(箱内线为中位数线,“\*”为平均值)

Fig.2 Distribution of SOC under different forest stands and non-forest land (The line inside the box represents the median, and the “\*” denotes the mean)

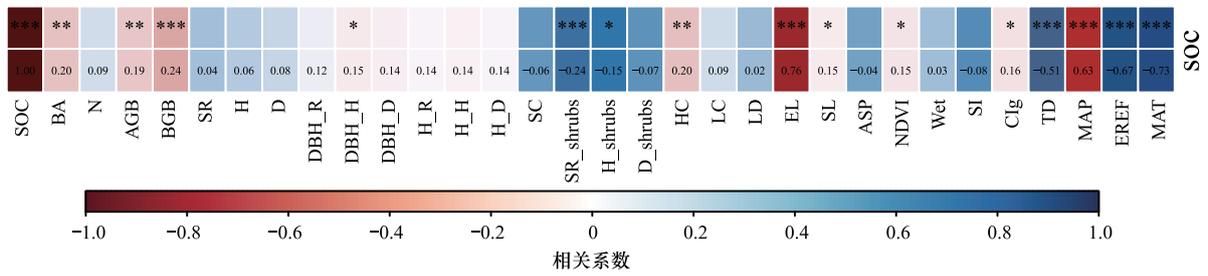


图 3 SOC 含量与各环境变量的相关性

Fig.3 Correlation between SOC content and variables

\*\*\* 表示  $P < 0.001$ , \*\* 表示  $P < 0.01$ , \* 表示  $P < 0.05$ ; SOC: 土壤有机碳; BA: 每公顷断面面积; N: 林分密度; AGB: 地上生物量; BGB: 地下生物量; SR: 林分物种丰富度; H: 林分 Shannon 指数; D: 林分 Simpson 指数; DBH\_R: 林分胸径丰富度; DBH\_H: 林分胸径 Shannon 指数; DBH\_D: 林分胸径 Simpson 指数; H\_R: 林分树高丰富度; H\_H: 林分树高 Shannon 指数; H\_D: 林分树高 Simpson 指数; SC: 灌木盖度; SR\_shrubs: 灌木物种丰富度; H\_shrubs: 灌木 Shannon 指数; D\_shrubs: 灌木 Simpson 指数; HC: 草本盖度; LC: 枯落物盖度; LD: 枯落物厚度; EL: 海拔; SL: 坡度; ASP: 坡向; NDVI: 归一化植被指数; SI: 裸土指数; Wet: 湿度指数; Clg: 绿色叶绿素指数; MAP: 年平均降水量; MAT: 年平均温度; TD: 最暖月平均温度和最冷月平均温度之差; EREF: 哈格里夫斯相对蒸发量

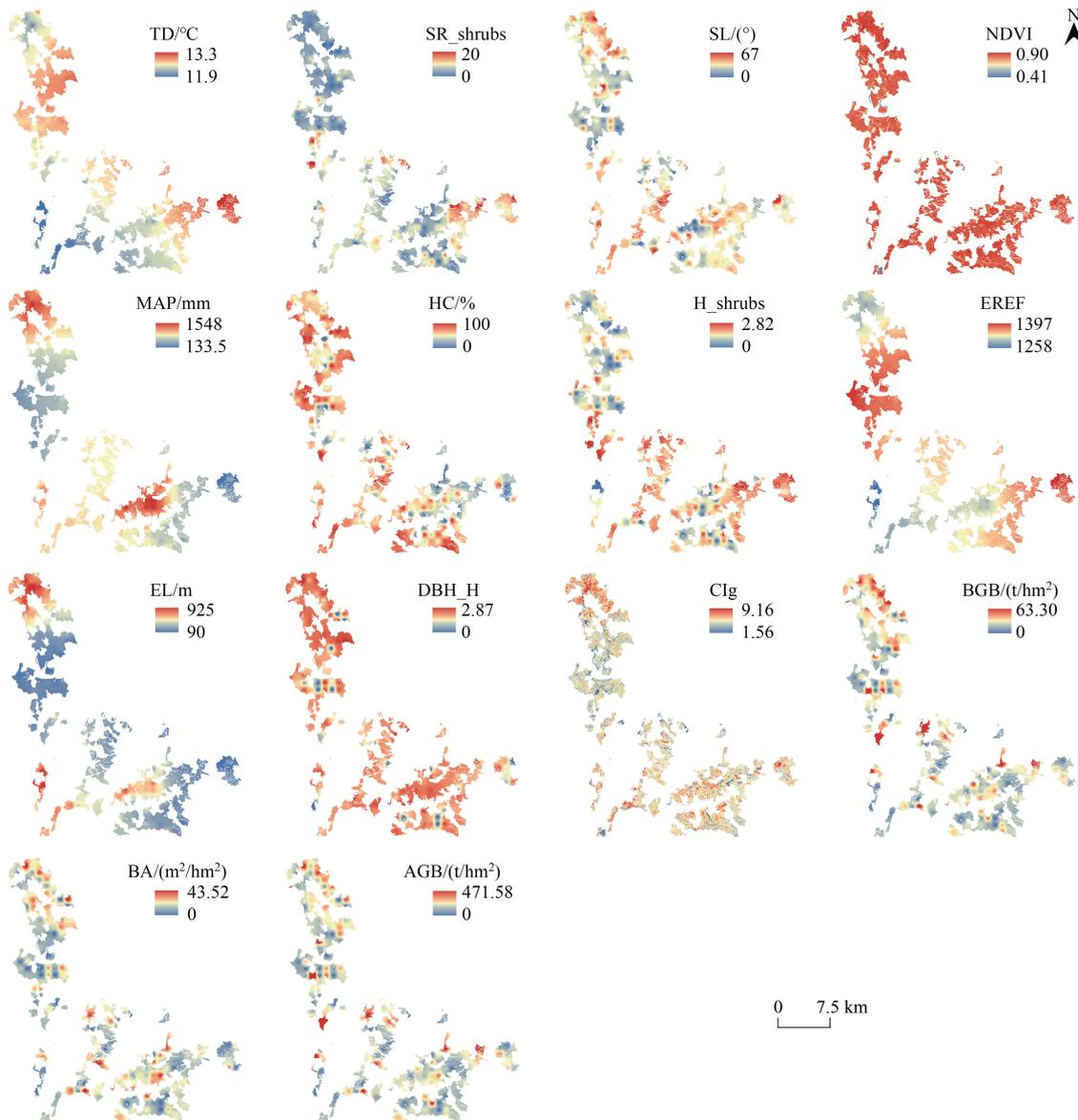


图 4 各变量的空间分布

Fig.4 Spatial distribution of variables

### 2.3 解释变量的重要性评估

采用 RF 模型对 14 个解释变量进行相对重要性的计算,每个预测因子的相对重要性结果如图 5 所示。研究表明,EL 是影响研究区 SOC 含量的最主要协变量,能够解释预测结果的 24.41%。此外,MAP、EREF、TD、BGB、AGB 和 NDVI 也发挥着重要作用,共同与 EL 解释了预测结果的 83.24%。在所有类型的协变量中,气候变量的解释能力最高,可解释 45.59%;其次是地形因子,可解释 28.64%;植被因素可解释 25.77%;遥感指数可解释 9.15%。

### 2.4 土壤有机质对各协变量的响应

图 6 显示了每个协变量的 SHAP 值的分布情况,正值表示对 SOC 含量的正向影响,负值表示对 SOC 含量的负向影响。如图 6 可知 BA 和 DBH\_H 的重要性较低,SHAP 值集中在 0 附近;而 EL 和 EREF 的重要性相对较高,具有分布范围较宽的 SHAP。同时,随着 SL、MAP、HC、EL、AGB 和 BGB 的升高,SOC 含量得到了有效增加;而 TD、SR\_shrubs 和 EREF 的升高,则会导致 SOC 含量的减少。剩余变量对 SOC 含量的影响没有显著趋势,这与相关性分析的结果一致。图 7 表示 SOC 含量对各协变量的响应变化曲线,其中,SOC 含量随 TD、SR\_shrubs、H\_shrubs 和 EREF 的增加而呈现出非线性减小趋势;随着 HC 和 EL 的增加而呈现非线性增加趋势。当 SL、MAP、BGB 和 AGB 增加到一定程度时,SOC 含量趋于稳定;而当 NDVI 和 CIg 增加到一定值之前,SOC 含量相对稳定,之后呈现下降趋势。此外,DBH\_H 和 BA 则表现出波动变化。

### 2.5 土壤有机碳空间分布特征

使用上述变量进行建模后,RF 和 RFRK 模型的预测精度见表 4。与 RF 相比,RFRK 可以得到更高的  $R^2$  与相对更低的 RMSE、TRE 和 MAE。在使用不同预测模型绘制的空间分布图中(图 8),RF 模型和 RFRK 模型两种方法预测的 SOC 含量空间分布的总体变化趋势基本一致,但从空间分布图的具体预测结果(表 5)来看,RFRK 模型有更宽的预测范围,在标准差、变异系数上更接近实际值。结合图 4 和图 7,可以直观地观察到 SOC 含量的高低与气候、地形和植被等因素之间的关系。具体而言,SOC 含量在海拔较高(EL 较高)、森林覆盖率较高(AGB、BGB 和 HC 较高)和降水较多(MAP 较高)的地区呈现出较高的积累。

## 3 讨论

### 3.1 影响土壤有机碳分布的主要变量

我国南亚热带区域特有的气候和生态条件使得 SOC 的空间分布具有较大的复杂性,研究结果显示,SOC

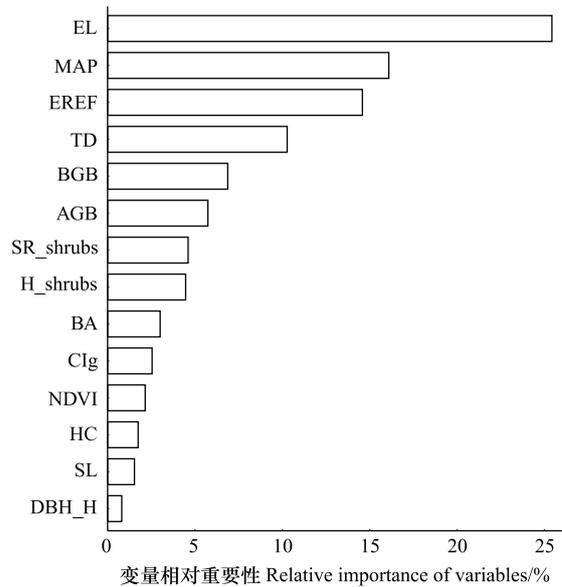


图 5 各变量相对重要性  
Fig.5 Relative importance of variables

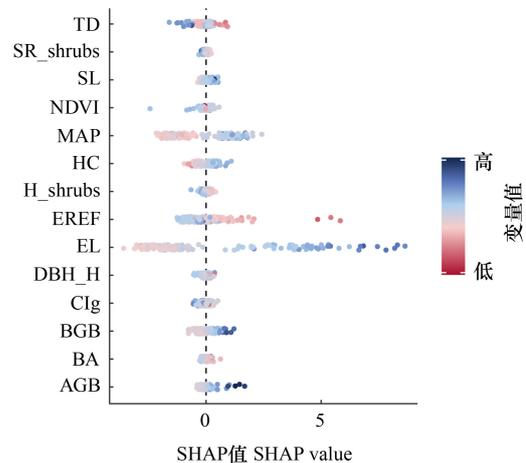


图 6 SOC 含量的 SHAP 汇总图  
Fig.6 SHAP summary plot of SOC content  
SHAP:用于解释机器学习模型输出的模型解释包

含量与 BA、AGB、BGB、DBH\_H、SR\_shrubs、H\_shrubs、HC、EL、SL、NDVI、Clg、TD、MAP、EREF 和 MAT 均呈显著性相关( $P < 0.05$ ),这表明研究区内 SOC 含量的空间分布不止受到单一因素的影响,而是受到植被、地形和气候等多种因素的协同影响。长期以来,气候因素一直被认为会影响 SOC 的积累,气温升高会破坏 SOC 的稳定,导致土壤二氧化碳外排显著增加<sup>[29]</sup>。相反,潮湿土壤的凉爽条件会阻碍 SOC 的分解,使凉爽、潮湿的土壤中积累了较高的碳储量,炎热且干燥的土壤中具有较低的碳储量<sup>[30-31]</sup>。本研究发现,SOC 含量与温度和降水均显著相关,降水较多的地区 SOC 含量积累较高,而蒸发量较大地区的 SOC 含量则表现出非线性下降趋势,这与先前的研究结果一致。

表 4 不同预测模型的精度检验

Table 4 Precision evaluation indices of different prediction models

| 模型<br>Model | 均方根误差<br>Root mean square error | 决定系数<br>R-square | 总相对误差<br>Total relative error | 平均绝对误差<br>Mean absolute error |
|-------------|---------------------------------|------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| RF          | 3.76                            | 0.58             | 5.92                          | 2.91                          |
| RFRK        | 3.74                            | 0.62             | 5.78                          | 2.89                          |

RF:随机森林 Random Forest;RFRK:随机森林加残差克里格法 Random forest with residual kriging

表 5 不同模型 SOC 含量空间分布预测的栅格统计结果

Table 5 Raster statistical results of SOC spatial distribution predictions from different prediction models

| 模型<br>Model | 最大值<br>Max./<br>(g/kg) | 最小值<br>Min./<br>(g/kg) | 平均值<br>Mean/<br>(g/kg) | 标准差<br>Standard<br>deviation/(g/kg) | 变异系数<br>Coefficient<br>of variation/% |
|-------------|------------------------|------------------------|------------------------|-------------------------------------|---------------------------------------|
| RF          | 31.55                  | 6.28                   | 14.12                  | 4.70                                | 33.29                                 |
| RFRK        | 39.60                  | 0.82                   | 14.02                  | 5.53                                | 39.44                                 |

在全球尺度上,气候主导了土壤性质的空间变化,而在景观尺度上,地形因素则贡献更大<sup>[32]</sup>。在本研究区,海拔被确定为影响 SOC 含量分布的最重要因素,SOC 含量随着海拔的升高而显著增加(图 4,图 8)。这一结论得到了以往相关研究的支持,Choudhury 等<sup>[33]</sup>与王艳丽等<sup>[34]</sup>对 SOC 的研究表明,无论土地利用类型如何,SOC 含量都呈现出与海拔的显著相关性,并且在一定范围内随海拔增加而呈增长趋势。海拔高度变化引起的小气候变化是这种关联的主要驱动因素之一,海拔的升高带来的低温和较高降雨量会限制土壤微生物的活性,从而增加表层土壤中有机残留物的积累,并降低土壤的矿化速率<sup>[35-36]</sup>;相比之下,较温暖、低海拔地区的土壤中,不稳定碳组分循环速度更快,导致碳的分解和释放加速,从而减少了土壤的碳储量<sup>[30-31]</sup>。此外,相较于低海拔地区,高海拔地区人为干扰较弱,这可能导致在没有人为干扰的情况下植被进行了更长的营养生长期<sup>[37]</sup>。另外,坡度也与海拔呈现出相似的趋势,其原因可能同样与人类活动密切相关<sup>[38]</sup>。除海拔、坡度外,坡向也常被用于一起作为地形因子来预测 SOC 的空间分布,SOC 会随坡向的改变产生显著差异<sup>[39]</sup>。但本研究的结果显示,研究区的 SOC 与坡向并不存在显著相关,这可能是由于研究区纬度较低,太阳辐射在不同坡向之间差异不大。

除地形和气候因素外,植被也是影响 SOC 空间分布的重要因素,这可能与植被的碳输入密切相关<sup>[40]</sup>。尽管在本研究中,植被因素的重要性略低于气候变量和地形因子,但在全球范围内,SOC 相对分布与植被的相关性略强于气候<sup>[41]</sup>。研究表明,SOC 含量随生物量的增加而增加。由于地下生物量(如根系)直接进入土壤,且地下碳输入相比地上碳输入具有更高的腐殖化系数,更多的有机物质被转化成了稳定的腐殖质,从而有效地增加 SOC 含量,使地下生物量的重要性略高于地上生物量<sup>[42]</sup>。植被是 SOC 的主要来源,其分解产物(包括地上残留物和地下根系及分泌物)控制着土壤有机质的输入,并在 SOC 积累中发挥关键作用,这使得 SOC 的空间分布格局与植被生长和生物气候条件密切相关<sup>[7,43]</sup>。尽管凋落物等有机物的增加有效提升了 SOC 含量,但 Martani 等<sup>[44]</sup>的研究表明,在植被有效增加表层土壤 SOC 含量的同时,来自植被细根的易于分解的植物碳输入可以触发土壤微生物的快速代谢过程,从而加速 SOC 的周转,且其带来的碳损失会随植被的

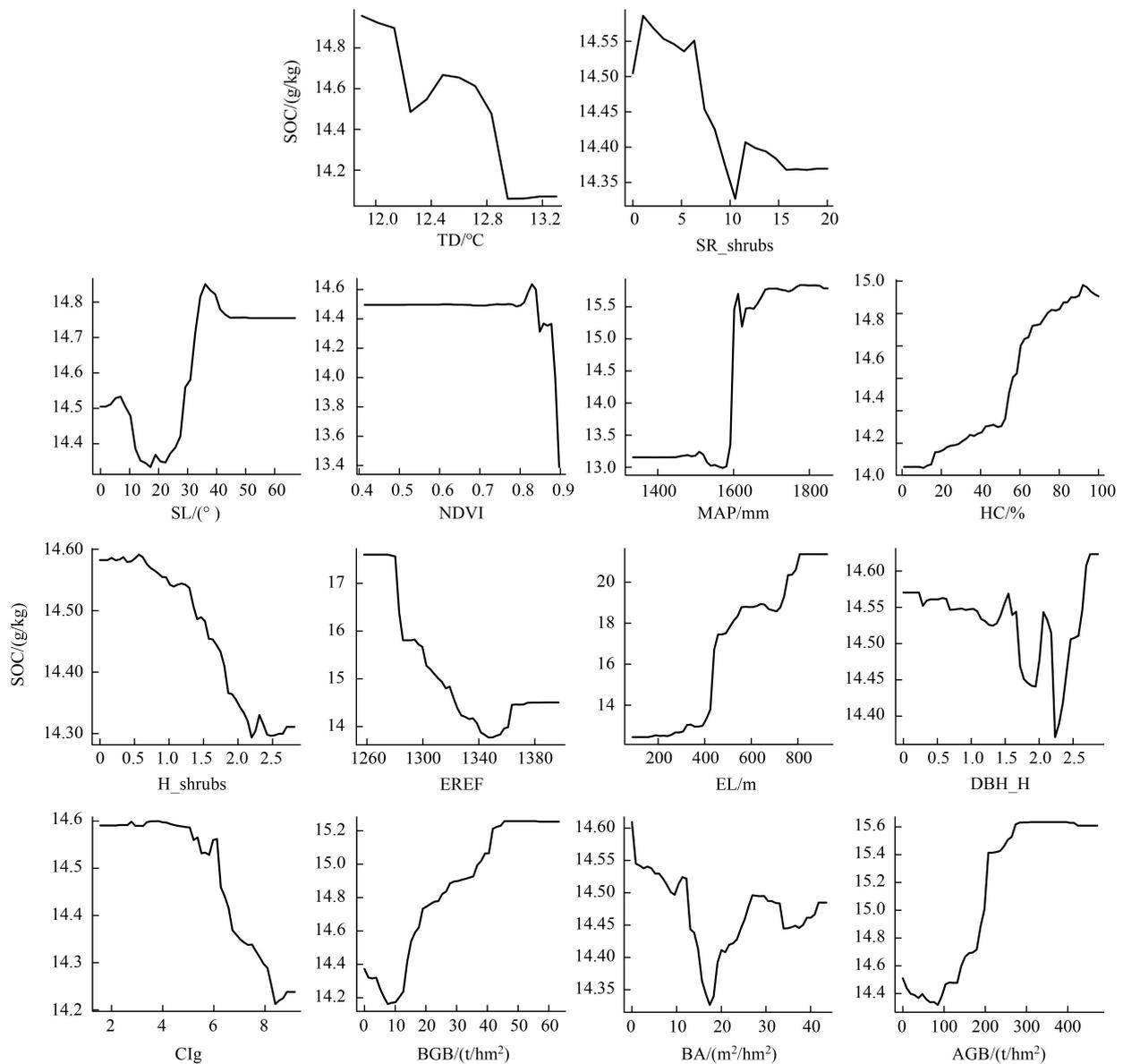


图7 SOC含量与各协变量的响应曲线

Fig.7 Response of SOC content to the variation of each predictive factor

生长而上升。这可能解释了生物量增加到一定程度时, SOC 含量趋于稳定, 以及 NDVI 过高时 SOC 含量下降的现象。除此之外, Grimm 等<sup>[8]</sup>的研究认为, 考虑森林的实际组成有利于土壤有机碳储量的空间预测, 但在本研究中, 不同林分类型之间并不存在显著差异。这一现象可能是由于研究区为人工林, 土壤管理方式、造林历史和人类干扰等因素在不同林分类型中较为一致, 从而削弱了树种组成对 SOC 积累的影响<sup>[45]</sup>。

### 3.2 模型预测精度对比及影响预测精度因素

南亚热带森林作为全球重要的碳汇区域, 获取准确可靠的 SOC 空间分布对于实现全球气候目标至关重要<sup>[5]</sup>。预测结果表明, RF 模型在预测 SOC 空间分布上表现出较高的准确性和可解释性。这和先前的许多研究结果一致, 例如姜赛平等<sup>[46]</sup>和郭澎涛等<sup>[47]</sup>的研究表明, RF 模型在预测土壤属性空间分布方面要优于其他方法, 并且在地形相对复杂地区, 能够取得较高的制图精度。然而, 鉴于南亚热带地区具有丰富的森林类型和复杂的地形结构, 土壤数据常具有空间自相关性, 单独采用 RF 模型可能存在一定局限性。因此, 本研究采用了 RFRK 模型与 RF 模型结合, 以更全面地预测和绘制研究区 SOC 的空间分布。

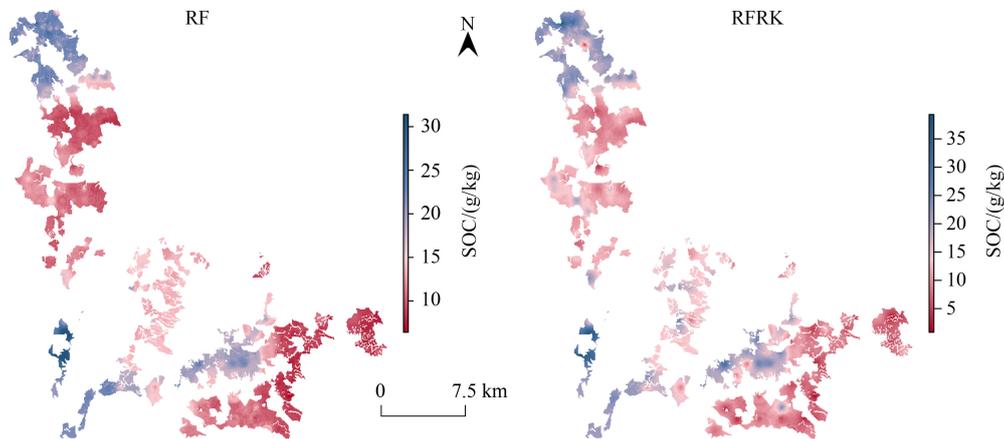


图 8 SOC 含量空间分布预测图

Fig.8 Spatial distribution maps of SOC contents

RF:随机森林;RFRK:随机森林加残差克里格法

相较之下,RFRK 模型在预测精度(RMSE、 $R^2$ 、TRE 和 MAE)上略优于 RF 模型,这与多项研究结果相符。例如,在 Zhang 等<sup>[48]</sup>对中国西南部 SOC 的研究中,RFRK 模型相比于 RF 和 XGBoost 模型,能够更有效地解释土壤与景观的关系,并进一步减少 RF 回归残差的空间变化。类似地,李梦佳等<sup>[49]</sup>在对重庆市土壤有机质的研究中也得出了相同结论。RFRK 模型的预测范围、标准差和变异系数相比 RF 模型更接近实际值,这表明 RFRK 模型能够捕捉更多空间变异性 and 数据特征,在复杂环境下具有更高的预测精度和效果。但是,由于不同地区具有不同的局部趋势,RFRK 模型并不总是能够显著优化预测结果。周洋等<sup>[50]</sup>的研究结果表明,在 RF 模型的预测效果较好,且预测残差的空间自相关性较弱时,RFRK 的预测精度可能低于 RF 的预测精度。综上所述,虽然 RF 模型和 RFRK 模型在预测 SOC 空间分布方面各有优势和局限性,但它们的结合使用可以互补彼此的不足,从而有助于提高对 SOC 含量空间分布的预测精度,更好地识别 SOC 储量丰富的区域,为南亚热带森林的森林管理和碳汇策略优化提供科学依据。

#### 4 结论

(1) 中国南亚热带森林 SOC 含量与气候变量、海拔和生物量显著相关。

(2) 从空间分布来看,RF 和 RFRK 模型两种方法预测的 SOC 含量空间分布大致相同;从预测精度来看,RFRK 模型相较于传统的 RF 模型,预测范围更宽,标准差、变异系数上更接近实际值。在考虑空间自相关性和环境相关性时表现出更高的精度和可解释性,可以更准确地预测土壤 SOC 的空间分布。

本研究为理解林地土壤有机碳含量的空间分布及其影响因素提供了理论依据,对于制定增加土壤碳汇、减少碳排放的林地管理策略具有一定的参考作用。未来研究应进一步探索不同森林类型下的 SOC 分布特征,并考虑更多环境变量和人类活动的影响。

#### 参考文献(References):

- [ 1 ] Amundson R. The carbon budget in soils. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*,2001,29(1): 535-562.
- [ 2 ] 周莉,李保国,周广胜. 土壤有机碳的主导影响因子及其研究进展. *地球科学进展*,2005,20(1): 99-105.
- [ 3 ] Lal R. Forest soils and carbon sequestration. *Forest Ecology and Management*,2005,220(1/2/3): 242-258.
- [ 4 ] 何金红,谭向平,熊鑫,聂彦霞,倪秀玲,危晖,叶清,申卫军. 森林土壤有机碳分解对模拟增温的响应. *生态学报*, 2023,43(22): 9539-9554.
- [ 5 ] Yu G R,Chen Z,Piao S L,Peng C H,Ciais P,Wang Q F,Li X R,Zhu X J. High carbon dioxide uptake by subtropical forest ecosystems in the East Asian monsoon region. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*,2014,111(13): 4910-4915.

- [ 6 ] 宋战超,王晖,刘世荣,胡佳佳,明安刚,陈海,李朝英,伍俊廷,史作民,卢立华,蔡道雄. 南亚热带混交人工林树种丰富度与土壤微生物多样性和群落组成的关系. *生态学报*, 2020,40(22): 8265-8273.
- [ 7 ] Bui E,Henderson B,Viergever K. Using knowledge discovery with data mining from the Australian Soil Resource Information System database to inform soil carbon mapping in Australia. *Global Biogeochemical Cycles*,2009,23(4): GB4033.
- [ 8 ] Grimm R,Behrens T,Märker M,Elsenbeer H. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island—digital soil mapping using random forests analysis. *Geoderma*,2008,146(1/2): 102-113.
- [ 9 ] Yang R M,Zhang G L,Liu F,Lu Y Y,Yang F,Yang F,Yang M,Zhao Y G,Li D C. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecological Indicators*,2016,60: 870-878.
- [ 10 ] 郑智超,满浩然,臧淑英,刘超,董星丰. 大兴安岭呼玛河流域多年冻土区森林土壤有机碳和有效氮分布特征及影响因素. *冰川冻土*,2023,45(1): 222-232.
- [ 11 ] 舒蛟靖,陈奇伯,常玉山,赵吉霞,黄北. 华山松人工林土壤碳密度及其影响因子. *干旱区资源与环境*, 2015,29(8): 110-114.
- [ 12 ] 孙福军,雷秋良,刘颖,李华蕾,王秋兵. 数字土壤制图技术研究进展与展望. *土壤通报*, 2011,42(6): 1502-1507.
- [ 13 ] 张甘霖,史舟,王秋兵,赵永存,刘峰,杨琳,宋效东,杨飞,蒋卓东,曾荣,陈颂超,杨顺华. 新时代土壤地理学的发展现状与趋势. *土壤学报*, 2023,60(5): 1264-1276.
- [ 14 ] Díaz-Uriarte R, Alvarez de Andrés S. Gene selection and classification of microarray data using random forest. *BMC Bioinformatics*,2006,7: 3.
- [ 15 ] 李洪义,贺任彬,谢模典,刁梦琴,刘玉婷,邓婉茗,王俊婕,胡碧峰,陈颂超,史舟. 自然和人为因素对耕地土壤有机质含量影响的研究. *土壤通报*, 2023,54(5): 1050-1059.
- [ 16 ] Guo P T,Li M F,Luo W,Tang Q F,Liu Z W,Lin Z M. Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: an application of random forest plus residuals Kriging approach. *Geoderma*,2015,237: 49-59.
- [ 17 ] Koch J,Stisen S,Refsgaard J C,Ernstsen V,Jakobsen P R,Højberg A L. Modeling depth of the redox interface at high resolution at national scale using random forest and residual Gaussian simulation. *Water Resources Research*,2019,55(2): 1451-1469.
- [ 18 ] Li Z Q. Extracting spatial effects from machine learning model using local interpretation method: an example of SHAP and XGBoost. *Computers, Environment and Urban Systems*,2022,96: 101845.
- [ 19 ] Zhou Y N,Wu W,Wang H,Zhang X,Yang C,Liu H B. Identification of soil texture classes under vegetation cover based on sentinel-2 data with SVM and SHAP techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*,2022,15: 3758-3770.
- [ 20 ] 李婷婷. 热带林业实验中心森林资源监测和经营效果评价研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院,2014.
- [ 21 ] Jiang Z Y,Huete A R,Chen J,Chen Y H,Li J,Yan G J,Zhang X Y. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*,2006,101(3): 366-378.
- [ 22 ] Viña A,Gitelson A A,Nguy-Robertson A L,Peng Y. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. *Remote Sensing of Environment*,2011,115(12): 3468-3478.
- [ 23 ] Wang T L,Wang G Y,Innes J L,Seely B,Chen B Z. ClimateAP: an application for dynamic local downscaling of historical and future climate data in Asia Pacific. *Frontiers of Agricultural Science and Engineering*,2017,4(4): 448.
- [ 24 ] Breiman L. Random forests. *Machine learning*,2001,45: 5-32.
- [ 25 ] Koch J,Berger H,Henriksen H J,Sonnenborg T O. Modelling of the shallow water table at high spatial resolution using random forests. *Hydrology and Earth System Sciences*,2019,23(11): 4603-4619.
- [ 26 ] Scarpone C,Schmidt M G,Bulmer C E,Knudby A. Modelling soil thickness in the critical zone for Southern British Columbia. *Geoderma*,2016,282: 59-69.
- [ 27 ] Lundberg S, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions. 2017: 1705.07874. <https://arxiv.org/abs/1705.07874v2>
- [ 28 ] Wang H J,Liang Q X,Hancock J T,Khosrogoftar T M. Feature selection strategies: a comparative analysis of SHAP-value and importance-based methods. *Journal of Big Data*,2024,11(1): 44.
- [ 29 ] Nottingham A T,Meir P,Velasquez E,Turner B L. Soil carbon loss by experimental warming in a tropical forest. *Nature*,2020,584(7820): 234-237.
- [ 30 ] Davidson E A,Trumbore S E,Amundson R. Soil warming and organic carbon content. *Nature*,2000,408: 789-790.
- [ 31 ] 陶贞,沈承德,高全洲,孙彦敏,易惟熙,李英年. 高寒草甸土壤有机碳储量及其垂直分布特征. *地理学报*, 2006,61(7): 720-728.
- [ 32 ] Zhou Y,Chen S C,Zhu A X,Hu B F,Shi Z,Li Y. Revealing the scale- and location-specific controlling factors of soil organic carbon in Tibet. *Geoderma*,2021,382: 114713.
- [ 33 ] Choudhury B U,Fiyaz A R,Mohapatra K P,Ngachan S. Impact of land uses, agrophysical variables and altitudinal gradient on soil organic carbon concentration of north-eastern Himalayan region of India. *Land Degradation & Development*,2016,27(4): 1163-1174.
- [ 34 ] 王艳丽,字洪标,程瑞希,唐立涛,所尔阿芝,罗雪萍,李洁,王长庭. 青海省森林土壤有机碳氮储量及其垂直分布特征. *生态学报*, 2019,39

- (11): 4096-4105.
- [35] Ruiz-Sinoga J D, Gabarrón Galeote M A, Martínez Murillo J F, García Marín R. Vegetation strategies for soil water consumption along a pluviometric gradient in southern Spain. *CATENA*, 2011, 84(1/2): 12-20.
- [36] Zhang Y Q, Ai J J, Sun Q W, Li Z C, Hou L Y, Song L G, Tang G Y, Li L, Shao G D. Soil organic carbon and total nitrogen stocks as affected by vegetation types and altitude across the mountainous regions in the Yunnan Province, south-Western China. *CATENA*, 2021, 196: 104872.
- [37] 王平, 华红莲, 丁智强, 俞小押, 谭小爱, 李玉辉. 海拔梯度及典型土地利用类型对北热带山地土壤有机质和综合肥力的影响. *热带地理*, 2023, 43(1): 144-154.
- [38] Xie E Z, Zhang Y X, Huang B, Zhao Y C, Shi X Z, Hu W Y, Qu M K. Spatiotemporal variations in soil organic carbon and their drivers in Southeastern China during 1981-2011. *Soil and Tillage Research*, 2021, 205: 104763.
- [39] Zhu M, Feng Q, Qin Y Y, Cao J J, Li H Y, Zhao Y. Soil organic carbon as functions of slope aspects and soil depths in a semiarid alpine region of Northwest China. *CATENA*, 2017, 152: 94-102.
- [40] 高琳, 张登山, 龙怀玉, 陈晓远, 林昌华, 周涛. 气候、植被及土壤因素交互作用对宁夏土壤有机碳的影响机制. *生态学报*, 2023, 43(24): 10081-10091.
- [41] Jobbagy E G, Jackson R B. The vertical distribution of soil organic carbon and its relation to climate and vegetation. *Ecological Applications*, 2000, 10(2): 423.
- [42] Mazzilli S R, Kemanian A R, Ernst O R, Jackson R B, Piñeiro G. Greater humification of belowground than aboveground biomass carbon into particulate soil organic matter in no-till corn and soybean crops. *Soil Biology and Biochemistry*, 2015, 85: 22-30.
- [43] Angst G, Mueller K E, Nierop K G J, Simpson M J. Plant- or microbial-derived? A review on the molecular composition of stabilized soil organic matter. *Soil Biology and Biochemistry*, 2021, 156: 108189.
- [44] Martani E, Ferrarini A, Serra P, Pilla M, Marcone A, Amaducci S. Belowground biomass C outweighs soil organic C of perennial energy crops: insights from a long-term multispecies trial. *GCB Bioenergy*, 2021, 13(3): 459-472.
- [45] 常旭, 邱新彩, 刘欣, 彭道黎, 程顺. 塞罕坝华北落叶松纯林和混交林土壤肥力质量评价. *北京林业大学学报*, 2021, 43(8): 50-59.
- [46] 姜赛平, 张怀志, 张认连, 李兆君, 谢良商, 徐爱国. 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. *土壤学报*, 2018, 55(4): 1007-1017.
- [47] 郭澎涛, 李茂芬, 罗微, 林清火, 唐群锋, 刘志崑. 基于多源环境变量和随机森林的橡胶园土壤全氮含量预测. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 194-202.
- [48] Zhang W C, Wan H S, Zhou M H, Wu W, Liu H B. Soil total and organic carbon mapping and uncertainty analysis using machine learning techniques. *Ecological Indicators*, 2022, 143: 109420.
- [49] 李梦佳, 王磊, 刘洪斌, 武伟. 不同模型预测土壤有机质含量空间分布对比分析. *西南农业学报*, 2021, 34(3): 610-617.
- [50] 周洋, 赵小敏, 郭熙. 基于多源辅助变量和随机森林模型的表层土壤全氮分布预测. *土壤学报*, 2022, 59(2): 451-460.