

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.08.030

# 中国表层土壤有机碳密度估算与时空演变分析

王新婷<sup>1,2</sup> 苏伟<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 土壤有机碳 (Soil organic carbon, SOC) 在全球碳循环中起着至关重要的作用, 随着全球气候变化和人类活动的影响, 土壤有机碳密度 (Soil organic carbon density, SOCD) 不断发生变化。本研究提出了一种基于气候区划与随机森林模型的 SOCD 估算方法, 开发了我国 1980s—2020s 长时间序列、空间分辨率为 1 km 的 SOCD 产品, 并分析了我国 1980s—2020s SOCD 的空间异质性及演变规律。利用 Landsat 系列卫星影像、高程数据、气象数据和实测 SOCD 数据, 构建基于随机森林模型的数字土壤制图方法, 估算中国 0~20 cm 表层 SOCD 时空分布。研究结果表明, 考虑气候分区的模型预测精度 ( $R^2=0.55$ , RMSE 为  $2.19 \text{ kg/m}^2$ ) 优于全局模型 ( $R^2=0.46$ , RMSE 为  $2.36 \text{ kg/m}^2$ )。气象因素对 SOCD 的影响显著, 气温升高会加速微生物代谢速率, 促进土壤有机物质分解, 导致 SOC 释放增加; 降水对土壤水分状况有直接影响, 适宜的土壤含水率有利于 SOC 积累。通过与黑河流域的实测数据进行验证, 模型估算结果与实测数据达到了较高一致性 ( $R^2=0.69$ , RMSE 为  $2.01 \text{ kg/m}^2$ )。研究结果为中国 SOCD 的精确估算与分析提供了科学依据, 对于优化农业实践, 提升土壤碳汇功能, 实现国家“双碳”目标具有重要指导意义, 有助于推动可持续农业发展和生态环境保护。

**关键词:** 土壤有机碳密度; 随机森林模型; 空间异质性; 时空变化

**中图分类号:** S156.1    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1000-1298(2026)08-0308-11

**OSID:**



## Estimation of Topsoil Organic Carbon Density and Its Spatial-temporal Changing in China

WANG Xinting<sup>1,2</sup> SU Wei<sup>1,2</sup>

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Soil organic carbon (SOC) plays a crucial role in the global carbon cycle, and with the influence of global climate change and human activities, soil organic carbon density is constantly changing. A soil organic carbon density (SOCD) estimation method was proposed based on climate regionalization and a random forest model. It also developed a SOCD product with a long time series from the 1980s to 2020s and a spatial resolution of 1 km. The spatial heterogeneity and evolution patterns of SOCD in China from the 1980s to the 2020s were analyzed. Using Landsat series satellite images, elevation data, meteorological data, and measured SOCD data, a digital soil mapping method based on the random forest model was constructed to estimate the spatio-temporal distribution of 0~20 cm surface SOCD in China. The results showed that the prediction accuracy of the model considering climate zoning ( $R^2=0.55$ , RMSE was  $2.19 \text{ kg/m}^2$ ) was better than that of the global model ( $R^2=0.46$ , RMSE was  $2.36 \text{ kg/m}^2$ ). Meteorological factors had a significant impact on SOCD. Increasing temperature would accelerate the metabolic rate of microorganisms, promote the decomposition of soil organic matter, and lead to the increase of soil organic carbon release. Precipitation had a direct effect on soil water status, and suitable soil water content was conducive to SOC accumulation. At the same time, through verification with the measured data of the Heihe River basin, a high consistency was achieved between the model estimation results and the measured data ( $R^2=0.69$ , RMSE was  $2.01 \text{ kg/m}^2$ ). The research result can provide a scientific basis for the accurate estimation and analysis of SOCD in China and it had

收稿日期: 2025-01-20 修回日期: 2025-02-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171331, 42471402)

作者简介: 王新婷(2001—), 女, 硕士生, 主要从事农业遥感研究, E-mail: wangxinting@cau.edu.cn

通信作者: 苏伟(1979—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事农业遥感研究, E-mail: suwei@cau.edu.cn

important guiding significance for optimizing agricultural practice, improving soil carbon sink function, and realizing the national “double carbon” goal, which was conducive to promoting sustainable agricultural development and ecological environmental protection.

**Key words:** soil organic carbon density; random forest model; spatial heterogeneity; temporal and spatial variation

## 0 引言

随着全球气候变暖、生态环境恶化等重大问题日益凸显,碳循环研究成为科学界关注的焦点。土壤碳作为陆地碳库的重要组成部分,是构成土壤肥力的基础,其中,土壤有机碳(SOC)含量占土壤总碳量的50%以上,是土壤碳循环的重要组成部分,土壤有机碳储量(Soil organic carbon stock, SOCS)的微小变化会对大气CO<sub>2</sub>浓度产生显著影响<sup>[1-2]</sup>。由于土壤碳固存具有缓和“温室效应”和保障粮食安全的潜在作用,越来越多的研究开始关注SOC<sup>[3]</sup>。

当前,由于人类活动和自然因素的共同作用,全球土壤有机碳储量面临着巨大压力<sup>[4]</sup>,其稳定性与动态变化已成为全球气候变化研究的核心议题。《联合国气候变化公约》《京都议定书》《联合国防治荒漠化公约》《联合国生物多样性公约》均指出SOC具有重要作用并需量化有机碳储量与变化<sup>[5]</sup>。在全球范围内,土壤退化和有机碳损失严重威胁着农业生产的可持续性。中国作为世界上人口最多、面积第三国家,其陆地生态系统的碳储量和碳循环过程对全球碳平衡具有举足轻重的作用<sup>[6]</sup>,面对人口增长、土地资源紧张以及粮食需求持续增加的挑战,保持和提升SOCS,实现土壤质量提升与农业增产的双重目标,显得尤为重要。然而,由于中国复杂的地理环境和多变的气候条件,土壤有机碳密度(SOCD)在不同区域的差异显著,这使得SOCD的估算面临挑战。在过去几年中,全球、国家以及地区尺度上SOCD估算研究受到了学术界的日益关注。但由于数据采集复杂性、长期监测数据缺乏,以及SOC固存对土壤深度的显著依赖性,深入研究估算SOCD,特别是在大尺度区域层面上,仍然具有挑战性<sup>[7]</sup>。

随着信息技术、遥感等领域的发展,利用空间分析、数据挖掘和信息处理等信息综合交叉而生成的数字土壤制图(Digital soil mapping, DSM)技术,因其高效、精准和经济地获取土壤信息空间分布,已成为研究热点<sup>[8]</sup>,为大规模、高精度SOCD的时空变化研究提供了有力工具。加之新型机器学习(Machine learning, ML)算法在该领域的广泛应用,DSM研究在构建多尺度时空SOCD分布模型方面取得了显著进展,展现出广阔的应用前景。全球层面,

ARROUAYS等<sup>[9]</sup>与MINASNY等<sup>[10]</sup>的研究率先利用先进的ML技术成功地刻画了全球SOC格局,揭示了其在全球环境变化背景下的复杂动态。国家尺度上,MULDER等<sup>[11]</sup>通过三维分布的机器学习模型研究法国大陆SOC分布,ODGERS等<sup>[12]</sup>将等面积样条函数应用于土壤数据库以创建大陆尺度的SOC加权均数图,REDDY等<sup>[13]</sup>利用遗留数据在印度全国范围内进行关键土壤特性的数字制图。这些研究为全面准确地认识土壤性质及其空间变异提供了依据。尽管研究取得了进展,但大多数DSM研究都集中在特定时期,SOC制图的长期动态尚未开发。国内对SOC封存潜力的研究较多,但大多集中在特定的试验区或生态系统类型上,ZHOU等<sup>[14]</sup>估算了中国陆地植被的碳汇。这些研究往往缺乏对SOCD长期动态趋势的关注,无法充分了解气候变化和人类活动对SOCD的影响。此外,中国地形复杂多样,SOCD实际测量数据缺乏,增加了SOCD估算难度。以往研究通常使用相关资源清单的数据对碳汇进行粗略计算<sup>[15]</sup>,但未充分考虑SOCD的空间连续性和变异性、有机碳固存潜力的空间分异以及环境因子的影响。特别是在中国西部,几乎没有测量的有机碳数据<sup>[16]</sup>,这对了解中国陆地生态系统和土壤碳汇造成挑战。面对这些挑战,开展中国表层土壤SOCD的空间分异和时空变化分析迫在眉睫。综上所述,尽管前人已对SOCD估算进行了大量研究,但在大尺度、长时间序列的SOCD估算中,仍然存在以下科学问题:①现有研究多集中在特定区域或短时间尺度,缺乏全国范围内长时间序列SOCD的动态变化分析。②现有模型大多未充分考虑气候分区对SOCD的影响,导致预测精度受限。③缺乏高分辨率、长时间序列的SOCD产品,难以支持精细化的土壤碳管理。

本研究通过DSM技术和改进的气候分区随机森林(Random forest, RF)模型,精确估算和分析1985—2020年中国0~20 cm表层SOCD的空间分布特征和变化趋势,为应对全球气候变化挑战、提升土壤资源管理效率提供新的、时空连续的基础数据。

## 1 研究区和数据源

### 1.1 研究区

我国地形复杂多样,包括高山、高原、盆地、平

原、丘陵和沙漠等<sup>[17]</sup>,大陆西高东低,自西向东形成三大阶梯下降。季风气候显著<sup>[18]</sup>,大部分地区夏季雨热同季,温度和水分条件配合良好,为发展农业提供了优越条件,青藏高原具有独特的高寒气候,西北内陆地区则为干旱气候。整个区域从南到北跨越了赤道带、热带、亚热带、暖温带、中温带和寒温带等6个温度带。中国土壤资源丰富,包括红壤、棕壤、褐土、黑土、栗钙土等共12类<sup>[19]</sup>,在空间分布上呈现明显的区域性特征。中国土地类型多样,包括农田、森林、草地、水体等。中国作为世界上人口最多的国家,其农业活动、土地利用变化和工业活动对SOC的分布和变化产生了显著影响。研究区如图1(基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)2935号标准地图制作,底图边界无修改)所示。

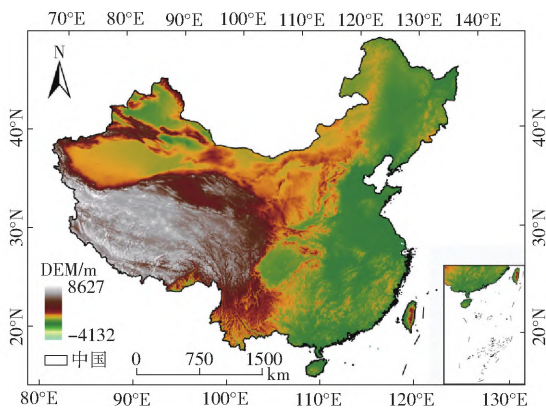


图1 研究区图

Fig. 1 Study area map

## 1.2 数据源

### 1.2.1 有机碳样本点数据

收集1980s、2000s、2010s共3期SOC样本点数据,1980s的SOC数据来自全国第二次土壤普查典型土种的剖面数据库(1980—1996年)(<http://www.geodata.cn>)。2000s的SOC数据主要来自于2010s中国陆地生态系统碳密度数据集(<http://www.cnern.org.cn/>),通过收集整理期刊文献中的碳密度数据,同时结合相关试验测试数据,构建了一套全面系统的植被和土壤碳密度数据集。2010s的SOC数据来自于中国土系土壤属性数据(2010s)(<https://www.resdc.cn/>),该数据集基于中国土系调查集《中国土系志》编制项目获得的土壤剖面样点数据。使用黑河流域的实测SOC含量数据验证本研究SOCD估算结果<sup>[20]</sup>,其中数据来源于时空三极环境大数据平台(<https://poles.tpdac.ac.cn/zh-hans/>)。

### 1.2.2 遥感影像

遥感影像数据来源于美国国家航空航天局与美国地质调查局联合运营的Landsat系列地球观测卫

星,空间分辨率为30 m,多光谱影像来源于GEE平台<sup>[21]</sup>,该平台基于谷歌服务器提供的云计算能力,以实现对庞大数据集的在线调用计算<sup>[22]</sup>。所使用的遥感数据覆盖了从1985—2020年的完整时段,涉及Landsat 4、Landsat 5、Landsat 7以及Landsat 8共4颗卫星。在GEE云计算平台上对Landsat图像进行辐射定标、大气校正、几何校正、去云和光谱指数计算等预处理。通过随机抽样和统计回归分析确定各波段光谱反射率的标定系数。利用Landsat影像计算归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、增强植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)、土壤调整植被指数(Soil adjusted vegetation index, SAVI)和陆地地表水指数(Land surface water index, LSWI)等,光谱指数计算公式为

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (1)$$

$$EVI = 2.5 \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + 6\rho_{Red} - 7.5\rho_{Blue} + 1} \quad (2)$$

$$SAVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{1.5(\rho_{NIR} + \rho_{Red} + 0.5)} \quad (3)$$

$$LSWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}} \quad (4)$$

式中  $\rho_{NIR}$ ——近红外波段反射率

$\rho_{Red}$ ——红色波段反射率

$\rho_{Blue}$ ——蓝色波段反射率

$\rho_{SWIR1}$ ——短波红外波段1反射率

### 1.2.3 土地利用数据

土地利用数据来源于武汉大学发布的土地覆盖数据集<sup>[22]</sup>,基于Google Earth Engine上335709景Landsat影像制作了中国逐年土地覆盖数据集(Annual China land cover dataset, CLCD),空间分辨率为30 m,包含1985—2023年中国逐年土地利用类型信息。

### 1.2.4 地形数据

地形是影响SOC形成的重要因素,数据来源于中国科学院资源环境科学数据平台(<https://www.resdc.cn>)的DEM高程数据。该数据集基于最新的SRTM V4.1数据经重采样生成,空间分辨率为500 m,数据采用WGS84椭球投影。以DEM数据为基础提取地形因子,利用SAGA GIS版本8.0.1(<https://saga-gis.org/>)<sup>[23]</sup>计算坡度(Slope)、坡向(Aspect)、高程(Elevation)、剖面曲率(Profile curvature, Pr\_c)、地形湿度指数(Topographic wetness index, TWI)、山体阴影(Analytical hill-shading, AH)、河道网络基准面(Channel network base level, CNBL)和

河道网络距离(Channel network distance, CND)等 8 种地形导数<sup>[23]</sup>。采用重采样技术将所有栅格数据空间分辨率统一调整为 1 km, 实现不同数据集间的空间一致性。

### 1.2.5 气象数据

气温(Temperature)和降水(Precipitation)数据来源于国家地球系统科学数据中心(<http://www.geodata.cn>), 该数据分别为中国 1 km 分辨率年平均气温数据(1982—2022 年)和中国 1 km 分辨率年降水量数据(1982—2022 年), 空间分辨率均为 1 km。气温数据由逐月平均气温数据集进行年度累加合成得到, 单位为℃。降水量数据由逐月降水量数据集进行年度累加合成得到, 单位为 mm。

### 1.2.6 土壤数据

中国土壤有机碳动态机器学习数据集<sup>[24]</sup>来源于 Dryad(<https://datadryad.org/>), 该数据集利用机器学习技术, 旨在捕捉 1980s—2010s 中国不同土层

SOC 及其驱动因素的动态变化。土壤属性数据来源于 FAQ SoilGrids (<https://soilgrids.org/>), 从 SoilGrids250m v2.0 数据集中下载土壤粉砂含量(Silt content, Silt)、砂粒含量(Sand content, Sand)和粘粒含量(Clay content, Clay)等空间分辨率为 250 m 的土壤属性数据。将土壤属性数据重新采样到 1 km, 保持空间一致性。该土壤产品具有多个深度间隔, 选择其中 0~5 cm、5~15 cm 和 15~30 cm 共 3 个深度间隔, 用于计算 0~20 cm 的 Silt、Sand 和 Clay 含量<sup>[23]</sup>。以 0~20 cm 深度 Clay 含量为例, 计算式为

$$Clay_{020} = \frac{Clay_{05}}{4} + \frac{Clay_{515}}{2} + \frac{Clay_{1530}}{4} \quad (5)$$

式中,  $Clay_{05}$ 、 $Clay_{515}$ 、 $Clay_{1530}$ 、 $Clay_{020}$  分别对应土壤深度 0~5 cm、5~15 cm、15~30 cm、0~20 cm 范围的 Clay 含量。

土壤有机碳密度估算协变量如表 1 所示。

表 1 土壤有机碳密度估算协变量

Tab. 1 Covariates used to predict soil organic carbon density

类别	协变量	分辨率	状态
地形因子	海拔(Elevation, m)	500 m	Static
	坡度(Slope, (°))	500 m	Static
	坡向(Aspect, (°))	500 m	Static
	轮廓曲率(Profile curvature, Pr_c, m <sup>-1</sup> )	500 m	Static
	地形湿度指数(Topographic wetness index, TWI)	500 m	Static
	分析山体阴影(Analytical hillshading, AH, (°))	500 m	Static
	河道网络基准面(Channel network base level, CNBL, m)	500 m	Static
气象因子	河道网络距离(Channel network distance, CND, m)	500 m	Static
	温度(Temperature, Tem, °C)	1 km	1985—2020 年
土壤因子	降水量(Precipitation, Pre, mm)	1 km	1985—2020 年
	粘土含量(Clay content, Clay, g/kg)	250 m	Static
	淤泥含量(Silt content, Silt, g/kg)	250 m	Static
光谱指数	含沙量(Sand content, Sand, g/kg)	250 m	Static
	归一化差异植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)	1 km	1985—2020 年
	增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)	1 km	1985—2020 年
	土壤调整植被指数(Soil adjusted vegetation index, SAVI)	1 km	1985—2020 年
其他	地表水体指数(Land surface water index, LSWI)	1 km	1985—2020 年
	土地利用(China land cover dataset, CLCD)	30 m	1985—2020 年

## 2 研究方法

### 2.1 土壤有机碳含量到密度标准化转换

由于 1980s 土壤数据来自第二次全国土壤普查, 每个土壤剖面深度间隔不一致, 并且剖面中 SOC 的变化通常是连续的, 2010s 土壤数据来源于《中国土系志》土壤属性数据, 有多个不同土壤深度, 为保持数据的统一性和连贯性, 对这 2 个土壤数据集使用 R 软件 v. 4.2.0 中“mp spline2”v. 0.1.3 包拟合等面积样条函数, 拟合出 0~20 cm 土壤表层数据<sup>[25]</sup>。

样条平滑参数 lambda 使用默认值 0.1。使用公式结合 SoilGrids 2.0<sup>[26]</sup> 提供的堆积密度(kg/m<sup>3</sup>)和粗馏分百分比(%)计算 SOCD(kg/m<sup>2</sup>)<sup>[27]</sup>, 计算式为

$$SOCD = \frac{SOC \times BD \times SD}{100} \left(1 - \frac{CF}{100}\right) \quad (6)$$

式中  $SOC$ ——土壤有机碳含量, %  
 $SOCD$ ——土壤有机碳密度, kg/m<sup>2</sup>  
 $BD$ ——土壤容重, g/cm<sup>3</sup>  
 $SD$ ——土壤深度, cm  
 $CF$ ——特定土层中的粗组分比例, %

## 2.2 气候分区模型构建

为提升中国 SOCD 估算的准确性,基于气温和降水差异进行了气候分区。气候区划是基于气温和降水的长期平均值划分的,能反映不同气候条件下 SOC 的动态变化规律。与直接融合多个环境因子相比,气候区划能更好地捕捉气候对 SOCD 的主导影响,减少模型复杂度,同时提高区域适应性。此外,气候区划能有效降低年际气候波动对模型预测的影响,使得模型在不同气候条件下的预测更加稳定。根据 TANG 等<sup>[28]</sup>的研究,在暖温带气候区域,以年平均降水量 (Mean annual precipitation, MAP) 400 mm 和年平均温度 (Mean annual temperature, MAT) 10°C 为阈值,发现中国不同地区的 SOCD 观测值呈现显著的区域性差异。为降低年际变异的影响,采用多年平均气温和降水量数据,将中国气候差异划分为 4 个亚区:湿润区 (MAP 大于等于 400 mm, MAT 大于等于 10°C)、半湿润区 (MAP 大于等于 400 mm, MAT 小于等于 10°C)、半干旱区 (MAP 小于等于 400 mm, MAT 小于等于 10°C) 和干旱区 (MAP 小于等于 400 mm, MAT 大于等于 10°C) (图 2)。针对土壤深度 0~20 cm 的每个气候亚区,分别建立了相应的 SOCD 估算模型。这一分区策略旨在精细化反映气候条件对 SOCD 分布的影响,从而提高估算模型的区域适应性和预测精度。

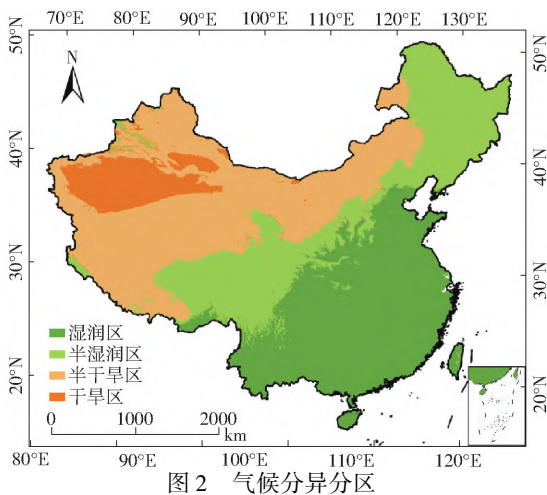


Fig. 2 Climatic differentiation zones

## 2.3 基于气候分区随机森林模型的土壤有机碳密度估算

根据 4 个气候亚区 (图 2),分别构建干旱区、半干旱区、湿润区和半干旱区内土壤表层 0~20 cm 的 SOCD 估算模型。在每个气候分区内,分别构建各自的随机森林树生成和汇总众多决策树的输出,以提高预测稳定性和准确性<sup>[29]</sup>。每个决策树都可以在一定程度上帮助防止过拟合,将每个决策树的预测结果合并可以显著提高模型泛化能力。利用优化

后的环境协变量与土壤有机样本点组合,采用 RF 模型构建具有预测变量组合的模型,对 SOCD 进行数字映射。

利用 Scikit-Learn 库对 RF 模型进行了超参数优化,定义了包含树数量、特征选择比例和树最大深度等参数的 param\_dist 字典。通过随机搜索 (RandomizedSearchCV),得到最优参数组合以提升模型的交叉验证性能。评估指标包括决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (RMSE),并用 joblib 格式保存最优模型。将优化模型部署在 GEE 平台上,使用优化 RF 模型预测整个研究区域的 SOCD 水平。

## 3 结果与讨论

### 3.1 土壤有机碳样本点统计

#### 3.1.1 土壤有机碳样本点统计特征

样本点数据来源于第二次土壤普查、陆地生态系统碳密度数据集以及《中国土系志》项目提供的土壤剖面数据,基于上述产品共获得 9 746 个中国 SOC 样本点,采样时间分布在 1980—2018 年,其中 1996 年前样本点数量较少,2010 年后样本点数量较多。随着对陆地生态功能的重视,对碳储量估算的重视程度逐渐增加,关于中国 SOC 储量的研究也逐渐增加,2010—2018 年间,采样点迅速增多,年均采样点数量大于 4 000 个,是样本数据集的主要采样时间。

所有时期样本点的 SOCD 描述性统计分析结果如表 2 所示。由表 2 可知,SOCD 为 0.001 5 ~ 26.584 kg/m<sup>2</sup>,平均 SOCD 为 4.152 kg/m<sup>2</sup>,标准差为 3.253 kg/m<sup>2</sup>。1980s SOCD ( $n = 2 447$ ) 均值为 4.033 kg/m<sup>2</sup>,标准差为 3.364 kg/m<sup>2</sup>,最小值为 0.046 5 kg/m<sup>2</sup> 和最大值为 23.149 kg/m<sup>2</sup>。2000s SOCD ( $n = 3 092$ ) 均值为 4.261 kg/m<sup>2</sup>,标准差为 3.264 kg/m<sup>2</sup>,最小值为 0.001 5 kg/m<sup>2</sup> 和最大值为 23.746 kg/m<sup>2</sup>。而 2010s SOCD ( $n = 4 207$ ) 均值为 4.140 kg/m<sup>2</sup>,标准差为 3.177 kg/m<sup>2</sup>,最小值为 0.100 5 kg/m<sup>2</sup> 和最大值为 26.584 kg/m<sup>2</sup>。

总体而言,中国 SOCD 呈逐渐上升趋势,1980s、2000s 和 2010s 的 SOCD (平均值 ± 标准差) 分别为 (4.033 ± 3.364) kg/m<sup>2</sup>、(4.261 ± 3.264) kg/m<sup>2</sup> 和 (4.140 ± 3.177) kg/m<sup>2</sup>。2000s SOCD (7.525 kg/m<sup>2</sup>) 比 1980s SOCD (7.397 kg/m<sup>2</sup>) 和 2010s SOCD (7.317 kg/m<sup>2</sup>) 的变化更大。

SOCD 统计分析特征如图 3 所示。由图 3 可看出,随着时间推移,SOCD 样本的中位数 (Median, Med) 和第一四分位数 (First Quartile, Q1) 在 2000s

表 2 不同时期土壤有机碳样品统计特征  
Tab.2 Statistical characteristics of soil organic carbon samples in different periods

时期	数量	最小值/ (kg·m <sup>-2</sup> )	平均值/ (kg·m <sup>-2</sup> )	最大值/ (kg·m <sup>-2</sup> )	标准差/ (kg·m <sup>-2</sup> )
全时期	9 746	0.001 5	4. 152	26. 584	3. 253
1980s	2 447	0.046 5	4. 033	23. 149	3. 364
2000s	3 092	0.001 5	4. 261	23. 746	3. 264
2010s	4 207	0.100 5	4. 140	26. 584	3. 177

和 2010s 有所增加,表明 SOCD 中间值和 25% 低值在这 2 个时期有所上升。第三四分位数 (Third

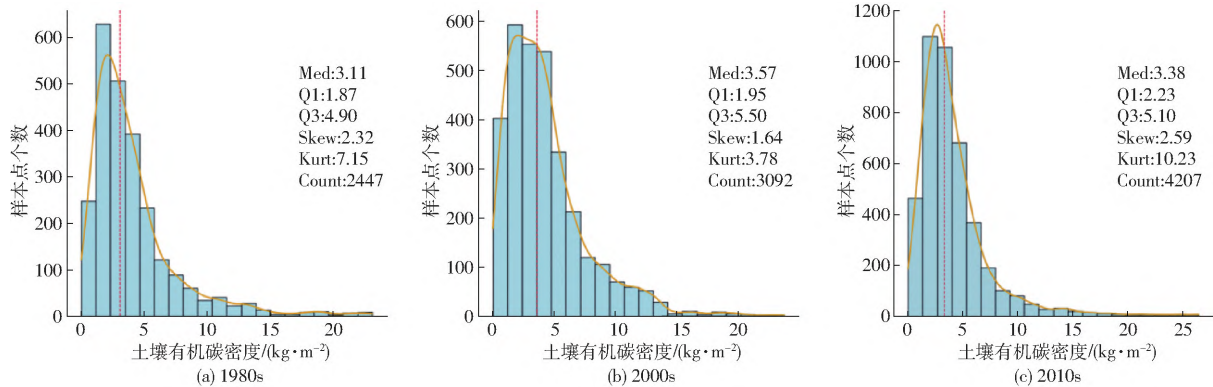


图 3 不同时期土壤有机碳密度统计特征

Fig. 3 Correlation of optimized features for SOCD estimation

### 3.1.2 土壤有机碳样本点分布特征

我国不同时期不同地点采集的 SOC 数据,在地理空间上的分布特征如图 4 所示。从图 4 可以观察到,样本点分布呈现显著的区域集中性和地域差异性,样本点主要集中分布在东北部的平原、西南部以及东南部地区,西北部的 SOC 样本点数量较少。

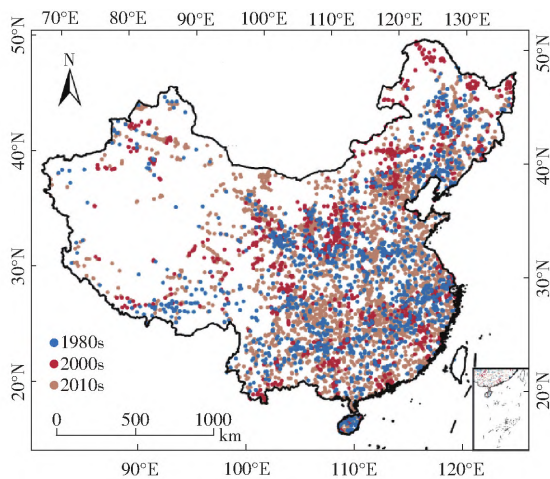


图 4 土壤有机碳样本点空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of soil organic carbon sample points

东北部平原地区通常地势较低,土壤水分条件较好,有利于有机物质的积累和分解,从而促进 SOC 形成和积累<sup>[30]</sup>。长期的农业活动,尤其是以种植业

Quartile, Q3) 在 2000s 最高,表明该时期 75% 的 SOCD 样品值高于 1980s 和 2010s 的相应值。变异系数在 2000s 略有下降,但在 2010s 又略有上升,表明数据的离散程度在全时期内有所波动。偏度 (Skewness, Skew) 变化表明数据分布的不对称性在不同时期有所变化,1980s 和 2010s 偏度较高,分别为 2.32 和 2.59,表明这 2 个时期的数据分布更不对称。峰度 (Kurtosis, Kurt) 为 10.25,在 2010s 显著增加,表明该时期的数据分布非常尖锐,有非常长的尾部,表示极端值的出现更为频繁。

为主的土地利用方式,使得大量植物残体通过耕作、施肥等方式不断输入土壤,促进了 SOC 积累。此外,东北平原良好的排水条件和适宜的温度有助于微生物分解作用进行,既维持了较高有机碳周转率,又保证了有机碳在土壤中的稳定存储。

西南部和东南部地区的 SOC 样本点也较为集中,西南部地区多为山地和丘陵,生物多样性丰富,森林覆盖率较高,且多为常绿阔叶林或针阔混交林,生态系统生产力旺盛。丰富的植被资源提供了大量的枯枝落叶和根系残体<sup>[31]</sup>,这些有机物质经过长时间的分解与转化,逐渐融入土壤成为有机碳的重要来源。东南部地区气候温暖湿润,为亚热带季风气候区。农田、果园、茶园等人工生态系统与天然林、灌丛等自然生态系统交织,有机物质的输入量大,有利于 SOC 积累。相比之下,西北部地区的 SOC 样本点则相对稀疏,这主要归因于西北部地区多为干旱和半干旱气候,土壤水分条件较差,荒漠、草原、盐碱地等土壤类型占据主导<sup>[32]</sup>,有机质积累缓慢,SOC 含量普遍较低。

### 3.2 模型性能评估

SOCD 全局模型和分区预测模型精度如图 5 所示,SOCD 预测模型在分区前  $R^2$  为 0.46, RMSE 为 2.36 kg/m<sup>2</sup> (图 5a)。分区建模后 SOCD  $R^2$  为 0.55, RMSE 为 2.19 kg/m<sup>2</sup>,其中  $R^2$  增加 0.09, RMSE 降低

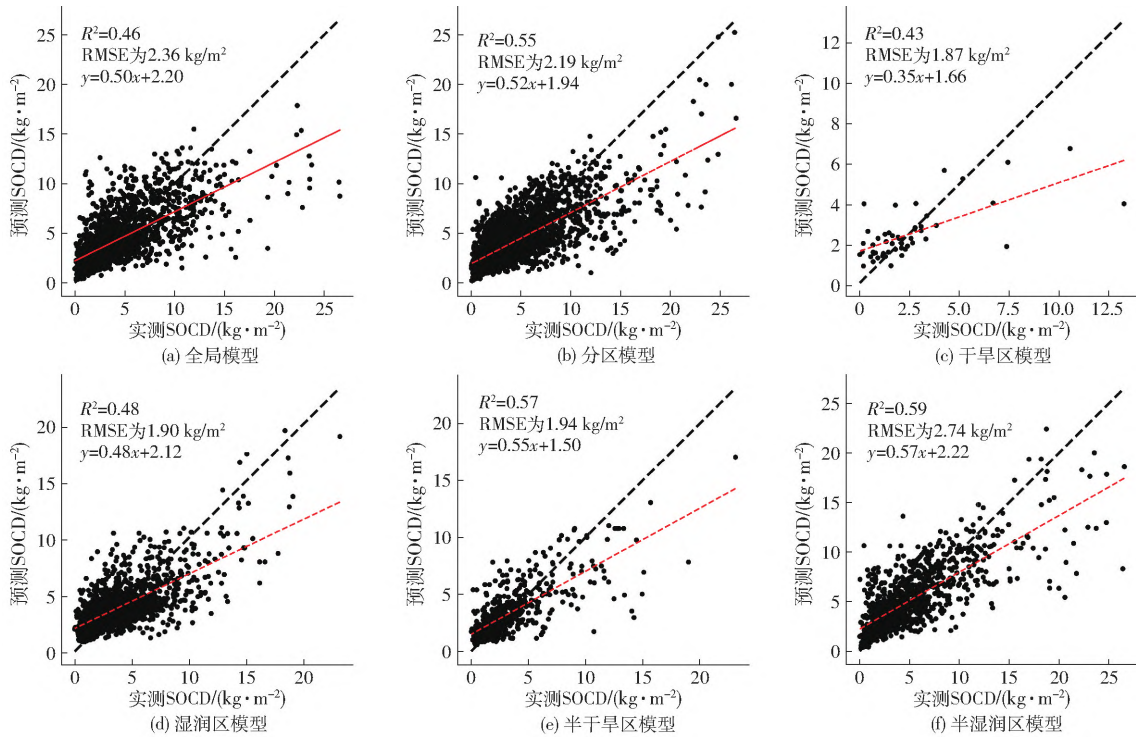


图5 全局和分区模型预测精度

Fig. 5 Model performance for global and partitioned models

0.17 kg/m<sup>2</sup> (图 5b)。

在 0 ~ 20 cm 土壤深度范围,SOCD 预测模型  $R^2$  为 0.43 ~ 0.59,表明中国不同气候带 SOCD 估算值与实测值间存在中等相关性。SOCD 预测模型 RMSE 为 1.87 ~ 2.74 kg/m<sup>2</sup>。在不同气候区进行 SOCD 估算时,半干旱区域 (图 5e) ( $R^2 = 0.57$ , RMSE 为 1.94 kg/m<sup>2</sup>) 和半湿润区域 (图 5f) ( $R^2 = 0.59$ , RMSE 为 2.74 kg/m<sup>2</sup>) 估算精度优于干旱区域 (图 5c) ( $R^2 = 0.43$ , RMSE 为 1.87 kg/m<sup>2</sup>) 和湿润区域 (图 5d) ( $R^2 = 0.48$ , RMSE 为 1.90 kg/m<sup>2</sup>)。这一结果表明,在半干旱和半湿润地区,SOCD 测量值的分布更加均匀,减少了极端值的影响,从而提高了估计准确性。从上述结果分析来看,分区后的 SOCD 预测模型有效地捕获了 SOCD 的分布特征。

尽管分区模型的预测精度 ( $R^2 = 0.55$ , RMSE 为 2.19 kg/m<sup>2</sup>) 优于全局模型,但预测误差仍然较大。误差的主要来源包括:① SOC 的空间异质性较强,尤其是在复杂地形和气候条件下。② 气象数据的空间分辨率较低(1 km),难以完全捕捉局部气候对 SOCD 的影响。③ 土壤样本点的空间分布不均匀,西北地区样本点较少,导致模型在这些区域的预测精度较低。未来研究可以通过增加高分辨率气象数据和土壤样本点进一步降低预测误差。

### 3.3 独立样本点验证

本文 SOCD 估算结果通过与黑河流域独立测得的 SOCD 数据以及 LI 等<sup>[24]</sup>模拟的 SOCD 数据进

行验证。黑河流域是中国西北地区的一个重要生态农业区,该地区土壤碳积累具有独特的地理和气候特征,对于探索干旱和半干旱区的土壤质量具有重要意义。通过将黑河流域的实测数据与本文估算的 SOCD 进行比较,验证结果表明,本文估算的 SOCD 与黑河流域实测的 SOCD 数据高度一致(图 6)。估算 SOCD 与实测 SOCD 之间具有显著的相关性, $R^2 = 0.69$ , RMSE 为 2.01 kg/m<sup>2</sup>。此

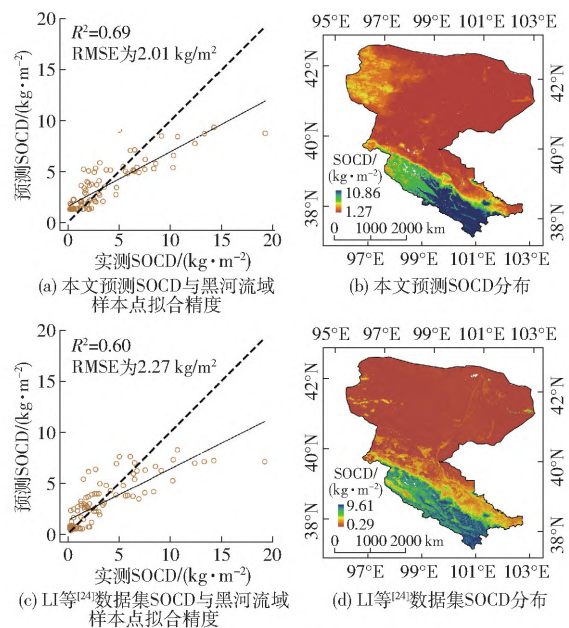


图6 与黑河流域独立实测数据对比

Fig. 6 Comparison with independent measured data in Heihe River Basin

外,与 LI 等<sup>[24]</sup>数据集相比,本文模型显示出更高的准确性。

### 3.4 中国 SOCD 时空演变特征

图 7 为以 5 年为间隔估算的我国 SOCD 空间分布及时空演变情况。由图 7 可以发现,从 1980s—2010s 中国 SOCD 总体上呈现轻微上升趋势。这种增加可能与改进的农业管理实践有关,例如化肥使用的增加和灌溉土地的扩展<sup>[33]</sup>。特别是,1985—1990 年估算的 SOCD 为本研究基线 SOCD(图 7a)。在随后的 1990—1995 年期间(图 7b),监测到轻微增加。2005—2010 年(图 7e)和 2010—2015 年(图 7f)2 个时期的估算 SOCD 显示出持续上升趋

势,特别是在中国中部和东北部地区。这种增加与农业管理的加强(例如化肥使用)和可持续土地利用实践的推广有关<sup>[34]</sup>。相比之下,2000—2015 年 SOCD 最高值略低于 1985 到 2000 年。0~20 cm 土壤深度 SOCD 从 1985 年到 2020 年的增加可能是由于与农业管理措施(如施肥)、土地利用变化、生态系统恢复措施实施以及气候变化相关的表层 SOCS 增加<sup>[35]</sup>。土壤水分和温度的变化直接影响微生物的代谢活动,从而影响 SOC 的积累和稳定性<sup>[36]</sup>。从这个角度来看,未来关于 SOC 变化的研究应考虑这些因素以及它们对全球变化的响应和人类活动的长期影响。

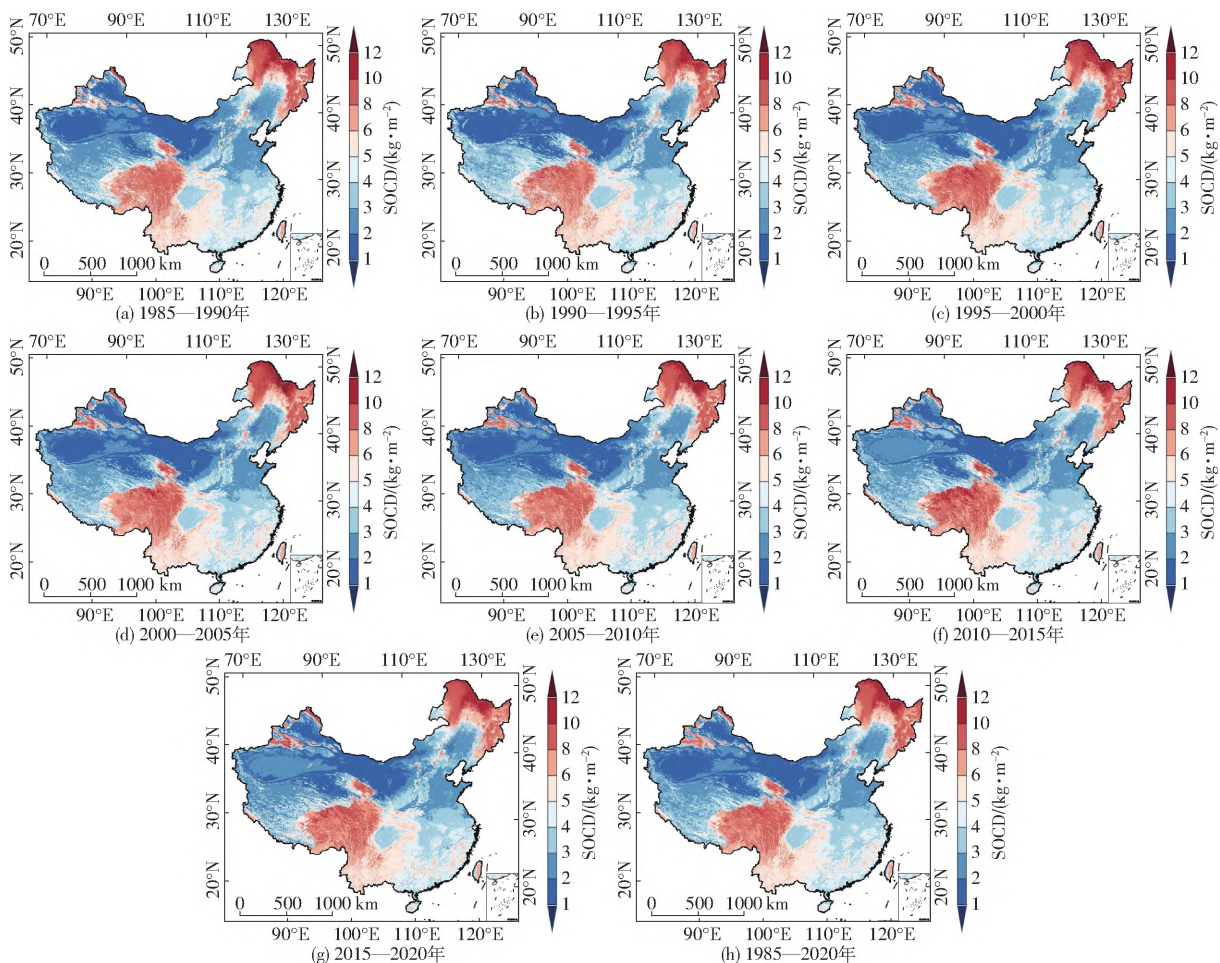


图 7 1985—2020 年 0~20 cm 土壤深度估算 SOCD 的空间分布

Fig. 7 Spatial distribution of SOCD estimated at 0~20 cm soil depth from 1985 to 2020

### 3.5 气候变化对土壤有机碳密度时空变化的影响

#### 3.5.1 气温对土壤有机碳密度的影响

气温是影响 SOC 分解速率的关键因素之一。气温升高会加速微生物的代谢速率,从而促进土壤中有有机物质的分解,导致 SOC 的释放增加<sup>[21]</sup>,这是一个正反馈过程,因为更多的二氧化碳被释放到大气中,进一步加剧温室效应和全球变暖。然而,这种影响并非线性,且受到多种因素如土壤类型、水分状

况和植被覆盖的影响。如图 8 所示,除青藏高原区、四川盆地及周边地区、云贵高原区、华南区和黄淮海平原区等区域外,其它 4 个农业区域均存在随气温上升,SOCD 降低的情况,其中东北平原区随气温上升 4 个时期的 SOCD 一直处于下降趋势。该区域受温带季风气候影响,长期来看,变暖可能导致 SOC 分解加速,减少土壤碳储存<sup>[18]</sup>。青藏高原区随气温上升 SOCD 呈增加趋势,作为全球变暖的敏感

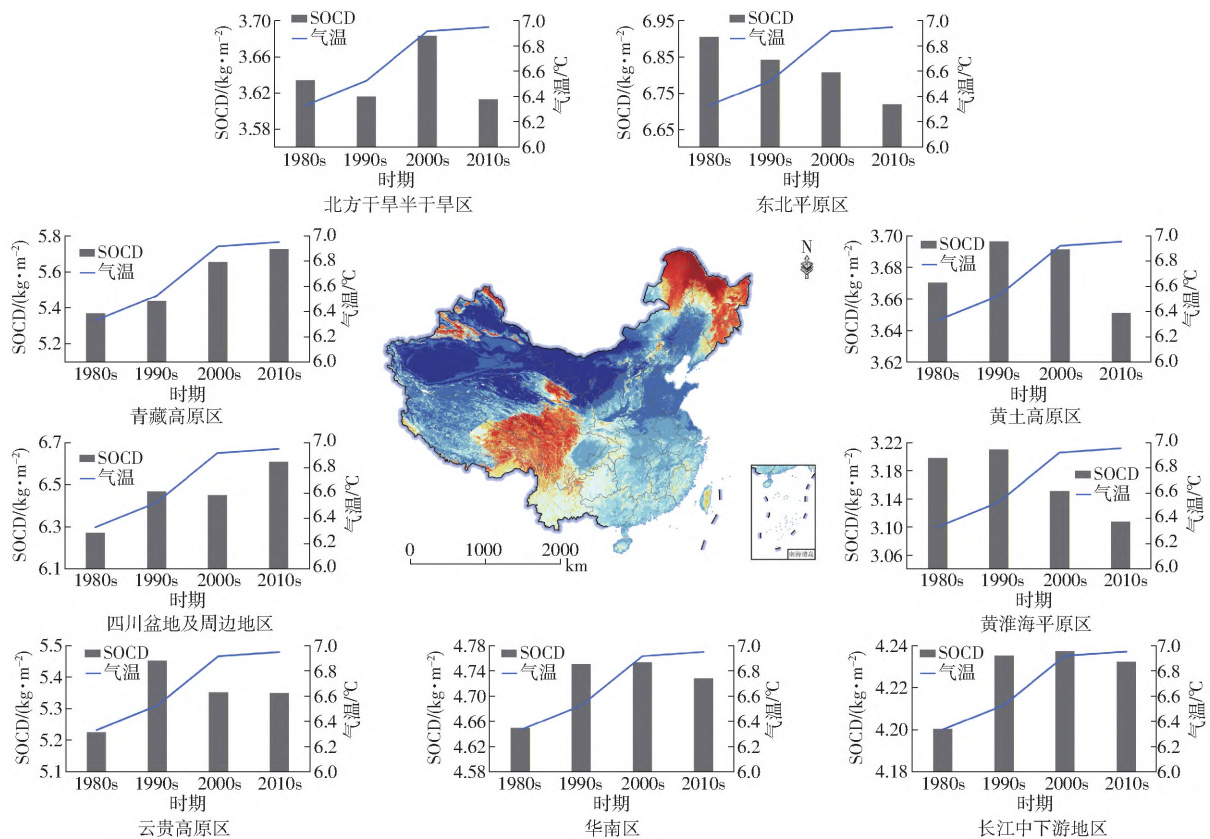


图8 气温变化与土壤有机碳密度的关系

Fig. 8 Relationship between air temperature and soil organic carbon density

区<sup>[37]</sup>,青藏高原升温速率高于全球平均水平,导致多年冻土融化,释放土壤中封存的有机碳,形成全球变暖的正反馈效应,同时影响高寒草地生态系统,改变SOCD的动态平衡。不同农业区划的SOCD变化与气温变化的关系表现各异,受到多种因素的影响,包括土地利用方式、植被类型、土壤管理和气候变化等。

### 3.5.2 降水量对土壤有机碳的影响

降水量对SOCD的影响主要体现在两方面,一是通过影响植物生产力间接作用,二是直接影响土壤有机物质的分解过程<sup>[28]</sup>。充足的降水通常有利于植物生长,增加地表植被覆盖和根系生物量,从而增加SOC的输入量<sup>[38]</sup>。同时,微生物对有机物质的分解依赖适量水分供给,而降水过多则可能造成土壤侵蚀,导致SOC降低<sup>[39]</sup>,并且增加水饱和和土壤中的厌氧条件,降低分解速率,有利于SOC的积累。此外,降水模式(如雨季和旱季分布)变化也会影响SOC的动态平衡,因为不同的植物群落适应不同的水分条件,进而影响有机物质的生产和分解。如图9所示,1980s—1990s青藏高原区、四川盆地及周边地区、云贵高原区等区域,随着年总降水量上升,SOCD增加。降水量增加会增加该区域的土壤水分,从而影响SOC积累<sup>[18]</sup>。黄淮海平原区SOCD与

降水量有显著相关性,降水量增加会通过提高植被覆盖度和生物量输入,从而促进SOC积累。北方干旱半干旱区SOCD对降水变化尤其敏感,因为这些区域的土壤水分状况是限制植被生长和SOC积累的主要因素。

气候变化通过气温和降水的变化,以多种机制影响着SOC的动态平衡,这些影响既包括直接作用于有机碳的输入和输出过程,也包括通过改变生态系统结构和功能间接影响SOC的积累与损失。理解这些影响对于预测未来气候变化背景下土壤碳循环的响应至关重要。

## 4 结论

(1)采用一种基于气候区划的随机森林模型方法,结合Landsat系列卫星影像数据、高程、气象等多类型遥感数据集和实测SOCD数据,通过筛选优选特征变量,提高了1985—2020年中国0~20cm表层SOCD预测精度。与不考虑气候分区的全局模型相比,分区模型预测精度更高( $R^2 = 0.55$ , RMSE为 $2.19 \text{ kg/m}^2$ )。

(2)分区后SOCD预测模型在不同气候区预测精度优于全局模型,特别是在半干旱和半湿润区域表现更为突出。同时在独立样本验证中也表现出较

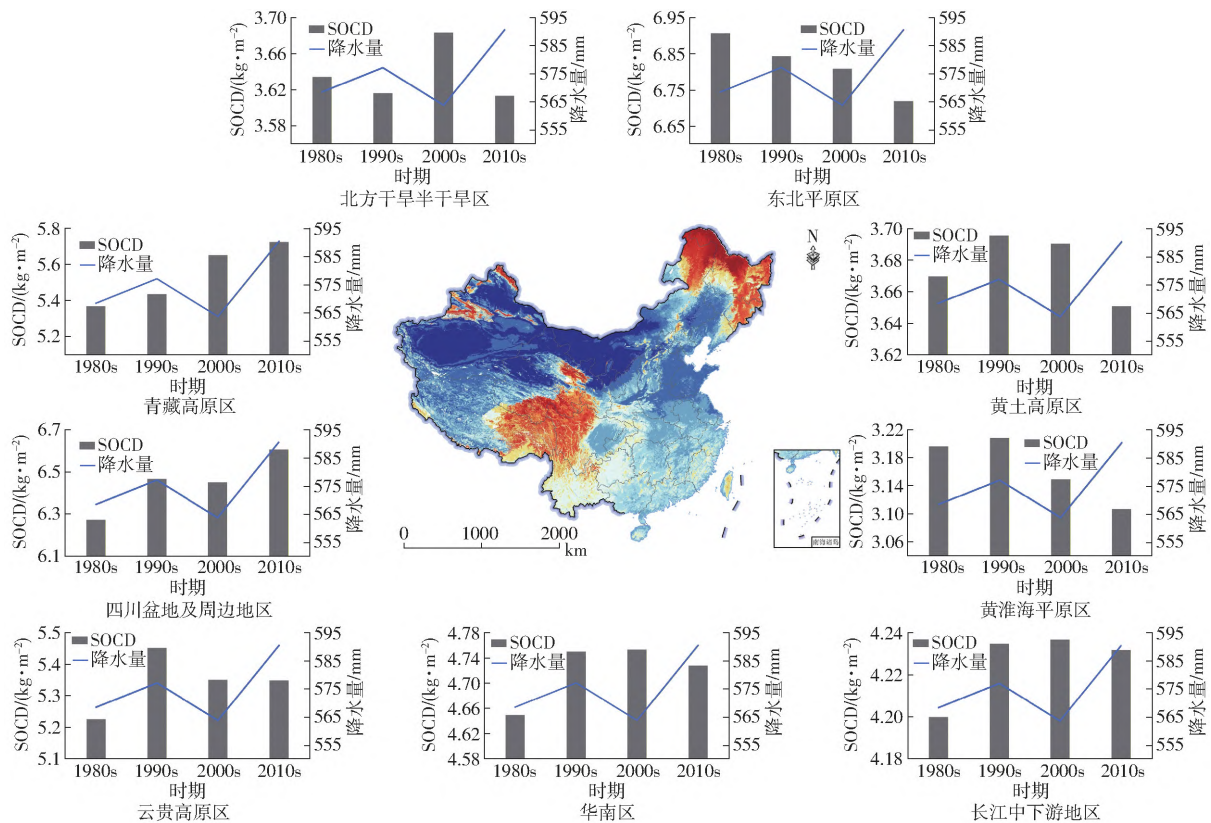


图 9 降水与土壤有机碳密度的关系

Fig. 9 Relationship between precipitation and soil organic carbon density

高的一致性 ( $R^2 = 0.69$ , RMSE 为  $2.01 \text{ kg/m}^2$ ), 优于部分已有数据集。

(3) 温度和降水量是影响 SOCD 估算的关键因素。1985—2020 年, 中国 SOCD 总体上呈现轻微上升趋势,

这可能与农业管理实践改进、土地利用变化和生态系统恢复措施实施等因素有关。该研究为优化农业实践、提升土壤碳汇功能提供了新的理论依据和方法支持, 有助于推动可持续农业发展和生态环境保护。

#### 参 考 文 献

- [1] 张文娟, 廖洪凯, 龙健, 等. 种植花椒对喀斯特石漠化地区土壤有机碳矿化及活性有机碳的影响[J]. 环境科学, 2015, 36(3): 1053–1059.  
ZHANG Wenjuan, LIAO Hongkai, LONG Jian, et al. Effects of Chinese prickly ash orchard on soil organic carbon mineralization and labile organic carbon in Karst rocky desertification region of Guizhou Province[J]. Environmental Science, 2015, 36(3): 1053–1059. (in Chinese)
- [2] 廖洪凯, 李娟, 龙健, 等. 土地利用及退耕对喀斯特山区土壤活性有机碳的影响[J]. 环境科学, 2014, 35(1): 240–247.  
LIAO Hongkai, LI Juan, LONG Jian, et al. Effects of land use and cropland abandonment on soil active organic carbon in Karst mountainous areas[J]. Environmental Science, 2014, 35(1): 240–247. (in Chinese)
- [3] 陈朝, 吕昌河, 范兰, 等. 土地利用变化对土壤有机碳的影响研究进展[J]. 生态学报, 2011, 31(18): 5358–5371.  
CHEN Chao, LÜ Changhe, FAN Lan, et al. Advances in the study of the effects of land use change on soil organic carbon[J]. Acta Ecologica Sinica, 2011, 31(18): 5358–5371. (in Chinese)
- [4] GAUDARÉ U, KUHNERT M, SMITH P, et al. Soil organic carbon stocks potentially at risk of decline with organic farming expansion[J]. Nature Climate Change, 2023, 13(7): 719–725.
- [5] MILNE E, AL ADAMAT R, BATJES N H, et al. National and sub-national assessments of soil organic carbon stocks and changes; the GEFSOC modelling system[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2007, 122(1): 3–12.
- [6] 邵壮, 陈然, 赵晶, 等. 基于 FLUS 与 InVEST 模型的北京市生态系统碳储量时空演变与预测[J]. 生态学报, 2022, 42(23): 9456–9469.  
SHAO Zhuang, CHEN Ran, ZHAO Jing, et al. Spatiotemporal evolution and prediction of ecosystem carbon storage in Beijing based on FLUS and InVEST models[J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(23): 9456–9469. (in Chinese)
- [7] PADARIAN J, STOCKMANN U, MINASNY B, et al. Monitoring changes in global soil organic carbon stocks from space[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 281: 113260.
- [8] MCBRATNEY A B, SANTOS M M, MINASNY B. On digital soil mapping[J]. Geoderma, 2003, 117(1–2): 3–52.
- [9] ARROUAYS D, GRUNDY M G, HARTEMINK A E, et al. GlobalSoilMap: toward a fine-resolution global grid of soil

- properties[J]. *Advances in Agronomy*, 2014, 125: 93 – 134.
- [10] MINASNY B, MALONE B P, MCBRATNEY A B, et al. Soil carbon 4 per mille[J]. *Geoderma*, 2017, 292: 59 – 86.
- [11] MULDER V L, LACOSTE M, RICHER-DE-FORGES A C, et al. National versus global modelling the 3D distribution of soil organic carbon in mainland France[J]. *Geoderma*, 2016, 263: 16 – 34.
- [12] ODGERS N P, LIBOHOVA Z, THOMPSON J A. Equal-area spline functions applied to a legacy soil database to create weighted-means maps of soil organic carbon at a continental scale[J]. *Geoderma*, 2012, 189: 153 – 163.
- [13] REDDY N N, DAS B S. Digital soil mapping of key secondary soil properties using pedotransfer functions and Indian legacy soil data[J]. *Geoderma*, 2023, 429: 116265.
- [14] ZHOU G, XU S, CIAIS P, et al. Climate and litter C/N ratio constrain soil organic carbon accumulation[J]. *National Science Review*, 2019, 6(4): 746 – 757.
- [15] PAN Y, LUO T, BIRDSEY R, et al. New estimates of carbon storage and sequestration in China's forests: effects of age – class and method on inventory-based carbon estimation[J]. *Climatic Change*, 2004, 67: 211 – 236.
- [16] LIU F, WU H, ZHAO Y, et al. Mapping high resolution national soil information grids of China[J]. *Science Bulletin*, 2022, 67(3): 328 – 340.
- [17] 原晋涛,陈万旭,曾杰. 中国耕地利用变化时空分异特征及对耕地 NPP 的影响[J]. *自然资源学报*, 2023, 38(12): 3135 – 3149.  
YUAN Jintao, CHEN Wanxu, ZENG Jie. Spatiotemporal differentiation characteristics of China's arable land use change and its impact on NPP[J]. *Journal of Natural Resources*, 2023, 38(12): 3135 – 3149. (in Chinese)
- [18] 郑志卿,张克非,师嘉奇,等. 中国不同气候区域 GNSS 水汽探测精度及时序特征分析[J]. *测绘科学*, 2023, 48(10): 68 – 77.  
ZHENG Zhiqing, ZHANG Kefei, SHI Jiaqi, et al. Analysis of GNSS water vapor detection accuracy and temporal sequence characteristics in different climatic regions of China[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2023, 48(10): 68 – 77. (in Chinese)
- [19] 赵家奕,张园,汤欣悦,等. 农田土壤中重金属对抗生素抗性基因及细菌群落的影响[J]. *化学通报*, 2023, 86(9): 1069 – 1077.  
ZHAO Jiayi, ZHANG Yuan, TANG Xinyue, et al. Effects of heavy metals in agricultural soils on antibiotic resistance genes and bacterial communities[J]. *Chemical Bulletin*, 2023, 86(9): 1069 – 1077. (in Chinese)
- [20] SONG X, BRUS D J, LIU F, et al. Mapping soil organic carbon content by geographically weighted regression: a case study in the Heihe River Basin, China[J]. *Geoderma*, 2016, 261: 11 – 22.
- [21] 刘峰,赵鹏程,张昀,等. 从微生物角度揭示气候变暖对土壤有机碳转化影响的研究综述[J]. *土壤通报*, 2022, 53(6): 1492 – 1498.  
LIU Feng, ZHAO Pengcheng, ZHANG Yun, et al. A review of the impact of climate warming on soil organic carbon transformation from a microbial perspective[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2022, 53(6): 1492 – 1498. (in Chinese)
- [22] YANG J, HUANG X. 30 m annual land cover and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. *Earth System Science Data Discussions*, 2021, 2021: 1 – 29.
- [23] ZHANG Z, DING J, ZHU C, et al. Exploring the inter-decadal variability of soil organic carbon in China[J]. *CATENA*, 2023, 230: 107242.
- [24] LI H, WU Y, LIU S, et al. Decipher soil organic carbon dynamics and driving forces across China using machine learning [J]. *Global Change Biology*, 2022, 28(10): 3394 – 3410.
- [25] BISHOP T, MCBRATNEY A B, LASLETT G M. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines[J]. *GEODERMA*, 1999, 91(1 – 2): 27 – 45.
- [26] POGGIO L, DE SOUSA L M, BATJES N H, et al. SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty[J]. *Soil*, 2021, 7(1): 217 – 240.
- [27] 唐澳华,杨贵军,杨悦,等. 基于中红外光谱特征增强和集成学习的土壤有机碳含量估算模型研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(8): 382 – 390.  
TANG Aohua, YANG Guijun, YANG Yue, et al. Estimation model of soil organic carbon content based on mid-infrared spectral feature enhancement and ensemble learning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(8): 382 – 390. (in Chinese)
- [28] TANG X, ZHAO X, BAI Y, et al. Carbon pools in China's terrestrial ecosystems: new estimates based on an intensive field survey[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115(16): 4021 – 4026.
- [29] 孙忠祥,李勇,赵云泽,等. 旱作区土壤有机碳密度空间分布特征与其驱动力分析[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(1): 255 – 262.  
SUN Zhongxiang, LI Yong, ZHAO Yunze, et al. Analysis of spatial distribution characteristics and driving force of soil organic carbon density in dry farming areas[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(1): 255 – 262. (in Chinese)
- [30] 刘驰,刘希瑶,刘澎. 松辽平原典型黑土区有机质的变化及影响因素分析[J]. *地质与资源*, 2020, 29(6): 550 – 555.  
LIU Chi, LIU Xiyao, LIU Peng. Changes in organic matter and influencing factors in typical black soil areas of the Songliao Plain[J]. *Geology and Resources*, 2020, 29(6): 550 – 555. (in Chinese)

(下转第 330 页)

- Reports, 2025, 15(1): 11488.
- [27] GEORGE O, MARC H, GEORGIOS L. Premonition net, a multi-timeline transformer network architecture towards strawberry tabletop yield forecasting[J/OL]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 208. DOI: 10.1016/J.COMPAG.2023.107784.
- [28] GUO X, KIM Y, NING X, et al. Enhancing the transformer model with a convolutional feature extractor block and vector-based relative position embedding for human activity recognition[J]. Sensors, 2025, 25(2): 301.
- [29] XU D, CAO B. Adaptive multiobjective evolutionary generative adversarial network for metaverse network intrusion detection [J]. Research, 2025, 8: 0665.
- [30] LUO Y, ZHANG Z, CHEN Y, et al. ChinaCropPhen1km; a high-resolution crop phenological dataset for three staple crops in China during 2000—2015 based on leaf area index (LAI) products[J]. Earth System Science Data, 2020, 12(1): 197–214.
- [31] HU J, ZHANG B, PENG D, et al. Mapping 10-m harvested area in the major winter wheat-producing regions of China from 2018 to 2022[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 1038.
- [32] LI X, XIAO J. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 517.
- [33] ABATZOGLOU J T, DOBROWSKI S Z, PARKS S A, et al. Terra climate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958—2015[J]. Scientific Data, 2018, 5(1): 170191.
- [34] GARNOT V S F, LANDRIEU L, GIORDANO S, et al. Satellite image time series classification with pixel-set encoders and temporal self-attention[C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020: 12322–12331.
- [35] TATACHAR A V. Comparative assessment of regression models based on model evaluation metrics[J]. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), 2021, 8(9): 853–860.
- [36] TALBOT N, TAKADA A, BINGHAM A H, et al. An investigation of the impacts of a successful COVID-19 response and meteorology on air quality in New Zealand[J]. Atmospheric Environment, 2021, 254: 118322.

~~~~~

(上接第 318 页)

- [31] 胡婵娟, 郭雷. 植被恢复的生态效应研究进展[J]. 生态环境学报, 2012, 21(9): 1640–1646.  
HU Chanjuan, GUO Lei. Advances in the study of ecological effects of vegetation restoration[J]. Journal of Environmental and Ecological Science, 2012, 21(9): 1640–1646. (in Chinese)
- [32] 郭泽呈, 魏伟, 石培基, 等. 中国西北干旱区土地沙漠化敏感性时空格局[J]. 地理学报, 2020, 75(9): 1948–1965.  
GUO Zecheng, WEI Wei, SHI Peiji, et al. Spatiotemporal pattern of land desertification sensitivity in the arid northwestern China[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(9): 1948–1965. (in Chinese)
- [33] PU Y, YANG L, ZHANG L, et al. Major contributions of agricultural management practices to topsoil organic carbon distribution and accumulation in croplands of East China over three decades[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2024, 359: 108749.
- [34] MUHIE S H. Novel approaches and practices to sustainable agriculture[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2022, 10: 100446.
- [35] YU Z, MA R, XU J, et al. A dataset of the TSI of Hulun Lake in summer, 1986—2020[J]. China Scientific Data, 2023, 8(4): 21–25.
- [36] BABUR E, DINDAROGLU T. Seasonal changes of soil organic carbon and microbial biomass carbon in different forest ecosystems[J]. Environmental Factors Affecting Human Health, 2020, 1: 1–21.
- [37] 牛振国, 景雨航, 张东启, 等. 气候变化背景下青藏高原湿地生态系统响应特征: 回顾与展望[J]. 气候变化研究进展, 2024, 20(5): 509–518.  
NIU Zhenguo, JING Yuhang, ZHANG Dongqi, et al. Response characteristics of wetland ecosystems on the Qinghai–Tibet Plateau under climate change: a review and prospect[J]. Advances in Climate Change Research, 2024, 20(5): 509–518. (in Chinese)
- [38] 翟夏杰, 崔丽娟, 李伟, 等. 中国典型湿地生态系统的固碳价值研究[J]. 水生态学杂志, 2024, 45(6): 1–8.  
ZHAI Xiajie, CUI Lijuan, LI Wei, et al. Study on carbon sequestration value of typical wetland ecosystems in China[J]. Journal of Hydroecology, 2024, 45(6): 1–8. (in Chinese)
- [39] 齐智娟, 徐敬文, 张忠学, 等. 秸秆还田配施氮肥对黑土玉米田土壤 CO<sub>2</sub> 排放与碳平衡的影响[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 284–293.  
QI Zhijuan, XU Jingwen, ZHANG Zhongxue, et al. Effects of straw returning combined with nitrogen fertilizer application on soil CO<sub>2</sub> emission and carbon balance in black soil maize fields[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 284–293. (in Chinese)