

鄂尔多斯市土壤有机碳空间分布特征及其影响因素^①

赵海龙^{1,2}, 余秉坤², 宋练^{2*}, 朱春梧², 李龙辉¹, 刘尚华³

(1 南京师范大学地理科学学院, 南京 210023; 2 中国科学院南京土壤研究所, 南京 211135; 3 鄂尔多斯市林业和草原科学研究所, 内蒙古鄂尔多斯 017010)

摘要: 土壤有机碳是土壤碳库的重要组成部分, 其含量可以直观反映土壤肥力水平。探究鄂尔多斯市土壤有机碳空间分布特征及其影响因素, 可为推进区域碳中和与生态系统可持续发展提供科学依据。本研究基于土壤实测数据和 CatBoost 机器学习模型, 估算了鄂尔多斯市不同深度土壤有机碳含量的空间分布, 并揭示了其主要影响因素。结果表明: 研究区 0~10、10~20、20~30、30~50 cm 土层有机碳含量均值分别为 10.26、8.36、7.05、4.83 g/kg。在空间分布上, 研究区土壤有机碳含量呈现东高西低的分布特征, 且随着土层深度的增加, 土壤有机碳含量及其空间异质性逐渐降低。土壤理化性质如 pH 和电导率等对土壤有机碳的积累与分布起着重要作用。

关键词: 土壤有机碳; 空间分布预测; 主导因素; CatBoost

中图分类号: K99/9.131 **文献标志码:** A

Spatial Distribution and Influencing Factors of Soil Organic Carbon in Ordos City

ZHAO Hailong^{1,2}, YU Bingkun², SONG Lian^{2*}, ZHU Chunwu², LI Longhui¹, LIU Shanghua³

(1 School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China; 2 Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China; 3 Ordos Forestry and Grassland Science Research Institute, Ordos, Inner Mongolia 017010, China)

Abstract: Soil organic carbon (SOC) is a crucial component of the soil carbon pool, and its content directly reflects soil fertility. Investigating the spatial distribution of SOC and its influencing factors in Ordos City can provide scientific support for regional carbon neutrality and sustainable ecosystem development. Based on measured soil data and the CatBoost machine-learning model, this study estimated the spatial distribution of SOC at different soil depths in Ordos City and identified the main influencing factors. The results showed that the average SOC contents in the 0–10, 10–20, 20–30, and 30–50 cm soil layers were 10.26, 8.36, 7.05, and 4.83 g/kg, respectively. Spatially, SOC content was higher in the east and lower in the west. SOC content and its spatial heterogeneity gradually decreased with increasing soil depth. Soil physicochemical properties, such as pH and electrical conductivity, played important roles in SOC accumulation and distribution.

Key words: Soil organic carbon; Spatial distribution prediction; Dominant factor; CatBoost

土壤有机碳(SOC)是土壤碳库的重要组成部分, 广泛影响土壤肥力、结构、水分保持能力以及植物生长等多个方面^[1-2]。随着全球气候变化问题日益严峻, SOC 的存储和变化已成为全球碳循环研究的重要内容^[1-2]。SOC 不仅在土壤生态系统中发挥着调节作用, 还通过影响碳的输入与输出过程, 参与全球气候系统的调节, 特别是在干旱、半干旱地区, SOC 对生态恢复和土地管理具有重要意义^[3]。内蒙古鄂尔多斯地

区作为典型的干旱半干旱草原区, SOC 含量较低, 且土壤环境和生态系统对气候变化极为敏感。因此, 研究该区域 SOC 的分布特征及其主导因素, 对于理解低碳地区土壤碳循环、评估区域气候变化影响及指导生态恢复具有重要的理论与实践意义^[4]。

关于 SOC 空间分布及其主导因素的研究方法主要包括地统计学方法和机器学习方法。地统计学方法(如克里金法)在 SOC 空间预测方面具有较为广泛的

①基金项目: 鄂尔多斯市科技重大专项(2022EEDSKJZDZX010)资助。

* 通信作者(songlian@issas.ac.cn)

作者简介: 赵海龙(2000—), 男, 河北张家口人, 硕士研究生, 主要从事数字土壤制图研究。E-mail: zhaohailong831@gmail.com

应用,但其在处理复杂的非线性关系和多重因素交互作用时存在一定局限性^[5-6]。近年来,机器学习方法,特别是随机森林(RF)、支持向量机(SVM)等方法,已在 SOC 预测中得到较好应用^[7-8]。然而,尽管这些方法能够较为精确地建模,但在处理大规模数据、非线性关系和类别特征时,依然存在较高的计算成本和过拟合风险^[9]。作为一种新兴的梯度提升树模型,CatBoost 由于其在处理类别变量和复杂非线性关系方面的优势,已被应用于多种回归预测任务^[10-11]。与传统方法相比,CatBoost 能够更有效地挖掘数据中的潜在模式,减少模型的过拟合,并提高预测的准确性^[11]。

目前,针对内蒙古及鄂尔多斯地区 SOC 及其主导因素,已有一些研究进行了探讨,但这些研究多集中在局部区域或采用常规的统计分析方法,对区域尺度 SOC 空间异质性及多因素交互作用的刻画仍有不足^[12-13]。同时,现有研究对 SOC 分布及其与土壤理化性质、气候等多种因素之间关系的综合量化仍需加强^[4, 12, 14]。因此,基于鄂尔多斯地区土壤理化特征、气候以及土地利用类型等数据,本研究采用 CatBoost 模型,探究了研究区 SOC 的空间分布特征及其主要影响因素,并与其他主流机器学习模型结果进行了对比,以为该地区土壤管理、生态恢复以及区域碳中和目标实现提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

鄂尔多斯市位于中国内蒙古自治区西南部,地处 106°42'E~111°27'E, 37°35'N~40°51'N,地理位置优越,是连接华北、西北和东北地区的重要枢纽。鄂尔多斯市总面积约 86 752 km²,下辖 9 个旗区,包括东

胜区、康巴什区、伊金霍洛旗、准格尔旗、鄂托克旗等,是内蒙古自治区经济较为发达的地区之一。该区平均海拔 1 000~1 500 m,属典型的温带大陆性气候,年日照时数 2 700~3 200 h,年平均气温 5.3~8.7℃,月平均最低气温 -10~-13℃,7 月平均气温 21~25℃,东部地区降水量 300~400 mm,西部地区降水量 190~350 mm,全年降水集中在 7—9 月,蒸发量大,年蒸发量达 2 000~3 000 mm^[15-16]。主要由平原、丘陵、波状高原、毛乌素沙地、库布其沙漠 5 种地貌构成,其中草原和沙漠占主导地位。土壤类型包括栗钙土、棕钙土、潮土、灰钙土、粗骨土和风沙土等,以栗钙土(典型草原土壤)为主,分布最广,占比约 60%~70%,是草原地区的主要土壤类型^[4]。各地区平均植被覆盖率为 30%~40%,但区域间差异显著:东南部黄土丘陵区 and 人工林区的植被覆盖率较高,可达到 50% 以上;北部和西部的荒漠及沙地植被覆盖率较低,一般低于 20%。土地利用类型以草地为主,荒漠化土地和沙地次之^[17]。

1.2 样品采集与测定

根据鄂尔多斯市土地利用类型,采用随机抽样法,于 2023 年在研究区内共设置 37 个样地,其分布如图 1 所示。每个样地通过 GPS 定位,并同时记录海拔、经纬度、地貌、坡度坡向、干扰程度、生态系统类型、群丛名称、群系、生物量等信息。在每个样地分别采集 0~10、10~20、20~30、30~50 cm 土层的土壤样品,不同深度土层土样视为不同样本用于预测模型构建,共计 148 个样品。采集的土壤样品置于室内进行自然风干,研磨并过筛,采用高锰酸钾氧化法测定有机碳含量^[18],土水比 1:2.5 电极法测定 pH^[19],采用 1:5 土水比的电导率仪法测定电导率(EC,反映土壤含盐量)。

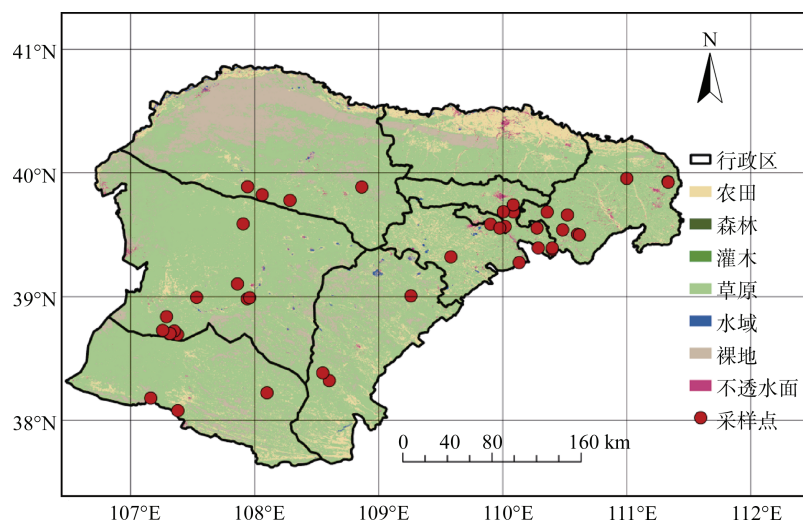


图 1 研究区采样点及土地利用类型空间分布图

1.3 数据来源及处理

本研究初步选择 18 个环境因子作为预测鄂尔多斯 SOC 的变量，并将采样深度作为剖面变量纳入模型分析。参照 SCORPAN 数字土壤制图框架，结合数据可获得性与研究区实际情况，搜集的潜在影响因子包括土壤(S)、气候(C)、有机体(O)、地形(R)和剖面深度 5 个方面(表 1)。其中，土壤因素包含土壤质地、土壤养分、土壤理化性质三大类；有机体因素包含土地利用和归一化植被指数(NDVI)；气候因素包括年平均气温和年累计降水量。气候数据时效性较强，本研究采用与采样时间(2023 年 6—10 月)相近的 2023 年平均气温与年累计降水量数据。土壤数据更新频率较低，本研究数据来自相对较新的中国高分辨

率国家土壤信息格网基本属性数据集_90 m(2010—2018 年)。数据类型包括栅格数据和矢量数据，采用 ArcGIS 10.6 软件，对各类空间数据统一进行坐标系变换、1 km 分辨率重采样和研究区裁剪。对于研究区土壤 pH 和电导率数据，由于公开数据中 pH 和电导率变异度较小(其中 pH 范围为 8.0~8.4)，且与本研究采样点实测值不完全匹配，加之电导率公开数据也相对较少，本研究采用样本实测 pH 和电导率数据，经反距离权重插值后生成研究区 pH 和电导率空间数据。此外，由于土壤理化性质之间可能存在多重共线性，为避免影响模型预测精度，采用 SPSS 软件计算方差膨胀因子(VIF)，剔除共线性较高的变量，将 VIF 降低到 10 以下。

表 1 研究区有机碳含量的预测因子

因子类别		潜在影响因子		数据来源	
土壤(S)	土壤质地	土壤质地		国家地球系统科学数据中心	
		砾石含量		国家地球系统科学数据中心	
		黏粒含量		国家地球系统科学数据中心	
		粉粒含量		国家地球系统科学数据中心	
		砂粒含量		国家地球系统科学数据中心	
		土壤类型		国家青藏高原科学数据中心	
	土壤养分	全钾		国家青藏高原科学数据中心	
		全氮		国家青藏高原科学数据中心	
		理化性质	土壤 pH		实测
	电导率			实测	
气候(C)		容重		国家青藏高原科学数据中心	
		年平均气温		国家地球系统科学数据中心	
		年累计降水量		国家地球系统科学数据中心	
有机体(O)	土地利用	土地利用		http://maps.elie.ucl.ac.be/cecl/viewer/download.php	
	农业	NDVI		Google earth engine	
地形(R)		高程		地理空间数据云 https://www.gscloud.cn/	
		坡度		对 DEM 进行表面分析所得	
		坡向		对 DEM 进行表面分析所得	

1.4 模型构建与精度评价

本研究采用 CatBoost 模型预测研究区 SOC 的空间分布特征。CatBoost 是一种基于梯度提升决策树(Gradient boosted decision trees, GBDT)的机器学习算法，特别是在包含类别特征的数据模拟中表现出色。与传统的梯度提升算法(如 XGBoost 和 LightGBM)相比，CatBoost 在处理类别特征数据时无需进行额外的独热编码(one-hot encoding)，而是采用独特的类别特征编码方法，通过基于目标编码(target encoding)的有序方式，提升模型的泛化能力。CatBoost 通过对每一步梯度计算进行正则化，有效减少过拟合现象，并增强模型的鲁棒性。此外，其在模型训练时使用了

对称树结构(symmetric trees)，这不仅提高了模型的预测精度，还显著缩短了训练时间^[20]。

同时，采用十折交叉验证法对 CatBoost 模型的两个核心参数(树的深度和学习率)进行调参优化。其中，树的深度控制模型复杂度，学习率平衡模型训练速度和预测性能。选取平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、均方误差(MSE)和决定系数(R^2)4 个指标评价模型预测精度。通过 SHAP 值分析 CatBoost 模型在预测研究区 SOC 空间变化中各变量的重要性。

SHAP (Shapley additive explanations)法是一种基于博弈论中 Shapley 值的模型解释方法，可量化每个特征对模型预测的相对贡献。其核心思想源自合作博

弈论: 在多特征协同作用下, 通过计算所有可能的特征组合中某特征的边际贡献均值, 评估该特征对预测结果的独立影响。SHAP 值具有加性解释、一致性、多维度协同效应的特点, 不仅考虑单一特征作用, 还捕捉特征间的非线性交互效应。模型的预测结果可分解为所有特征 SHAP 值的线性叠加^[21-22]。

此外, 为了评估 CatBoost 的预测性能, 本研究将其与目前 4 个主流的机器学习模型及其集成模型进行预测精度对比和分析。其中, 随机森林模型(random forest)是一种集成学习方法, 通过构建多个决策树并进行投票(分类任务)或平均(回归任务)来完成预测; HistGradientBoosting 模型(histogram-based gradient boosting)是一种基于直方图的梯度提升算法, 通过加速树的构建过程提高计算效率; ExtraTreesRegressor 模型(极端随机树回归)是一种集成学习方法, 类似于随机森林, 但其在构建树的过程中使用了更多随机化策略; LightGBM 模型(light

gradient boosting machine)是一种高效的梯度提升框架, 基于决策树算法。集成模型采用上述 5 种单模型预测结果的加权或平均集成, 用于检验模型融合是否能够进一步提升预测精度。

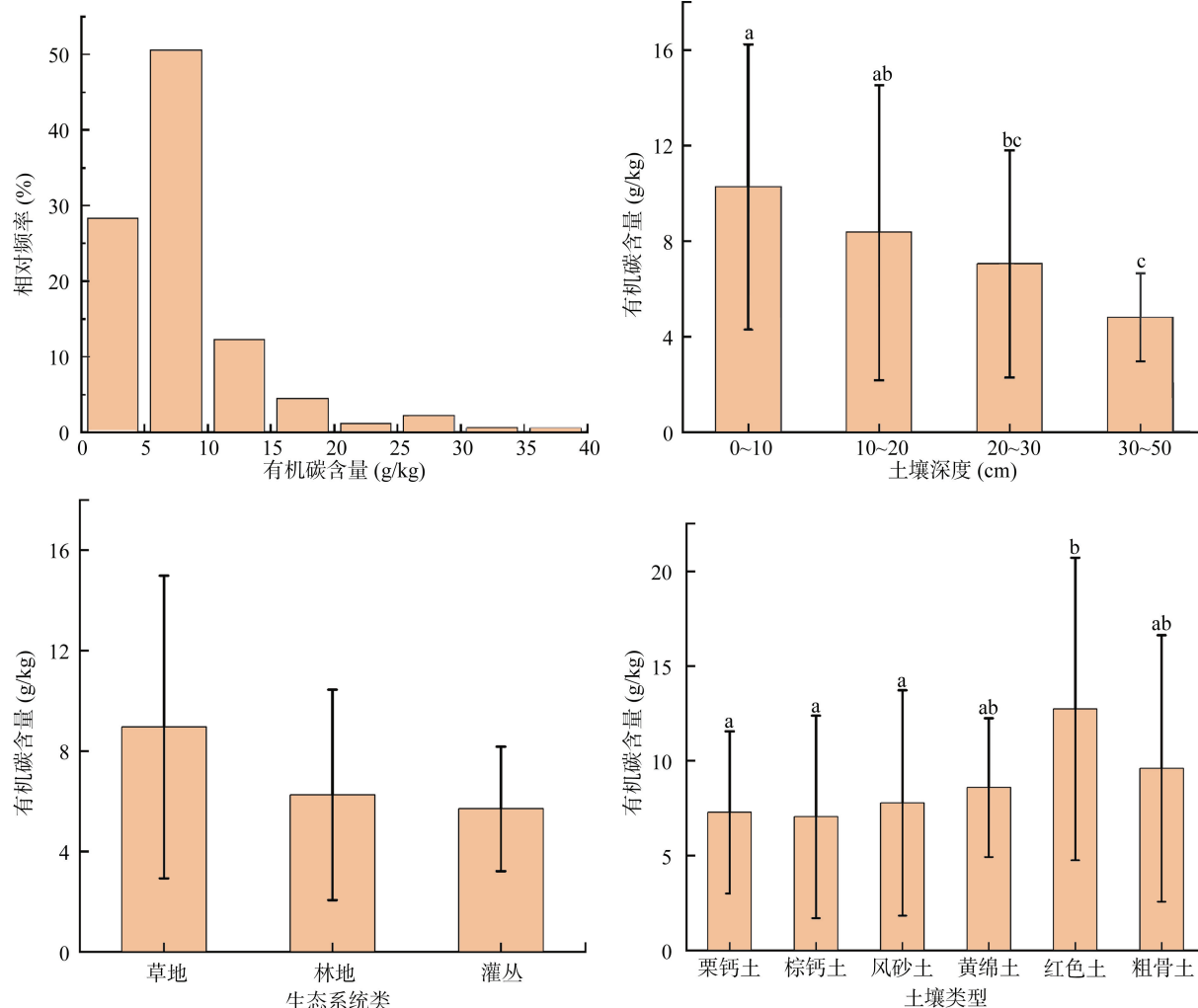
1.5 数据处理与分析

数据整理与统计分析采用 Excel 2016 和 SPSS 20 软件完成, 空间数据预处理、投影转换、重采样、插值和制图主要采用 ArcGIS 10.6 软件完成; 模型构建、精度评价和 SHAP 分析主要在 Python 环境中完成, 使用的主要程序包包括 scikit-learn、CatBoost 和 SHAP 等。

2 结果与分析

2.1 土壤有机碳统计特征

SOC 含量统计结果表明, 鄂尔多斯市 0~50 cm 土层 SOC 含量范围为 0.5~47.5 g/kg, 平均值为 8.12 g/kg(图 2)。不同深度 SOC 含量存在较大差异, 随着土壤深度增加, SOC 含量呈现下降趋势, 0~10、



(图中不同小写字母表示不同分组间差异显著($P < 0.05$))

图 2 研究区 SOC 含量特征

10~20、20~30、30~50 cm 土层 SOC 含量平均值分别为 10.26、8.36、7.05、4.83 g/kg。对于不同土壤类型, SOC 含量也存在显著差异, 普通红色土 SOC 含量最高, 平均值为 12.73 g/kg, 栗钙土和棕钙土 SOC 含量较低, 风砂土 SOC 含量居中。单因素方差分析和 Tukey 检验表明, 普通红色土 SOC 含量显著高于其他土壤类型($P<0.05$)。

2.2 模型预测精度

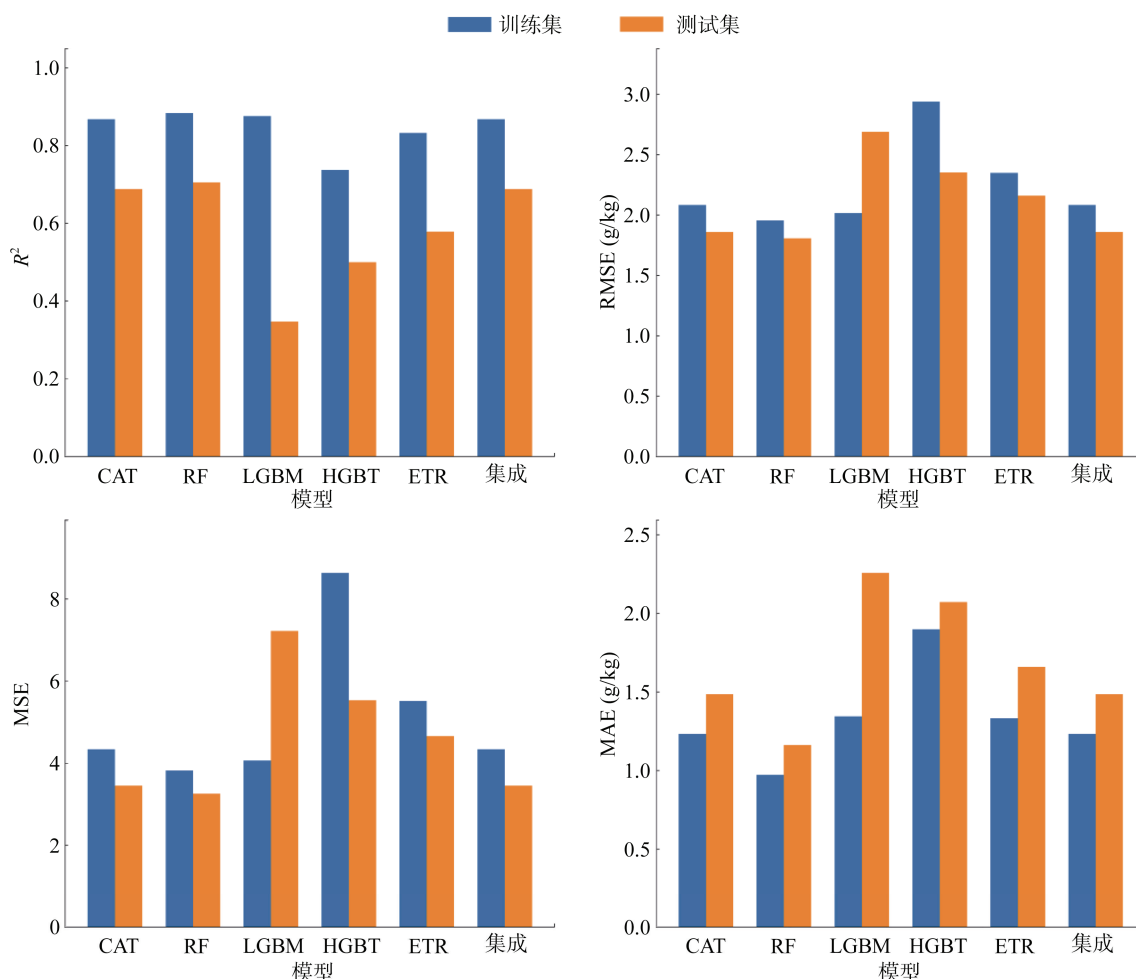
图 3 为 5 种单模型及其集成模型的预测精度结果。其中, CatBoost 模型测试集 R^2 约为 0.69, RMSE 约为 1.86 g/kg, 整体预测误差低于 2 g/kg, 表现出较高的预测精度和较稳定的泛化能力; ExtraTreesRegressor 模型虽然在训练集中表现良好, R^2 为 0.83, 但在测试集中 R^2 下降为 0.60, 下降较多, 表明其泛化能力有待提高, 存在一定过拟合风险; 集成模型并未表现出超越最优单体模型 CatBoost 的能力。综上, CatBoost 模型综合表现较优, 因此本研究采用

CatBoost 模型对鄂尔多斯 SOC 含量进行空间预测。

基于 148 个实测样本, 按照 9:1 比例随机划分训练集和测试集, 对 CatBoost 模型进行训练。在十折交叉验证下, 训练集准确度明显高于测试集, 总体 R^2 为 0.568(图 4)。主要与样本量有限、训练集与测试集划分差异以及个别折叠模型拟合精度较低有关。其中, 十折交叉验证中 50% 的折叠 R^2 超过 0.7, 70% 的折叠 R^2 超过 0.5。

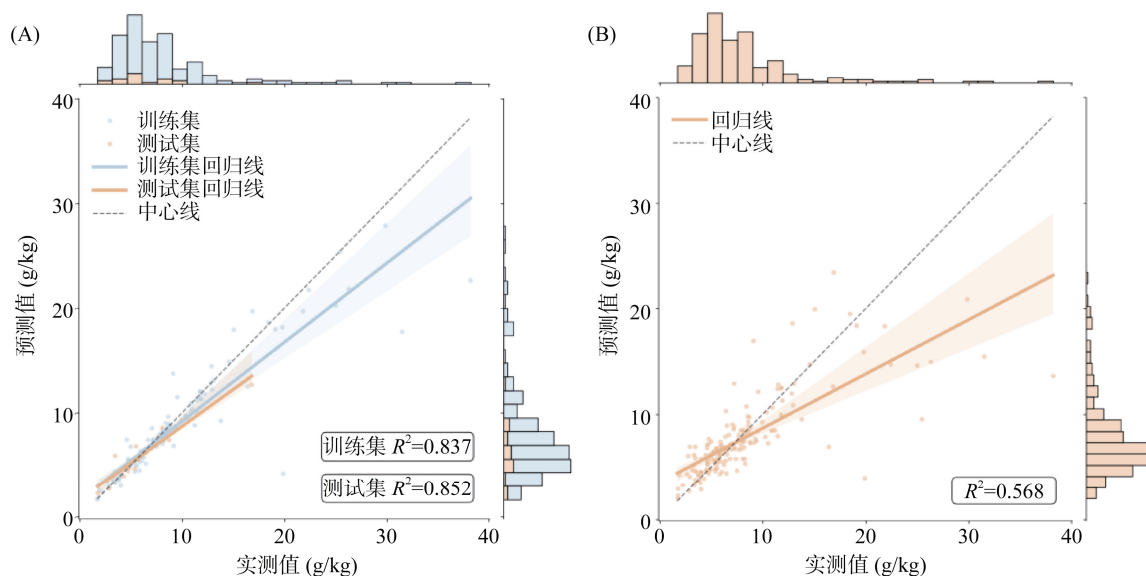
2.3 变量重要性评估

图 5 为各变量对研究区 SOC 含量的贡献度结果。由图 5 可知, 土壤类变量对研究区 SOC 含量空间变异相对贡献度最高(62.9%), 其中土壤 pH、电导率和土壤质地(如黏粒含量)对 SOC 变异贡献度较大。适宜的 pH 有利于有机质积累, 黏粒则通过稳定有机物减少其分解。地形类变量的贡献度为 14.9%, 其中坡向和坡度贡献度较高。坡度主要通过影响土壤水分保持与侵蚀过程, 进而影响研究区 SOC 积累。土壤深



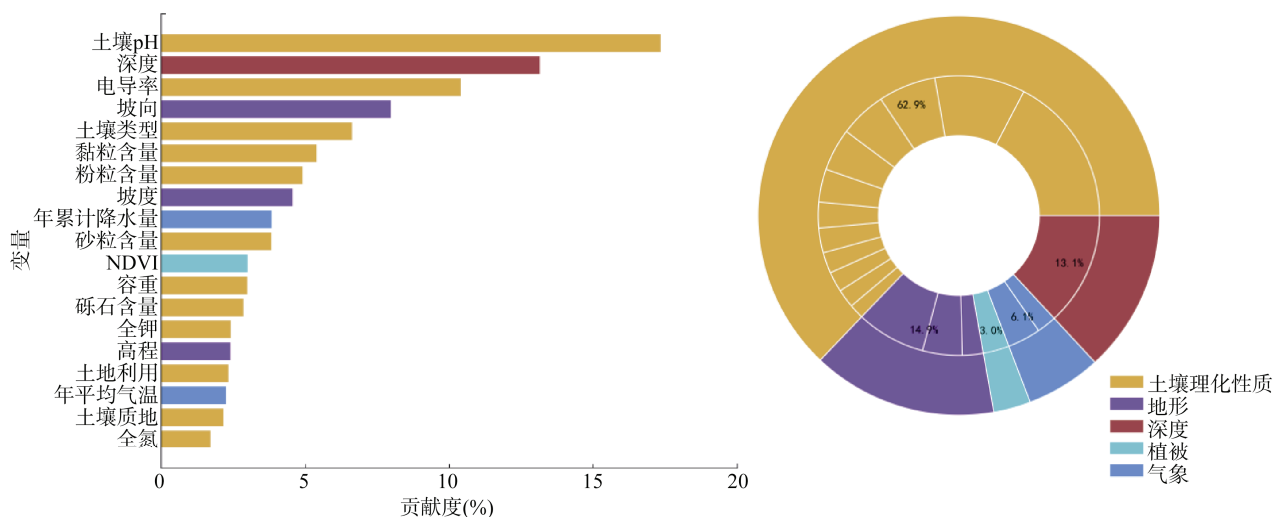
(图中 CAT 为 CatBoost 模型; RF 为随机森林模型; LGB 为 LightGBM 模型; HGB 为 HistGradientBoost; ETR 为 ExtraTreesRegressor 模型; 集成为 5 种模型集成的模型)

图 3 不同模型预测精度对比



(A: CatBoost 模型训练集与测试集散点图; B: 十折交叉验证散点图结果)

图 4 CatBoost 模型预测值与实测值散点图



(A: 各变量对 SOC 空间变异性的贡献度; B: 各变量类别对 SOC 空间变异性的贡献度)

图 5 研究区 SOC 空间变异主导因素分析

度贡献度为 13.1%，表明 SOC 含量随土壤深度增加而发生系统性变化。有机体类变量贡献度为 3.0%。植被覆盖率提高可增加有机质输入，提升 SOC 水平。气候类变量贡献度为 6.1%。降水和温度可通过调节有机质分解与积累过程对 SOC 产生间接影响。整体上，土壤性质是决定研究区 SOC 空间变异的最主要因素，其次为地形、土壤深度、气候和有机体等因素。

2.4 土壤有机碳空间分布特征

图 6 为研究区 SOC 空间分布特征。由图 6 可知，研究区 SOC 含量呈现较大的空间异质性。在水平分布上，4 个土壤深度 SOC 含量的空间格局类似，整体表现为东部地区较高，中西部地区较低，其他区域适中；但随着土壤深度的增加，SOC 含量的空间异

质性逐渐降低，在较深层土壤(30~50 cm)中分布趋于均匀化。在垂直变化上，研究区 SOC 含量整体呈现逐步降低的趋势，且高值区域的分布范围显著减少。在 0~10 cm 表层土壤中，东部地区 SOC 含量达到最高(9.44 g/kg)，显著高于其他地区；随着土壤深度的增加，东部 SOC 高值区的含量呈现明显的下降趋势，在 10~20、20~30、30~50 cm 深度 SOC 均值分别降至 8.26、7.37、6.16 g/kg。

3 讨论

3.1 CatBoost 模型对低水平 SOC 的预测优势

本研究采用 CatBoost 模型，通过与其他主流机器学习模型进行对比，发现在 SOC 水平较低的鄂尔

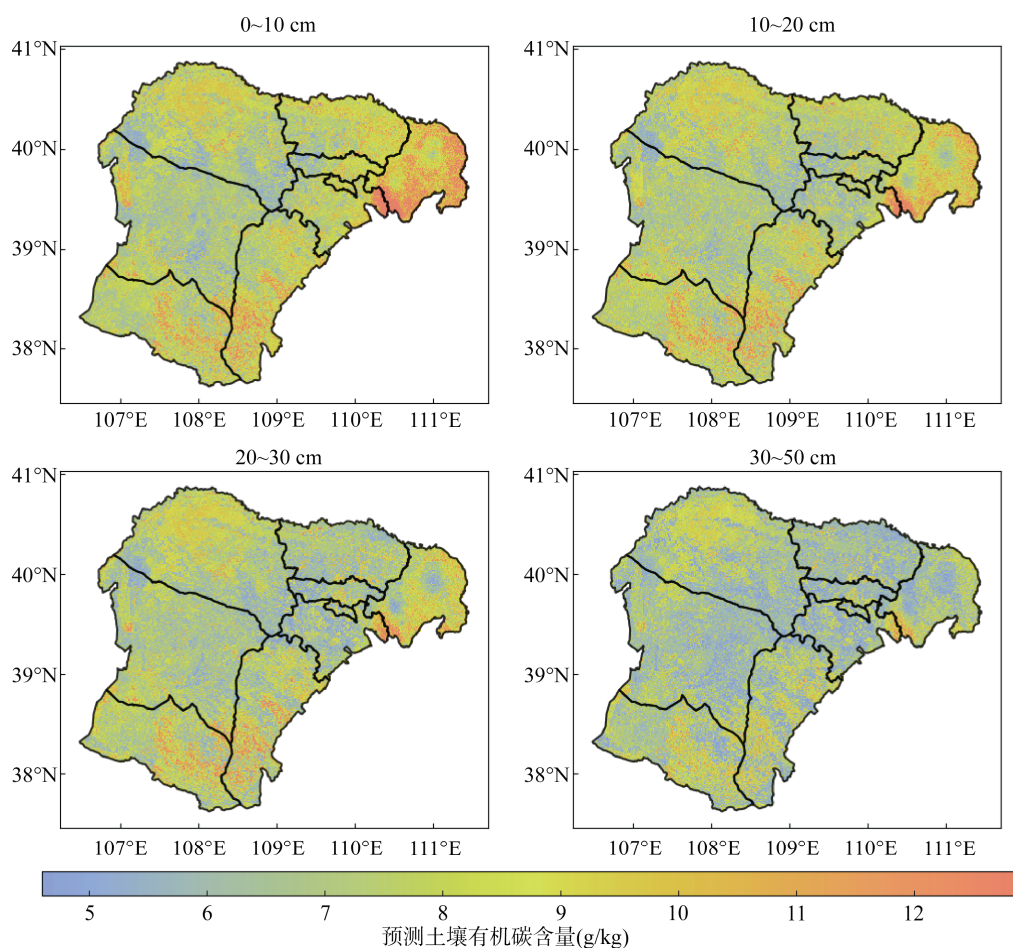


图 6 研究区不同深度 SOC 含量空间分布

多斯市, CatBoost 模型具有较高的 SOC 预测精度, 表明其对低水平 SOC 的空间分布预测和分析具有较好适用性。在已有的粉砂壤土 SOC 预测研究中, CatBoost 模型也在 6 种算法中表现最佳^[23]。CatBoost 模型的优势可能与其有序提升策略和对类别特征的有效处理有关。有序提升能够降低目标泄漏带来的预测偏差, 对称树结构有助于提高模型稳定性和计算效率; 同时, CatBoost 可在非线性特征关系和变量交互作用较强的情形下保持较好的泛化能力^[24]。因此, 在样本量相对有限、SOC 低值区域信号较弱的干旱半干旱区, CatBoost 模型可作为 SOC 空间预测的有效方法。

3.2 研究区 SOC 含量空间分布及主导因素

本研究结果表明, 土壤 pH、电导率是影响鄂尔多斯地区 SOC 水平的关键因子, 总贡献度较高。已有研究表明, 土壤 pH 通过影响微生物活性、矿物结合能力、植物生长、溶解性有机碳流失以及土壤结构, 直接或间接调控 SOC 的分布和动态变化^[22, 25]。通常, 中性或微酸性土壤更有利于有机碳的转化与储存, 而

过酸或过碱条件可能抑制部分微生物过程并改变碳循环路径。较高电导率通常反映土壤盐分状况增强, 可能抑制植物生长并减少植物残体(如凋落叶和根系)输入, 导致 SOC 积累减少; 盐胁迫还可能改变植物分泌物和残体的化学组成, 增加难分解物质比例(如木质素含量), 间接影响 SOC 动态变化^[26-27]。SOC 的主要来源是地表植物凋落物(如落叶、枝条)和根系分泌物, 而这些有机物质大多集中在土壤表层(如 0~20 cm)。随着土壤深度增加, 植物根系活动和凋落物输入显著减少^[28], 因此深层土壤中有机碳输入有限, 导致研究区 SOC 含量随土壤深度增加呈下降趋势。研究区 SOC 含量呈现东高西低、北高南低的分布特征, 这种空间差异可能与植被覆盖、气候条件(如降水和温度)、土壤类型以及土地利用方式密切相关。东南部地区较高的 SOC 值在 4 个土壤深度中均有所体现, 但数值随土壤深度增加而逐渐减小, 表明该区域可能受益于较好的植被覆盖、稳定的生态保护或较充足的土壤有机质来源, 从而形成了相对稳定的有机碳储存^[29]。

4 结论

CatBoost 模型对稀疏样本和低水平 SOC 地区 SOC 含量预测具有较高精度。鄂尔多斯市 SOC 含量空间分布总体呈东高西低、北高南低的特征,且随土壤深度增加而降低;土壤理化性质对 SOC 含量空间分布的贡献度最高,其次为地形因子和土壤深度。本研究通过对比主流机器学习模型,明确了 CatBoost 模型在稀疏样本和低值 SOC 区域预测中的适用性。未来可进一步结合空间计量模型(如地理加权回归),显式引入空间滞后效应,以进一步提升低值区域 SOC 预测精度。

参考文献:

- [1] 毛馨月,沈育伊,褚俊智,等.模拟氮沉降对中亚热带桉树人工林土壤有机碳组分及碳库管理指数的影响[J].环境科学,2025,46(2):1032–1045.
- [2] Zhang N, Bai L Y, Wei X X, et al. Effects of organic material addition on carbon cycling and soil fertility in paddy soil[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 379: 124898.
- [3] 阎百兴,杨育红,刘兴土,等.东北黑土区土壤侵蚀现状与演变趋势[J].中国水土保持,2008(12):26–30.
- [4] 常帅,于红博,曹聪明,等.锡林郭勒草原土壤有机碳分布特征及其影响因素[J].干旱区研究,2021,38(5):1355–1366.
- [5] Ellili Y, Walter C, Michot D, et al. Mapping soil organic carbon stock change by soil monitoring and digital soil mapping at the landscape scale[J]. Geoderma, 2019, 351: 1–8.
- [6] Shen Q S, Wang Y, Wang X R, et al. Comparing interpolation methods to predict soil total phosphorus in the Mollisol area of Northeast China[J]. Catena, 2019, 174: 59–72.
- [7] 任必武,陈瀚阅,张黎明,等.机器学习用于耕地土壤有机碳空间预测对比研究——以亚热带复杂地貌区为例[J].中国生态农业学报(中英文),2021,29(6):1042–1050.
- [8] 周琪清,赵小敏,郭熙,等.基于物候与极端气候信息的耕地土壤有机碳空间分布预测研究[J].土壤学报,2024,61(3):648–661.
- [9] Jiang S J, Sweet L B, Blougouras G, et al. How interpretable machine learning can benefit process understanding in the geosciences[J]. Earth's Future, 2024, 12(7): e2024EF004540.
- [10] Xing F, Li H, Li T Y. Deformation modeling and prediction of concrete dam using observed air temperature and enhanced CatBoost algorithm[J]. Water, 2024, 16(23): 3341.
- [11] Ajin R S, Segoni S, Fanti R. Optimization of SVR and CatBoost models using metaheuristic algorithms to assess landslide susceptibility[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 24851.
- [12] 陈颖洁,房凯,秦书琪,等.内蒙古温带草地土壤有机碳组分含量和分解速率的空间格局及其影响因素[J].植物生态学报,2023,47(9):1245–1255.
- [13] 杨珺婷,李晓松.应用哨兵 2 号卫星遥感影像数据和机器学习算法对锡林郭勒草原土壤表层有机碳及全氮的估算[J].东北林业大学学报,2022,50(1):64–71.
- [14] 龚政,文天翼,靳闯,等.江苏中部潮滩湿地土壤有机碳分布特征及影响因子[J].应用生态学报,2023,34(11):2978–2984.
- [15] Chen S C, Liang Z Z, Webster R, et al. A high-resolution map of soil pH in China made by hybrid modelling of sparse soil data and environmental covariates and its implications for pollution[J]. Science of the Total Environment, 2019, 655: 273–283.
- [16] 王语馨,郑颖,高永,等.鄂尔多斯市典型生态系统服务时空演变特征及权衡/协同关系[J].应用生态学报,2025,36(6):1661–1670.
- [17] Peng S Z, Ding Y X, Liu W Z, et al. 1 km monthly temperature and precipitation dataset for China from 1901 to 2017[J]. Earth System Science Data, 2019, 11(4): 1931–1946.
- [18] 张宇,陈宇轩,高志鹏,等.基于土地利用变化的鄂尔多斯市生态系统服务价值时空演化特征分析[J].干旱区资源与环境,2025,39(2):131–140.
- [19] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, et al. CatBoost: Unbiased boosting with categorical features[PP/OL]. V5. arXiv (2019-01-20). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.09516>.
- [20] Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. ACM, 2017: 4768–4777.
- [21] Shapley L. A value for n-person games[M]//Kuhn H W, Tucker A W, eds. Classics in Game Theory. Princeton: Princeton University Press, 1997: 69–79.
- [22] 陈新,贡璐,李杨梅,等.典型绿洲不同土壤类型有机碳含量及其稳定碳同位素分布特征[J].环境科学,2018,39(10):4735–4743.
- [23] Li Y N, Li J, Tan J, et al. Fine resolution mapping of forest soil organic carbon based on feature selection and machine learning algorithm[J]. Remote Sensing, 2025, 17(12): 2000.
- [24] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, et al. CatBoost: Unbiased boosting with categorical features[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2018, 31: 6638–6648.
- [25] 闫蒙,王旭洋,周立业,等.科尔沁沙地沙漠化过程中土壤有机碳含量变化特征及影响因素[J].中国沙漠,2022,42(5):221–231.
- [26] 陈梦蝶,崔晓阳.土壤有机碳矿物固持机制及其影响因素[J].中国生态农业学报(中英文),2022,30(2):175–183.
- [27] 徐嘉晖,孙颖,高雷,等.土壤有机碳稳定性影响因素的研究进展[J].中国生态农业学报,2018,26(2):222–230.
- [28] 王威,唐蛟,殷金忠,等.秸秆全量还田配施沼液对砂姜黑土水稳性团聚体及结合有机碳的影响[J].土壤,2023,55(1):53–61.
- [29] 郑延云,余正洪,张佳宝,等.腐殖酸-水铁矿复合物提升新整治耕地土壤有机碳的效应[J].土壤,2024,56(6):1184–1191.

(责任编辑:于 飞)