

doi:10.11733/j.issn.1007-0435.2026.03.022

引用格式:丁辰深,曹生奎,张富玲,等.青海湖流域土壤水分空间格局及模拟研究[J].草地学报,2026,34(3):984-997

DING Chen-shen, CAO Sheng-kui, ZHANG Fu-ling, et al. Spatial Patterns and Modeling of Soil Moisture in the Qinghai Lake Basin[J]. Acta Agrestia Sinica, 2026, 34(3):984-997

青海湖流域土壤水分空间格局及模拟研究

丁辰深^{1,2}, 曹生奎^{1,2,3*}, 张富玲⁴, 王江^{1,2}, 侯瑶芳^{1,2}, 雷义珍^{1,2}, 裴若颖^{1,2}

(1. 青海师范大学地理科学学院/青海省自然地理与环境过程重点实验室, 青海 西宁 810008; 2. 青海师范大学青藏高原地表过程与生态保育教育部重点实验室, 青海 西宁 810008; 3. 青海省人民政府—北京师范大学高原科学与可持续发展研究院, 青海 西宁 810008; 4. 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室, 青海 西宁 810008)

摘要:土壤水分空间分布格局对区域生态稳定和水资源可持续利用至关重要。本研究以青海湖流域为研究对象,结合实测数据和遥感影像,采用数理统计和地理空间分析方法研究了青海湖流域不同深度土壤含水量和储水量的空间分布特征,并借助随机森林(Random forest, RF)和极端梯度提升(Extreme gradient boosting, XGBoost)机器学习模型模拟了流域内不同深度土壤含水量和储水量。结果表明:青海湖流域土壤含水量随土壤深度增加逐渐减少(分别为32.06%, 27.17%, 24.99%),土壤储水量随土壤深度增加而增加(分别为29.72, 32.07, 32.34 mm);青海湖流域土壤水分空间格局整体呈北高南低、东高西低、河流上游高下游低,环湖地区山区高湖滨低的特征。不同植被类型,土壤含水量和储水量均以高寒草甸最高。模型模拟结果显示,气温、降水和归一化植被指数是土壤水分空间模型的主要影响因素。本研究揭示了青海湖流域土壤水分的空间分布规律及环境响应机制,为区域生态恢复和水资源管理提供科学依据。

关键词:土壤含水量;土壤储水量;空间分布;机器学习

中图分类号:S152.7

文献标识码:A

文章编号:1007-0435(2026)03-0984-14

Spatial Patterns and Modeling of Soil Moisture in the Qinghai Lake Basin

DING Chen-shen^{1,2}, CAO Sheng-kui^{1,2,3*}, ZHANG Fu-ling⁴, WANG Jiang^{1,2},
HOU Yao-fang^{1,2}, LEI Yi-zhen^{1,2}, PEI Ruo-ying^{1,2}

(1. Qinghai Provincial Key Laboratory of Physical Geography and Environmental Processes, College of Geographical Science, Qinghai Normal University, Xining, Qinghai Province 810008, China; 2. Key Laboratory of Tibetan Plateau Land Surface Processes and Ecological Conservation (Ministry of Education), Qinghai Normal University, Xining, Qinghai Province 810008, China; 3. Academy of Plateau Science and Sustainability, People's Government of Qinghai Province and Beijing Normal University, Xining, Qinghai Province 810008, China; 4. Qinghai Provincial Key Laboratory of Geospatial Information Technology and Application, Xining, Qinghai Province 810008, China)

Abstract: Spatial patterns of soil water content are fundamental to regional ecosystem stability and the sustainable use of water resources. Focusing on the Qinghai Lake Basin, this study integrated field measurements and remote-sensing imagery with statistical and geospatial analyses to investigate the spatial distributions of soil water content and soil water storage at multiple depths. Machine-learning models—Random forest (RF) and Extreme gradient boosting (XGBoost)—were applied to simulate soil water content and storage at varying depths across the basin. The results indicated that soil moisture content in the Qinghai Lake Basin gradually decreased with increasing soil depth (32.06%, 27.17%, and 24.99%, respectively), while soil water storage increased with depth (29.72 mm, 32.07 mm, and 32.34 mm, respectively). Spatially, soil moisture in the basin exhibited a general pattern of high values in the north and east and low values in the south and west, with higher values in the upper reaches of rivers than in the lower reaches, and higher values in the mountainous

收稿日期:2025-05-22;修回日期:2025-06-30

基金项目:青海省自然科学基金项目(2023-ZJ-924M)资助

作者简介:丁辰深(2001-),男,汉族,河南驻马店人,硕士研究生,主要从事生态水文研究, E-mail:19840970292@163.com; *通信作者
Author for correspondence, E-mail: caoshengkui@163.com

areas surrounding the lake than in the lakeshore zones. Across different vegetation types, alpine meadows had the highest soil moisture content and water storage. Model simulation results revealed that air temperature, precipitation, and the Normalized Difference Vegetation Index were the primary influencing factors of the soil moisture spatial model. This study elucidates the spatial distribution patterns and environmental response mechanisms of soil moisture in the Qinghai Lake Basin, providing a scientific basis for regional ecological restoration and water resource management.

Key words: Soil water content; Soil water storage; Spatial distribution; Machine learning

土壤水分是地表生态系统和水文过程的重要环节,直接影响着植被生长、物质循环与地表水收支等多方面功能^[1-2]。土壤水分动态变化受地形起伏、降水强度、气温、土壤类型、植被结构及人为干预等多重因素的协同作用影响^[3-5],不同区域的土壤水分空间分布呈现显著差异性与高度复杂性^[6]。土壤水分相关研究多集中于土壤水分空间分布特征^[6-7]及影响机制^[8],忽略了土壤水分在不同深度的动态变化及其空间格局特征。近年来,随着遥感技术与机器学习方法的迅速发展,融合地面观测数据与遥感数据的土壤水分反演模型逐渐成为当前研究热点^[9-11]。结合光学与微波多源卫星遥感的联合反演方法日益成熟^[12-14],融合多源遥感数据并基于随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)等机器学习模型模拟^[15-18],在土壤水分空间模拟应用展现出显著的优势,为不同深度土壤水分研究提供可能^[19-22]。

青海湖流域位于青藏高原东北部,是我国对气候变化最为敏感的典型生态脆弱流域之一^[23]。土壤水分不仅是影响流域植被覆盖和生产力的关键因子^[24],还与地表水循环过程^[25]、水资源配置效率^[26]和生态系统稳定性^[27]密切相关。因此,深入研究青海湖流域土壤水分空间格局,对于理解区域水文过程响应、支撑生态修复策略与提升水资源适应性管理能力具有重要现实意义。青海湖流域地形复杂,水热组合模式与土壤类型结构在空间上表现出强烈的异质性^[28],进一步加剧了土壤水分变化的复杂性。青海湖流域土壤水分研究大多局限于点尺度上的静态分析,采样点分布较为稀疏,且多集中于易于到达或具有典型性的区域^[6,28-30],难以全面反映青海湖流域土壤水分的空间变化特征。在流域尺度上,针对青海湖流域土壤水分空间分布规律的系统性研究相对匮乏。因此本研究采用高密度采样获取不同深度土壤含水量(Soil water content, SWC)及土壤储水量(Soil water storage, SWS)实测数据,结合多源遥感信息,以随机森林(RF)和极端梯度提升(XGBoost)两种机器学习模型进行不同深度土壤水分空间模拟,对比模型适用性和精度。通过数理统计与地理空间分析方法,系统分析

青海湖流域内不同深度土壤含水量及储水量的空间分布特征及其影响因素,为青海湖流域区域生态稳定和水资源可持续研究提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

青海湖流域位于青藏高原东北部,地理位置在 $36^{\circ}15' \sim 38^{\circ}20' \text{N}$, $97^{\circ}50' \sim 101^{\circ}20' \text{E}$ 之间^[31]。流域地形为西北高、东南低,总面积约 $2.9 \times 10^4 \text{ km}^2$,流域海拔介于3169~5268 m(图1)。青海湖流域是封闭内陆咸水湖流域^[32],地处东亚季风区、西北干旱区和青藏高原寒区的交会地带^[29],形成了独特的高寒半干旱气候特征,多年平均气温在 $-1.1^{\circ}\text{C} \sim 4.0^{\circ}\text{C}$ 之间,年平均降水量在215.7~788.7 mm间变化^[33]。青海湖流域植被类型丰富多样,主要包括温性草原、高寒草原、高寒草甸、高寒荒漠等四个大类。不同类型的植被在流域内表现出显著的水平及垂直分布规律,与区域气候条件、地形地貌密切相关,各植被类型对应的土壤水分差异显著^[34]。

1.2 样地设置与调查

在青海湖流域选取163个 $5 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ 的采样地,每个采样地内随机布设3个 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ 的样方,覆盖流域内主要植被类型及土壤类型,并在各海拔梯度间均匀分布。采样时间为2023年7—8月。采样过程中,采用土钻法分别于每个 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ 的样方内选取3个采样点,并按0~10 cm, 10~20 cm, 20~30 cm三个土层深度逐层取样,每个土层获取3个土壤样品,并测定土壤湿重,每个样地共获取27个土壤样品,全流域共计1467个。此外,在每个采样点的不同土层,分别使用体积为 50 cm^3 的环刀采集2个原状土样,用于测定土壤容重。土壤样品野外采集结束后,在室内以 105°C 条件下烘干24 h至恒重,测定土壤干土质量及原状土样质量。本研究共布设163个样点,并依据《中华人民共和国草地分类标准》^[35]将其划分为4大类:温性草原、高寒草原、高寒草甸和高寒荒漠。

1.4 数据计算

(1) 土壤含水量及储水量计算公式

土壤含水量计算公式^[36]:

$$\theta_m = \frac{w_w}{w_s} \times 100 \quad (1)$$

式中: θ_m 为土壤含水量(%), w_w 为土壤中水分的重量(湿土质量—干土质量,单位为g), w_s 为土壤干重(干土质量,单位为g)。

土壤储水量计算公式^[30]:

$$W = a \times \gamma \times h \times 10 \quad (2)$$

式中: W 为土壤储水量(mm), a 为土壤质量含水率(%), γ 为土壤的容重($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$), h 为土层深度(cm),10为单位换算系数(将等效水深由cm换算为mm)。

0~30 cm 土壤储水量计算公式^[37]:

$$W_{30} = W_1 + W_2 + W_3 \quad (3)$$

式中: W_{30} 为0~30 cm 土壤储水量(mm), W_1, W_2, W_3 分别为0~10, 10~20, 20~30 cm 土壤储水量。

(2) 遥感数据计算

使用 ArcGIS 10.2 软件分别加载 7 月和 8 月 NDVI、FVC、气温遥感数据,并通过“栅格计算器”工具分别计算平均值。加载 7 月和 8 月降雨量和 ET 数据,并通过“栅格计算器”工具分别计算累加值。土地利用数据和土壤数据采用频率编码,即将每个类别的出现频率统计并替换原始类别值,以获得连续数值用于后续建模。

$$X = \frac{n}{N} \quad (4)$$

式中: X 为各分类类别频率, n 为各分类类别出现的次数, N 为总样本数。

1.5 数据预处理

在 Excel 对土壤湿重、土壤干重和土壤容重数据进行整理,并剔除了因降雨导致的土壤水分异常值。在此基础上,根据土壤湿重与土壤干重计算土壤含水量;使用土壤含水量数据与土壤容重数据计算土壤储水量。在采样过程中,按 0~10 cm, 10~20 cm 和 20~30 cm 分层采集,每个土层重复取样 3 次,并以 3 次测定的均值作为该土层的土壤含水量及其储水量(如有异常值,对剩余数据计算平均值)。使用 Origin 2021 计算不同深度土壤含水量及其储水量的描述性统计值(表 2-3);并利用 Origin 2021 软件绘制青海湖流域不同植被类型(由于高寒荒漠样点数量有限,图 2 未展示该类型的土壤水分)

的土壤含水量与储水量垂直分布特征图(图 2),借助 ArcGIS 10.2 绘制土壤含水量及其储水量空间分布特征图(图 3-4)。

1.6 青海湖流域土壤含水量及储水量模拟方法

随机森林(RF)和极端梯度提升(XGBoost)均为基于决策树集成的机器学习算法,具备非线性拟合能力强、对异常值鲁棒性高以及泛化性能优异等特点,在土壤水分模拟与预测领域得到了广泛应用^[14-15]。这两种模型在处理高维度、多尺度数据时表现出较强的稳定性和抗干扰能力,能够有效降低数据噪声的影响,更好地捕获特征变量与目标变量之间复杂的非线性关系^[17-19]。因此,本研究选取 RF 和 XGBoost 模型进行对比分析,通过模型性能评估和验证,以期进一步提高土壤水分预测结果的精度和可靠性。

本研究使用 MATLAB R2023b 软件,基于实测数据与多源遥感,结合 RF 和 XGBoost 模型,构建土壤含水量及其储水量空间模拟(图 6,图 8)。研究区域的目标变量,土壤水分数据采用实测数据,输入变量为环境因子。在数据预处理过程中,首先读取样点数据,提取目标变量和输入变量;为提高模型的泛化能力,采用随机划分法,将数据集按照 80% 训练集和 20% 测试集进行划分。训练集用于模型训练,测试集用于评估模型性能。土壤水分模型训练完成后,采用 SHAP(Shapley additive explanations)方法评估 8 个输入变量对预测结果的贡献。基于 shapley 函数计算训练集各特征的 SHAP 值,以其绝对值均值衡量全局重要性,并归一化得到各变量的相对贡献度。

(1) 基于随机森林模型的流域土壤水分模拟。RF 模型通过 bagging 策略训练土壤水分反演模型。关键参数设置包括决策树数量、最小叶子节点数,基学习器采用决策树,通过合理优化参数提高模型的泛化能力和预测精度^[34]。模型分别构建了涵盖 0~10 cm, 10~20 cm, 20~30 cm 及 0~30 cm 四个不同深度的土壤水分空间模拟。训练完成后,利用模型对土壤水分进行预测。为实现空间分布预测,首先使用训练好的模型对栅格数据逐像元进行预测,然后输出预测结果。

(2) 基于极端梯度提升模型的流域土壤水分模拟。XGBoost 基于 fitensemble 函数,采用“Method”“LSBoost”实现梯度提升回归树(XGBoost)模型,对不同深度的土壤水分分别进行训练与预测。在模型训练之前,首先对训练集的 8 个特征因子进行最小-最大归一化(Min-Max Normalization),即对每

个特征 X 按下式转换到区间 $[0, 1]$ [38]:

$$X_{norm} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (5)$$

并将对应的缩放参数 $\min(X)$ 和 $\max(X) - \min(X)$ 记录下来,用于后续在测试集及栅格反演中保持一致的归一化方式。XGBoost 属于梯度提升树 (Gradient boosting decision tree, GBDT) 家族,其核心思想是在前一轮模型的残差基础上不断训练新的弱学习器 (回归树),并将所有弱学习器的输出加权累加来提升预测精度。对于最小二乘损失 (Least Squares Loss),在第 m 次迭代时,模型通过下式更新 [39-40]:

$$F_m(X) = F_{m-1}(X) + v \times h_m(X) \quad (6)$$

式中: $F_m(X)$ 第 m 轮迭代后的模型预测值, $F_{m-1}(X)$ 表示第 $m-1$ 轮迭代后模型的预测值, $h_m(X)$ 为第 m 轮训练得到的回归树, v (学习率) 控制每轮对残差的修正幅度。在初始时,可令 [39-40]:

$$F_0(X) = \arg \min_r \sum_i (y_i - r)^2 \quad (7)$$

式中: $F_0(X)$ 模型的初始预测值, $\arg \min_r \sum_i (y_i - r)^2$ 取训练集中目标变量 y 的均值。经过 M 轮迭代后,最终预测函数为 [39-40]:

$$F_M(X) = F_0(X) + v \sum_{m=1}^M h_m(X) \quad (8)$$

式中: $F_M(X)$ 为 M 轮迭代后的最终预测函数, M 模型迭代次数, $\sum_{m=1}^M h_m(X)$ 即所有训练得到的回归树的输出值逐一累加,最终形成整体预测 [39-40]。

在此基础上,为获得最佳模型性能,本研究通过网格搜索或贝叶斯优化对关键参数 (最大分裂数、叶节点最小样本量、弱学习器数量与学习率) 进行调优,并结合交叉验证选择最优组合。最终,训练完成的 XGBoost 模型应用于栅格数据的逐像元预测,实现不同土层土壤含水量的空间模拟。

(3) 模型精度评价。为验证模型精度,使用决定系数 (R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 进行精度评价。即 RMSE 越小, R^2 越大,表明模型反演精度越高。计算公式如下 [39]:

$$R^2 = [\text{corr}(\hat{y}, y)]^2 \quad (9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

式中: $\hat{y}$ 为预测值, y 为实测值, N 为样本数量, corr 表示样本相关系数。

2 结果与分析

2.1 青海湖流域土壤含水量及储水量统计特征

青海湖流域不同深度土壤的含水量存在显著差异 (表2)。0~10 cm, 10~20 cm 和 20~30 cm 平均土壤含水量分别为 32.06%, 27.17% 和 24.99%。土壤含水量最大值、最小值、中位数、标准差及变异系数的整体走势与平均值一致,均表现出随土壤深度增加而降低。

青海湖流域土壤储水量随土壤深度加深而增加 (表3)。0~10 cm, 10~20 cm 和 20~30 cm 平均土壤储水量分别为 29.72 mm, 32.07 mm 和 32.34 mm, 0~30 cm 平均土壤储水量为 94.13 mm。土壤储水量的平均值与中位数均随深度增加而增加,最大值、标准差和变异系数则呈现先增加后减小的趋势,最小值随土壤深度的增加而减小 (表3)。

青海湖流域不同植被类型土壤含水量及其储水量差异显著 (图2)。土壤含水量整体呈现出“高寒草甸 > 高寒草原 > 温性草原”的空间分布格局 (图2a)。温性草原各土层土壤含水量较为接近,均值为 11.30%~13.44%,波动较小;高寒草原不同深度土壤含水量变化范围在 11.70%~14.30% 之间;而高寒草甸则表现出随深度增加土壤含水量显著下降趋势,0~10 cm 土层含水量最高,达到 39.03%,表明其表层土壤具有良好的水分蓄积能力。土壤储水量则呈现出“高寒草甸 > 温性草原 > 高寒草原”,温性草原 (18.23, 20.25, 22.07 和 60.54 mm) 和高寒草原 (15.58, 18.30, 21.63 和 55.50 mm) 整体土壤储水量差异不大,且呈现出浅层储水量低于深层的分布特点 (图2b)。高寒草甸在各层储水量均高于其他类型,尤其在 0~30 cm 平均储水量为 106.96 mm,显著大于高寒草原 (55.50 mm) 和温性草原 (60.54 mm),表现出较强的土壤水分储蓄能力。

表2 青海湖流域不同深度土壤含水量特征值

Table 2 Characteristics of soil water content at different depths in the Qinghai Lake Basin

土层深度 Soil depth/cm	最大值 Maximum/%	最小值 Minimum/%	平均值 Average/%	中位数 Median/%	标准差 Standard deviation/%	变异系数 Variable coefficient/%
0~10	208.35	3.86	32.06	21.94	32.44	101.18
10~20	192.72	1.69	27.17	19.77	27.48	101.18
20~30	170.74	1.80	24.99	18.56	23.99	96.02

表 3 青海湖流域不同深度土壤储水量特征值

Table 3 Characteristics of soil water storage at different depths in the Qinghai Lake Basin

土层深度 Soil depth/cm	最大值 Maximum/mm	最小值 Minimum/mm	平均值 Average/mm	中位数 Median /mm	标准差 Standard deviation/mm	变异系数 Variable coefficient/%
0~10	109.32	5.75	29.72	24.81	18.46	62.11
10~20	128.84	3.70	32.07	27.16	20.85	65.04
20~30	123.29	3.69	32.34	28.30	19.37	59.91
0~30	350.73	15.20	94.13	78.02	56.81	60.36

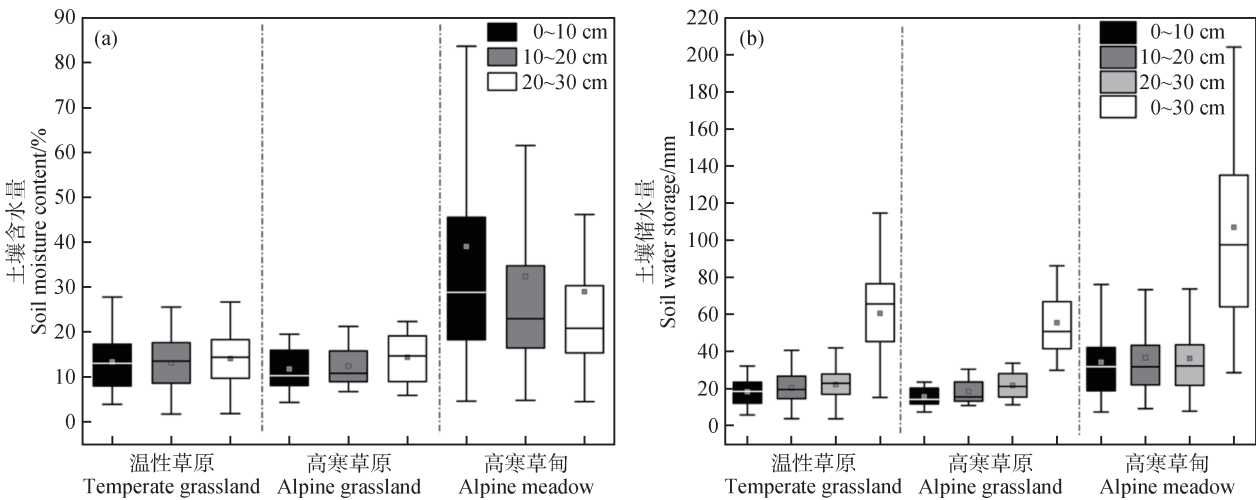


图 2 青海湖流域不同植被类型土壤含水量与储水量垂直分布特征

Fig. 2 Vertical distribution of soil water content and soil water storage across different vegetation types in the Qinghai Lake Basin

注:图中点为平均值,上下线段为第 25 百分位到第 75 百分位的范围

Note: In the Figure, the dots indicate the mean, and the line segments above and below represent the interquartile range (25th - 75th percentiles)

2.2 青海湖流域不同深度土壤水分空间分布特征

青海湖流域不同深度土壤含水量(SWC)空间分布结果显示(图 3)。0~10 cm 深度 SWC(公式 1)高值区主要分布在流域北部的沙柳河和泉吉河上游,低值区则广泛分布在布哈河区域及环青海湖湖滨地区(图 3a)。10~20 cm 深度的 SWC(公式 1)高值区的分布范围与 0~10 cm 深度基本一致,但高值区整体略向南略有扩展,低值区分布范围相对缩小,总体分布格局基本稳定(图 3b)。20~30 cm 深度的 SWC(公式 1)高值区与低值区的分布与 0~10 cm 基本相同(图 3c)。流域内土壤含水量的空间分布规律呈“北高南低、东高西低、河流上游高下游低,环湖地区山区高湖滨低”,且随深度增加,高值区扩大、低值区缩小(图 3)。

青海湖流域不同深度土壤储水量(SWS)空间分布结果显示(图 4)。0~10 cm 土层 SWS(公式 2)高值区主要集中在沙柳河、泉吉河及布哈河流域北部的上游河段,低值区则广泛分布于湖滨区域及布哈河流域的河谷地区(图 4a)。10~20 cm 土层的 SWS(公式 2)分布范围,高值区集中在流域北部(图

4b),但高值区分布范围较 0~10 cm 层向南延伸、低值区的分布范围与 0~10 cm 土层大致相同。随深度增加,20~30 cm 土层的 SWS(公式 2)高值区由北部进一步扩展至中部、低值区的分布明显收缩,主要出现在西北部布哈河上游及中游河谷和青海湖湖滨区域(图 4c)。0~30 cm 深度 SWS(公式 3)高值区主要集中在沙柳河流域上游及泉吉河子流域、低值区则分布于流域的南部、布哈河中上游河谷及湖滨区域(图 4d)。土壤储水量的空间分布格局与土壤含水量一致,均呈现“北高南低、东高西低、河流上游高下游低,环湖地区山区高湖滨低”,且随深度高值区扩大、低值区缩小的空间分异特征(图 4)。

2.3 土壤水分空间模拟

2.3.1 土壤水分空间模拟输入因子相对贡献度
本研究基于随机森林与极端梯度提升土壤水分空间模型模拟开展解释性分析,在土壤水分模型训练完成后,根据 8 个输入变量因子计算特征 SHAP,取各特征绝对 SHAP 均值作为全局重要性,并归一化

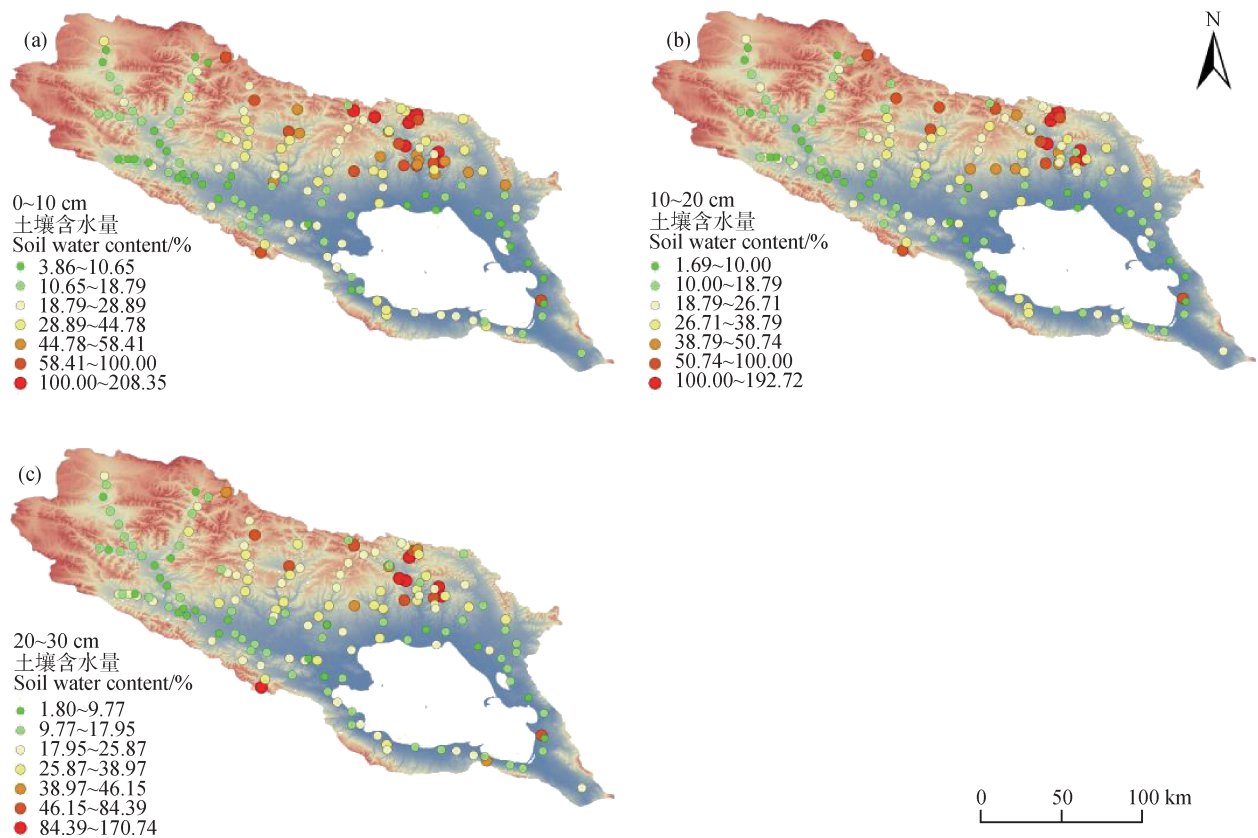


图3 青海湖流域不同深度土壤含水量(SWC)空间分布

Fig. 3 Spatial distributions of soil water content (SWC) at different depths in Qinghai Lake Basin

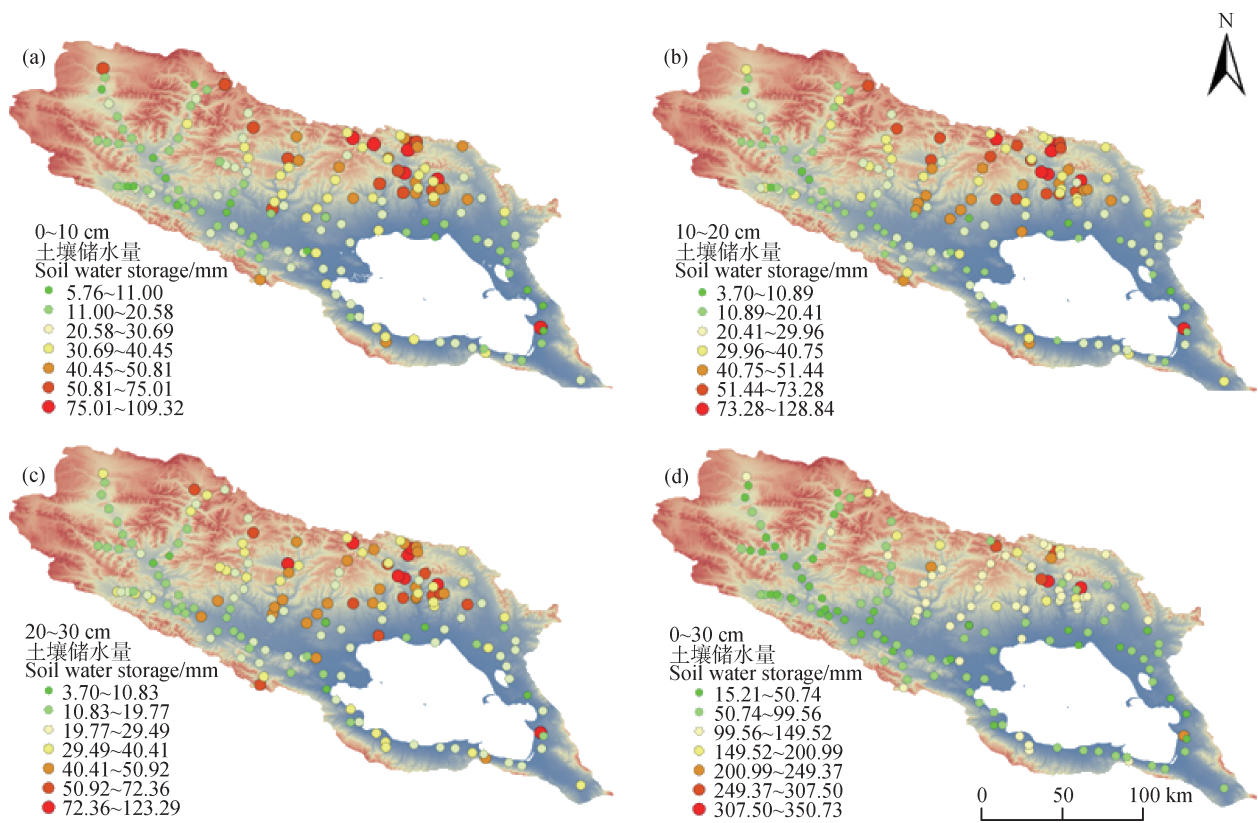


图4 青海湖流域不同深度土壤储水量(SWS)空间分布

Fig. 4 Spatial distributions of soil water storage (SWS) at different depths in Qinghai Lake Basin

获取相对贡献度(图 5a-d)。随机森林和极端梯度提升对土壤含水量和土壤储水量空间模拟的相对贡献度结果表明,温度(tem)和归一化植被指数(NDVI)始终是影响土壤水分空间模拟的重要因

子,相对贡献度较高,其次为降水量(pre)、数字高程模型(DEM)和蒸散发(ET),植被覆盖度(FVC)、土地利用(LU)、和土壤类型(ST)的相对贡献度相对较低。

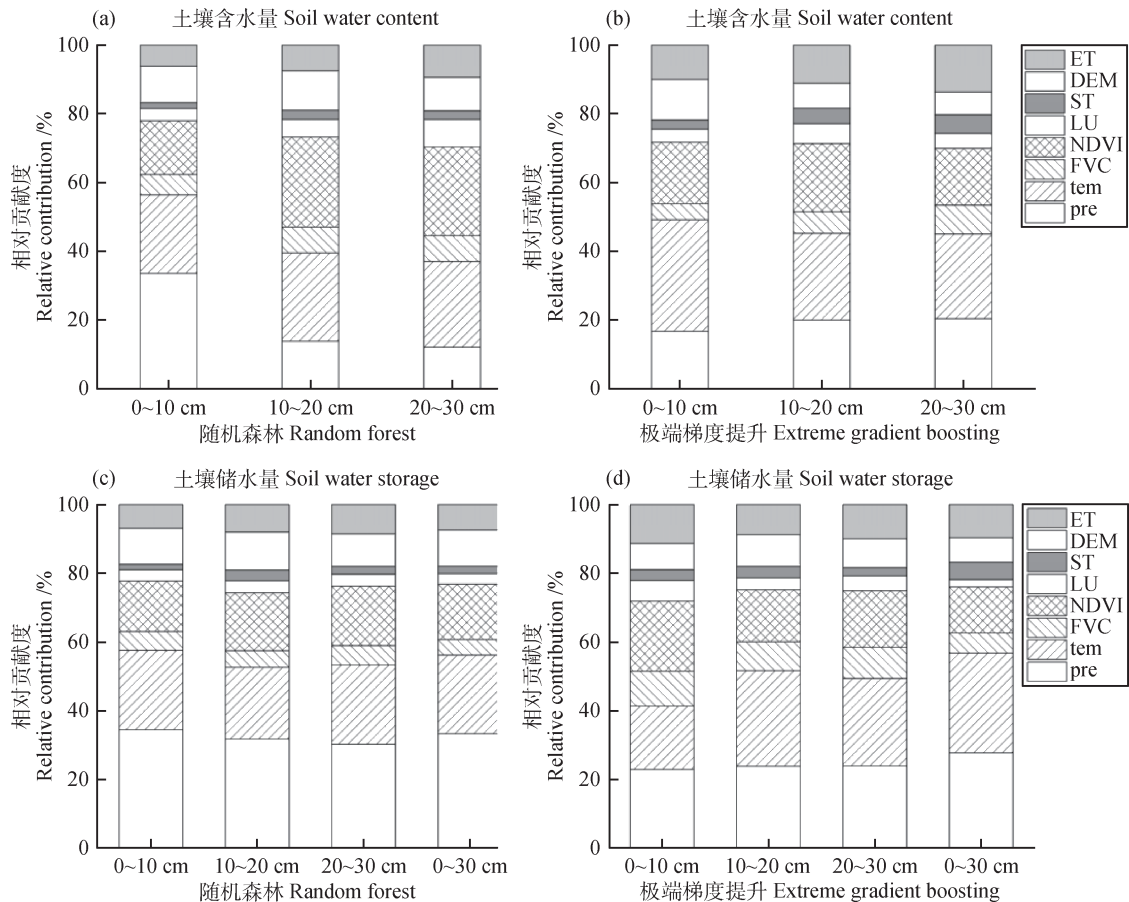


图5 不同机器学习模型土壤水分空间模拟相对贡献度

Fig. 5 Relative contributions of different machine-learning Models to spatial simulation of soil moisture

2.3.2 青海湖流域不同深度土壤含水量空间模拟及精度验证 RF和XGBoost模型对青海湖流域土壤含水量(SWC)的反演结果均显示出空间异质性特征(图6)。两种模型在数值预测上存在差异,但从整体分布趋势来看,两者均表现出较强的一致性。流域北部的河源地区土壤含水量显著较高,而西南部、湖滨低海拔地区及部分主要河谷地带偏低(图6)。随着土层深度增加(图6a-f),土壤含水量逐渐递减的趋势在两种模型模拟结果中均有体现,但RF模型在不同深度间的递减趋势呈现持续稳定下降,递减幅度较均匀,而XGBoost模型表现出表层下降幅度较小,深层急剧下降的趋势。

2.3.3 青海湖流域不同深度土壤储水量空间模拟及精度验证 RF和XGBoost模型在模拟青海湖流域不同土层深度的土壤储水量(SWS)时,均表现出明显的空间分异特征(图8)。RF模型模拟结果显示流域北部地区土壤储水能力较强,而西南部区域、湖滨低海拔地带及部分河谷地区储水量相对偏低,且随土层深度增加呈先增加后降低趋势(图8a-c)。XGBoost模型则表现出更强的空间波动性,其中0~10 cm和10~20 cm土层的SWS空间格局与RF模型相似,但在20~30 cm以及0~30 cm土层中,北部河源区高值区与南部河谷低值区的差异更为明显,空间变化更剧烈。两种模型的预测数值存在差异,但其空间分布的整体特征较为一致。

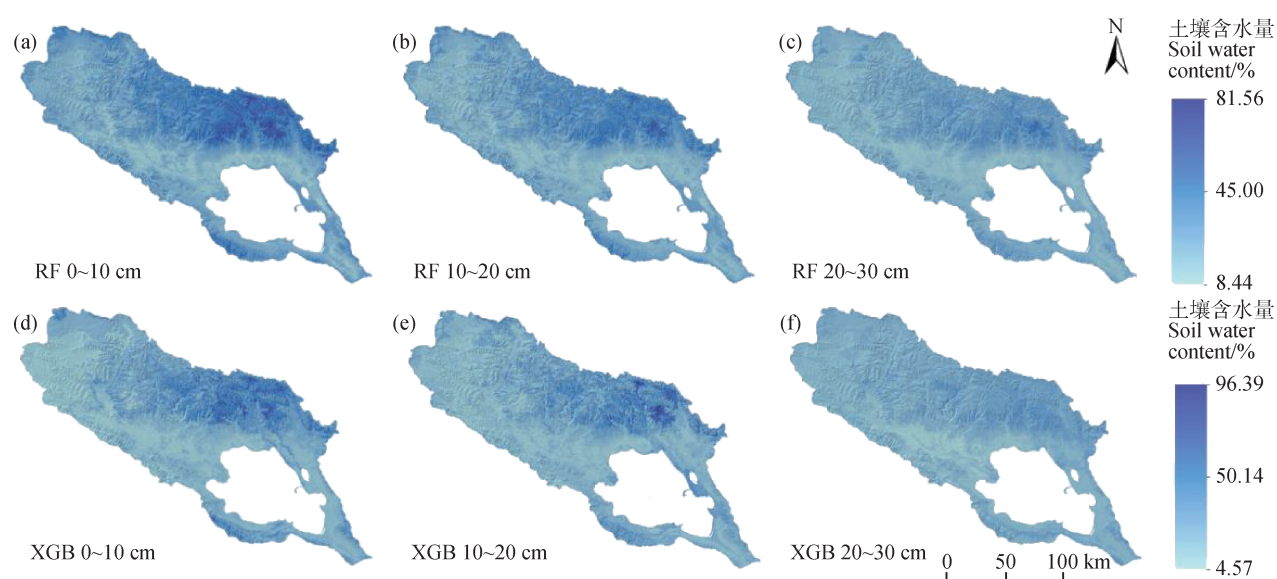


图 6 基于 RF 和 XGBoost 模型的青海湖流域土壤含水量 (SWC) 空间模拟

Fig. 6 Spatial simulation of soil water content (SWC) in the Qinghai Lake Basin based on RF and XGBoost models

注: RF 为随机森林模型, XGB 为 XGBoost 模型, 下同

Note: RF represents the Random Forest model, and XGB represents the XGBoost model, the same as below

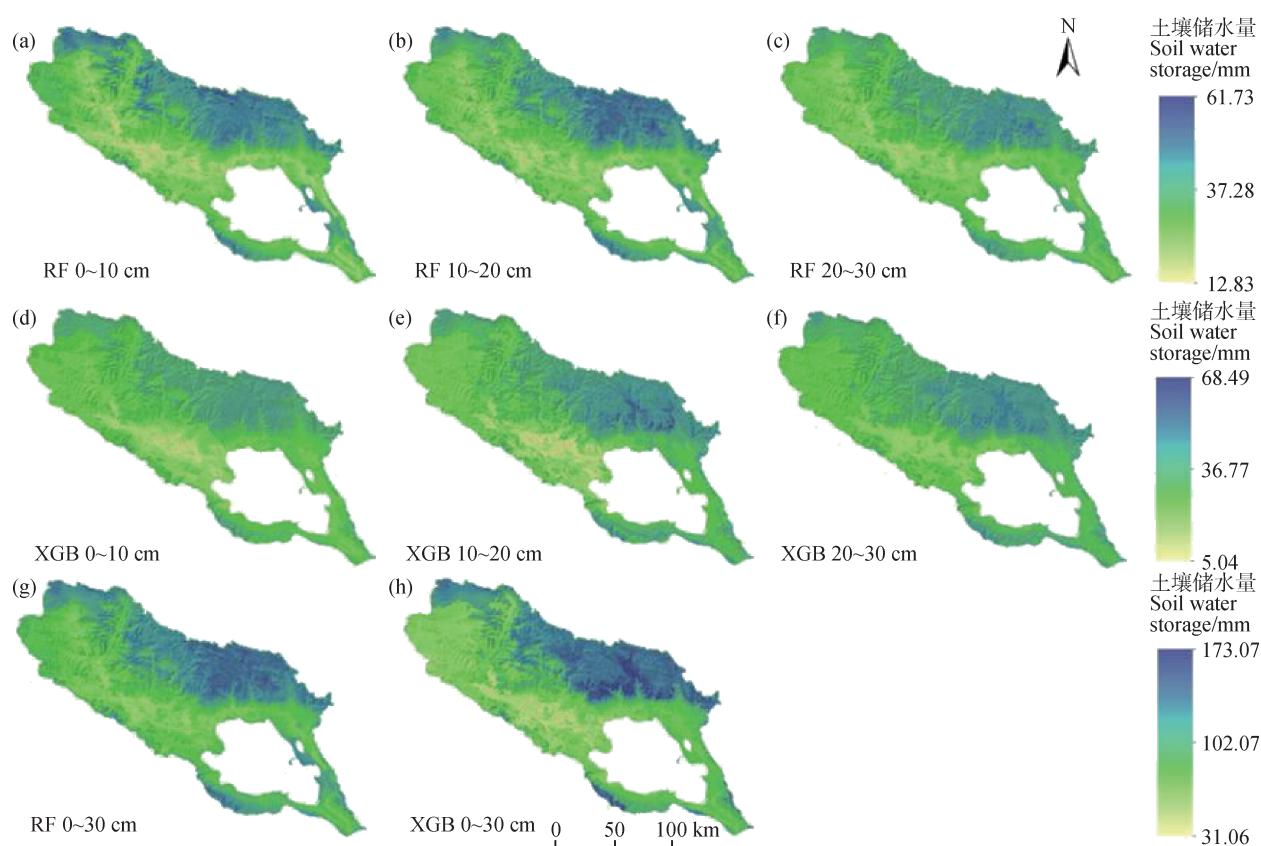


图 7 基于 RF 和 XGBoost 模型的青海湖流域土壤储水量 (SWS) 空间模拟

Fig. 7 Spatial simulation of soil water storage (SWS) in the Qinghai Lake Basin based on RF and XGBoost models

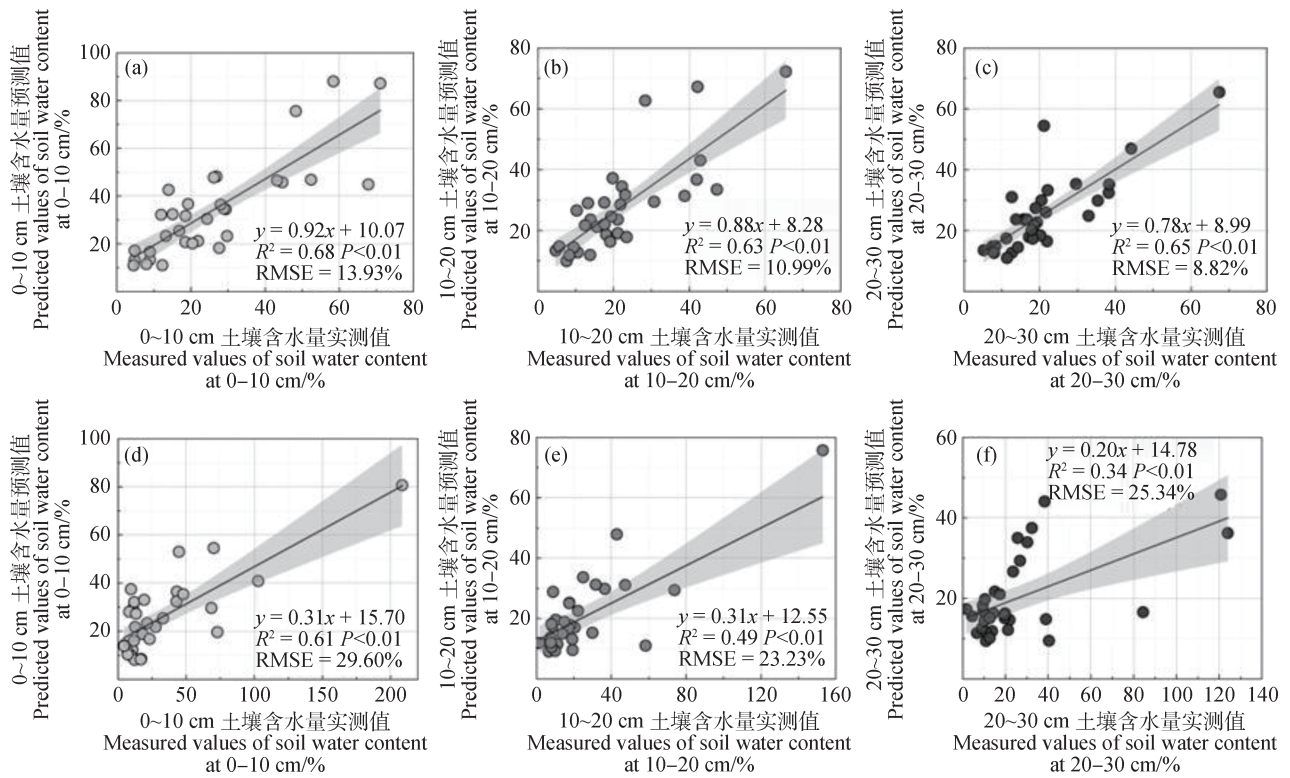


图8 基于RF和XGBoost模型的青海湖流域土壤含水量(SWC)实测值与预测值回归分析

Fig. 8 Regression analysis of measured and predicted soil water content (SWC) in the Qinghai Lake Basin based on RF and XGBoost models

注:图a~c为RF模型,图d~f为XGBoost模型,下同

Note: Figures a-c represent the RF model, and figures d-f represent the XGBoost model, the same as below

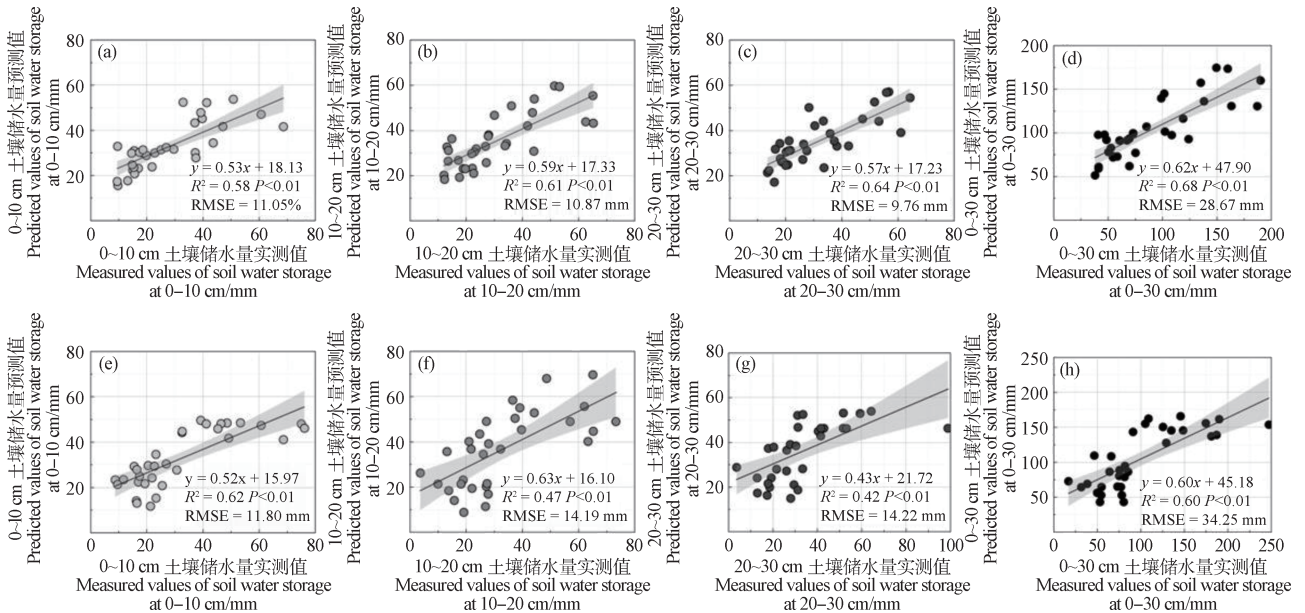


图9 基于RF和XGBoost模型的青海湖流域土壤储水量(SWS)实测值与预测值回归分析

Fig. 9 Regression analysis of measured and predicted soil water storage (SWS) in the Qinghai Lake Basin based on RF and XGBoost models

3 讨论

3.1 不同深度土壤含水量及储水量空间变异特征讨论

本研究结果表明青海湖流域土壤含水量随着土壤深度增加逐渐下降,土壤储水量则呈递增趋势(表2-3)。土壤含水量与储水量的空间分布主要受地形、气候、植被、土壤类型及降水等环境因子共同影响^[6]。相关研究表明0~10 cm土壤含水量最高,空间变异性最大,由于0~10 cm土层直接受到降雨补给和蒸发作用共同影响,水分的输入输出频繁,因而土壤水分在空间分布上表现出较大波动性^[29,41-44]。土壤含水量随土壤深度增加,波动逐渐减弱并趋于稳定,这与王达未等^[43]在黄土高原的研究结果相一致。深层次土壤水分主要发挥储存与调节的功能,受表层环境因素的直接影响较小,表现出较高的稳定性^[45]。张梦雅等^[29]的研究指出,青海湖流域土壤水分的空间分布整体上呈现出明显的植被类型和海拔梯度特征,土壤含水量总体表现为高寒草甸最高,其次是灌丛、高寒草原,温性草原最低;高海拔地区土壤含水量明显高于低海拔地区。这与本研究的结果相吻合,即“高寒草甸>高寒草原>温性草原”的空间分布格局。青海湖流域北部高寒草甸山区土壤含水量较高,湖滨及河谷地区温性草原土壤含水量呈现较低的态势。高寒草甸海拔较高,通常伴随降水增多和温度降低,有利于土壤水分保存,尤其在植被生长旺季表现更为明显^[6]。温性草原主要分布于湖滨及河谷地带,受较高气温与强烈蒸发共同影响,水分难以有效积聚,因而土壤含水量整体偏低。王海彬等^[46]研究证实青海湖流域土壤含水量的空间分布格局与降水分布趋势相吻合,与本研究土壤含水量空间分布特征高度一致,北部山区降水充沛,而环湖及河谷地区降水偏少。

青海湖流域土壤储水量的空间分布呈现自湖泊与河流沿岸向外围山区逐步增加的格局,流域东北部表现最为显著。在青海湖流域,温性草原主要分布于低海拔的河谷及山前地带;随着海拔的升高,植被类型逐渐过渡为高寒草原;而高寒草甸则分布于海拔更高、气候更为寒冷湿润的山地^[29]。这一分布格局反映了温度、降水与海拔共同控制的植被垂直分异规律。北部高寒草甸山区较高土壤储水量主要得益于良好的植被覆盖、较高海拔和较低气温条件有效抑制土壤水分蒸发^[47]。湖滨及河谷温性草原区,由于较高的气温和较强的植物蒸腾作

用,土壤储水能力相对较弱。除降水和蒸发外,植被类型和土壤特性对土壤水分时空分布也有重要影响^[48]。相关研究表明青海湖西侧湖滨土壤为粉砂土,土层较薄,蓄水能力较弱^[49]。青海湖流域低海拔环湖及河谷以砂质壤土为主,孔隙大有机质少、保水性差,而随海拔升高土壤由黑钙土逐步演替为富含腐殖质的黑毡土、草毡土乃至沼泽土,颗粒更细且毛细孔发育,蓄水保水能力显著增强^[29,50]。随着土壤深度增加,土壤储水能力进一步提高,深层土壤水分对环境变化敏感性较低,表现出更高的稳定性^[29]。侯瑶芳等^[30]指出高储水区域通常伴随更多的深层降水入渗;张莉等^[51]在青海湖流域的研究表明高海拔地区由于植被覆盖良好,储水能力强于低海拔区域。这些结果进一步验证了青海湖流域高海拔区域储水能力显著高于低海拔区域。

3.2 青海湖流域土壤含水量及储水量空间模拟结果讨论

本研究采用RF与XGBoost两种机器学习模型模拟青海湖流域不同土壤深度土壤含水量及其储水量的空间分布格局。结果显示,两种模型均能较为准确地模拟区域土壤水分特征,其中RF在整体拟合精度和稳定性上略优于XGBoost。RF模型在不同深度范围土壤含水量空间模拟中 R^2 分别为0.68, 0.63, 0.65和0.67, RMSE为13.93%, 10.99%, 8.82%和10.42%;RF模型在不同深度范围土壤储水量模拟中 R^2 分别为0.58, 0.61, 0.64和0.68, RMSE分别为11.05 mm, 10.87 mm, 9.76 mm和28.67 mm,在深层土壤储水量模拟中表现出更高的准确性(图8,图9)。与前人的研究相比,本研究虽部分深度模拟精度略低于陈国茜等^[22]相关系数($R^2=0.74\sim0.90$),与Dong等^[17]在那曲-玛曲-天峻地区得到的 $R^2\approx0.71$ 相近,但本研究关注的区域特征和数据特征较为复杂,研究结果进一步验证了RF模型在青藏高原地区的适用性。XGBoost模型尽管在某些领域表现出了较强的非线性拟合能力,但在处理高维输入特征时,对特征选择和正则化的依赖较强。特别是在多源卫星数据融合反演土壤水分时,XGBoost模型易受到过拟合的影响。沈欣等^[52]利用XGBoost在土壤含水量传感器校准等取得了极高精度,模型决定系数 R^2 高达0.97,体现了其强大的非线性拟合能力;但在多源卫星数据融合反演土壤水分时,其综合表现仍弱于RF模型。Ning等^[14]在融合光

学遥感、微波遥感和再分析数据以30 m分辨率反演土壤水分的研究中发现,RF模型精度略优于包括XGBoost在内的其他集成算法。在本研究中,RF模型整体表现优于XGBoost,特别是在土壤含水量的空间模拟中,展现了RF模型在青海湖流域土壤水分模拟中的可靠性。

由于模型以随机抽样方式将数据集划分为80%的训练集和20%的测试集,而流域面积广阔、样本量相对有限、高海拔区域采样点稀疏,导致部分区域未被训练样本覆盖,存在不确定性。相关研究表明,机器学习模型精度受到数据质量^[53]、空间分辨率^[54]及样本分布均匀性^[55]影响。青海湖流域实测土壤含水量与储水量数据极端值多且变异系数较高、数据空间分布不均、受遥感数据空间分辨率所限,模型精准捕捉其时空动态特征能力有限。未来研究可以通过增加实测样本数量,优化样本点分布,结合多光谱、高光谱及雷达等多源遥感数据,进一步提高对研究区土壤含水量及其储水量空间分布的模拟精度。

4 结论

本研究在青海湖流域结合实测与遥感数据,采用数理统计和地理空间分析方法探讨了流域内土壤含水量及储水量空间分布特征。并基于随机森林(RF)和极端梯度提升(XGBoost)模型对土壤含水量和储水量进行模拟分析,验证了不同模型在土壤水分反演中的适用性和精度差异。结论如下:

(1)青海湖流域土壤含水量随深度加深呈减小趋势,土壤储水量则随深度增加呈增加趋势。在流域内土壤含水量和土壤储水量均呈现“北高南低、东高西低、河流上游高下游低,环湖地区山区高湖滨低”的空间分布格局。不同植被类型下,土壤含水量整体呈现出“高寒草甸>高寒草原>温性草原”,土壤储水量则表现为“高寒草甸>温性草原>高寒草原”的空间分布格局。

(2)青海湖流域不同土壤深度土壤含水量及其储水量空间模拟,结果显示随机森林(RF)与极端梯度提升(XGBoost)两种模型均能较为准确地模拟区域土壤水分空间分布特征,但RF在不同深度间的土壤水分空间模拟变化规律更契合实测土壤水分变化规律,RF模型精度和稳定性更高且更适用于该区域土壤水分空间模拟。

参考文献

- [1] LIANG X R, YAN J W, LIANG W, et al. Ecosystem water limitation shifts driven by soil moisture in the Loess Plateau, China[J]. *Global and Planetary Change*, 2024, 243: 104625
- [2] PIERDICCA N, FASCETTI F, PULVIRENTI L, et al. Analysis of ASCAT, SMOS, *in situ* and land model soil moisture as a regionalized variable over Europe and North Africa[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 170: 280-289
- [3] HUIS Q, GUO L, LIU H C, et al. Spatiotemporal dynamics of soil moisture and the occurrence of hysteresis during seasonal transitions in a headwater catchment[J]. *Geoderma*, 2025, 454: 117169
- [4] GUO X X, FU Q, HANG Y H, et al. Spatial variability of soil moisture in relation to land use types and topographic features on hillslopes in the black soil (mollisols) area of Northeast China[J]. *Sustainability*, 2020, 12(9): 3552
- [5] XU G C, HUANG M S, LI P, et al. Effects of land use on spatial and temporal distribution of soil moisture within profiles[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2021, 80(4): 128
- [6] 刘磊, 李小雁, 蒋志云, 等. 青海湖流域不同海拔高度土壤水分时空变化特征[J]. *资源科学*, 2017, 39(2): 263-275
LIU L, LI X Y, JIANG Z Y, et al. Variation in soil water content along different altitude gradients in the Qinghai Lake Watershed[J]. *Resources Science*, 2017, 39(2): 263-275
- [7] BLANKA-VÉGI V, TOBAK Z, SIPOS G, et al. Estimation of the spatiotemporal variability of surface soil moisture using machine learning methods integrating satellite and ground-based soil moisture and environmental data [J]. *Water Resources Management*, 2025, 39(5): 2317-2334
- [8] RAN B, XING Z G, FANG J, et al. Analysis of soil moisture dynamics and its response to rainfall in the mu us sandy land[J]. *Water*, 2025, 17(1): 105
- [9] DENG Q H, YANG J J, ZHANG L P, et al. Analysis of seasonal driving factors and inversion model optimization of soil moisture in the Qinghai Tibet Plateau based on machine learning [J]. *Water*, 2023, 15(16): 2859
- [10] LÜ J C, ZHANG R, TU J S, et al. A GNSS-IR method for retrieving soil moisture content from integrated multi-satellite data that accounts for the impact of vegetation moisture content [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(13): 2442
- [11] WANG Y L, ZHAO J H, GUO Z W, et al. Soil moisture inversion based on data augmentation method using multi-source remote sensing data[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(7): 1899
- [12] HACHANI A, OUESSAR M, PALOSCIA S, et al. Soil moisture retrieval from Sentinel-1 acquisitions in an arid environment in Tunisia: application of Artificial Neural Networks techniques[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(24): 9159-9180
- [13] 姚静, 薛超玉, 焦峰. 基于 Landsat8 OLI 遥感影像的延河流域土壤水分反演研究[J]. *草地学报*, 2018, 26(5): 1109-1117
YAO J, XUE C Y, JIAO F. Soil moisture retrieval based on

- Landsat8 OLI image data in the Yanhe River Basin[J]. *Acta Agrestia Sinica*, 2018, 26(5): 1109-1117
- [14] NING J, YAO Y J, TANG Q X, et al. Soil moisture at 30 m from multiple satellite datasets fused by random forest[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 625: 130010
- [15] TAHMOURESI M S, NIKSOKHAN M H, EHSANI A H. Enhancing spatial resolution of satellite soil moisture data through stacking ensemble learning techniques[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 25454
- [16] 张成才, 王蕊, 侯佳彤, 等. 基于特征变量筛选的无人机多光谱遥感土壤含水量反演[J]. *中国农村水利水电*, 2024(5): 147-154
ZHANG C C, WANG R, HOU J T, et al. Inversion of soil water content for unmanned aerial vehicle multispectral remote sensing based on feature variable screening[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2024(5): 147-154
- [17] DONG L L, WANG W Z, JIN R, et al. Surface soil moisture retrieval on Qinghai-Tibetan Plateau using sentinel-1 synthetic aperture radar data and machine learning algorithms[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(1): 153
- [18] TONG C, WANG H Q, MAGAGI R, et al. Spatial gap-filling of SMAP soil moisture pixels over Tibetan Plateau *via* machine learning versus geostatistics[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 9899-9912
- [19] LIU Y, JING W L, WANG Q, et al. Generating high-resolution daily soil moisture by using spatial downscaling techniques: a comparison of six machine learning algorithms[J]. *Advances in Water Resources*, 2020, 141: 103601
- [20] 王思楠, 李瑞平, 吴英杰, 等. 基于模型平均法的表层土壤含水率多模型综合反演[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(5): 87-94
WANG S N, LI R P, WU Y J, et al. Multi-model comprehensive inversion of surface soil moisture based on model averaging method[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(5): 87-94
- [21] CHEN Q Q, MIAO F, WANG H, et al. Downscaling of satellite remote sensing soil moisture products over the Tibetan Plateau based on the random forest algorithm: preliminary results[J]. *Earth and Space Science*, 2020, 7(6): e2020EA001265
- [22] 陈国茜, 杨耀晨, 李素云, 等. 基于随机森林模型的青海高原土壤水分反演技术研究[J]. *遥感技术与应用*, 2024, 39(6): 1417-1428
CHEN G Q, YANG Y C, LI S Y, et al. Study on soil moisture retrieval technology using random forest model over Qinghai Plateau[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2024, 39(6): 1417-1428
- [23] LIU K X, LI N, LIANG S H. Prediction of Qinghai Lake's level under future climate change: A hybrid modeling approach based on hydrological model and deep learning method[J]. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2025, 58: 102283
- [24] PENG J L, TANG J W, XIE S D, et al. Evidence for the acclimation of ecosystem photosynthesis to soil moisture[J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 9795
- [25] MCCOLL K A, ALEMOHAMMAD S H, AKBAR R, et al. The global distribution and dynamics of surface soil moisture[J]. *Nature Geoscience*, 2017, 10(2): 100-104
- [26] NANDA A, DAS N, SINGH G, et al. Harnessing SMAP satellite soil moisture product to optimize soil properties to improve water resource management for agriculture[J]. *Agricultural Water Management*, 2024, 300: 108918
- [27] HAO Y F, MAO J F, BACHMANN C M, et al. Soil moisture controls over carbon sequestration and greenhouse gas emissions: a review[J]. *NPJ Climate and Atmospheric Science*, 2025, 8: 16
- [28] 肖雄, 李小雁, 吴华武, 等. 青海湖流域高寒草甸壤中水分来源研究[J]. *水土保持学报*, 2016, 30(2): 230-236
XIAO X, LI X Y, WU H W, et al. Study on the water sources of subsurface flow in alpine meadow of the Qinghai Lake Basin[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2016, 30(2): 230-236
- [29] 张梦雅, 马育军, 谢婷. 青海湖流域生长季土壤水分空间分布特征研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2023, 54(3): 85-95
ZHANG M Y, MA Y J, XIE T. Spatial distribution characteristics of soil moisture during growing season in Qinghai Lake Basin[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2023, 54(3): 85-95
- [30] 侯瑶芳, 曹生奎, 曹广超, 等. 青海湖沙柳河流域土壤水氢氧稳定同位素组成与土壤贮水量关系[J]. *中国沙漠*, 2022, 42(6): 153-164
HOU Y F, CAO S K, CAO G C, et al. Relationship between hydrogen and oxygen stable isotope compositions of soil water and soil water storage in Shaliuhe River Basin of Qinghai Lake[J]. *Journal of Desert Research*, 2022, 42(6): 153-164
- [31] MA Y J, LI X Y, LIU L, et al. Evapotranspiration and its dominant controls along an elevation gradient in the Qinghai Lake watershed, northeast Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 575: 257-268
- [32] LUO Z R, LIU J H, ZHANG S H, et al. Research on climate change in Qinghai Lake Basin based on WRF and CMIP6[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(18): 4379
- [33] 赵浩然, 曹生奎, 雷义珍, 等. 青海湖流域生态系统水分利用效率时空特征及驱动分析[J]. *草地学报*, 2024, 32(11): 3554-3566
ZHAO H R, CAO S K, LEI Y Z, et al. Spatial and temporal characteristics and driving analysis of ecosystem water use efficiency in the Qinghai Lake Basin[J]. *Acta Agrestia Sinica*, 2024, 32(11): 3554-3566
- [34] WU Z J, CUI N B, ZHANG W J, et al. Inversion of large-scale *Citrus* soil moisture using multi-temporal Sentinel-1 and Landsat-8 data[J]. *Agricultural Water Management*, 2024, 294: 108718
- [35] 中华人民共和国农业部. NY/T 2997—2016 草地分类[S]. 北京: 中国农业出版社, 2016: 3-12
Ministry of Agriculture of the People's Republic of China. NY/T 2997-2016 Grassland Classification[S]. Beijing: China Agriculture Press, 2016: 3-12
- [36] 何晓帆, 田丽慧, 汪海娇, 等. 高寒沙地沙棘群落的土壤水分时空变异特征[J]. *水土保持通报*, 2023, 43(2): 23-33
HE X F, TIAN L H, WANG H J, et al. Temporal-spatial

- variation of soil moisture content of different *Hippophae rhamnoides* communities in an alpine desert[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2023, 43(2): 23-33
- [37] 张法伟, 李红琴, 罗方林, 等. 基于增强回归树模型的三江源国家公园表层土壤储水及水源涵养功能的评估[J]. 生态学杂志, 2022, 41(12): 2471-2478
- ZHANG F W, LI H Q, LUO F L, et al. Evaluations on topsoil water storage and water conservation capacity of the Sanjiangyuan National Park based on boosted regression trees[J]. Chinese Journal of Ecology, 2022, 41(12): 2471-2478
- [38] RAHMAN A. Statistics-based data preprocessing methods and machine learning algorithms for big data analysis[J]. International Journal of Artificial Intelligence, 2019, 17(2): 44-65
- [39] REN Y F, LING F H, WANG Y. Research on provincial-level soil moisture prediction based on extreme gradient boosting model[J]. Agriculture, 2023, 13(5): 927
- [40] TAO H, AWADH S M, SALIH S Q, et al. Integration of extreme gradient boosting feature selection approach with machine learning models: application of weather relative humidity prediction[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(1): 515-533
- [41] WU T Y, LI X Y, ZUO F L, et al. Responses of soil water dynamics to precipitation events in an alpine meadow ecosystem of the Qinghai Lake Basin based on high-precision lysimeter measurements[J]. Hydrological Processes, 2023, 37(4): e14874
- [42] 黄倩, 丁明军, 陈利文, 等. 三江源区不同退化程度高寒草甸表土层的土壤水分变化特征[J]. 水土保持学报, 2022, 36(1): 189-195
- HUANG Q, DING M J, CHEN L W, et al. Variations of moisture in surface soil of alpine meadow with different degradation degrees in the three-river source region[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022, 36(1): 189-195
- [43] 王达未, 陈东凯, 骆汉, 等. 渭北旱塬不同树龄矮砧密植苹果园土壤水分空间分布特征[J]. 水土保持研究, 2024, 31(6): 188-198
- WANG D W, CHEN D K, LUO H, et al. Spatial characteristics of soil moisture in dense planting dwarf rootstock apple orchards with different tree ages in Weibei dry highland[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(6): 188-198
- [44] 张晓玉, 张定海, 宁婷, 等. 古尔班通古特沙漠土壤水分-地形-植被关系研究[J]. 草地学报, 2024, 32(5): 1548-1557
- ZHANG X Y, ZHANG D H, NING T, et al. Study on the relationship between soil moisture, topography and vegetation in the Gurbantunggut Desert[J]. Acta Agrestia Sinica, 2024, 32(5): 1548-1557
- [45] 陈链璇, 曹生奎, 曹广超, 等. 青海湖流域蒸散发对土壤水分的时空响应特征[J]. 中国沙漠, 2024, 44(3): 202-212
- CHEN L X, CAO S K, CAO G C, et al. Temporal and spatial response characteristics of evapotranspiration to soil water content in Qinghai Lake Basin[J]. Journal of Desert Research, 2024, 44(3): 202-212
- [46] 王海彬, 刘家宏, 刘希胜, 等. 基于ANUSPLIN插值法的青海湖流域数字流域模型研究[J]. 水资源保护, 2024, 40(4): 82-91
- WANG H B, LIU J H, LIU X S, et al. Study on digital watershed model of the Qinghai Lake Basin based on ANUSPLIN interpolation method[J]. Water Resources Protection, 2024, 40(4): 82-91
- [47] 周美林, 刘家宏, 刘希胜, 等. 青海湖流域植被动态变化驱动力及空间粒度效应[J]. 中国环境科学, 2024, 44(3): 1497-1506
- ZHOU M L, LIU J H, LIU X S, et al. Analysis of driving forces and spatial scale effects on vegetation dynamics in the Qinghai Lake Basin[J]. China Environmental Science, 2024, 44(3): 1497-1506
- [48] LI X Y, LIU L C, DUAN Z H, et al. Spatio-temporal variability in remotely sensed surface soil moisture and its relationship with precipitation and evapotranspiration during the growing season in the Loess Plateau, China[J]. Environmental Earth Sciences, 2014, 71(4): 1809-1820
- [49] 赵景波, 曹军骥, 孟静静, 等. 青海湖西侧石乃亥附近土壤水分研究[J]. 水土保持学报, 2010, 24(5): 114-119, 125
- ZHAO J B, CAO J J, MENG J J, et al. Soil water environment near Shinaihai in the west of Qinghai Lake[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2010, 24(5): 114-119, 125
- [50] 何琦, 王军邦, 李慧婷, 等. 不同放牧强度下祁连山南麓高寒草甸草毡层及其土壤水分特征[J]. 草业科学, 2023, 40(11): 2740-2750
- HE Q, WANG J B, LI H T, et al. Characteristics of the grass felt layer and soil moisture in alpine meadows at the southern foot of the Qilian Mountains under different grazing intensities[J]. Pratacultural Science, 2023, 40(11): 2740-2750
- [51] 张莉, 郭龙欣, 张铭洋, 等. 青海湖高寒草原植被群落结构和水源涵养功能对禁牧封育的响应[J]. 西北植物学报, 2024, 44(9): 1488-1498
- ZHANG L, GUO L X, ZHANG M Y, et al. Response of plant community structure and soil water conservation function to forbidden grazing and enclosure in alpine steppe of the Qinghai Lake[J]. Acta Botanica Boreali-Occidentalia Sinica, 2024, 44(9): 1488-1498
- [52] 沈欣, 吴勇, 孟范玉, 等. 基于XGBoost的土壤含水量传感器温度补偿模型研究[J]. 节水灌溉, 2021(8): 13-18
- SHEN X, WU Y, MENG F Y, et al. Research on temperature compensation model for soil moisture content sensors based XGBoost[J]. Water Saving Irrigation, 2021(8): 13-18
- [53] PALEYES A, URMA R G, LAWRENCE N D. Challenges in deploying machine learning: a survey of case studies[J]. ACM Computing Surveys, 2022, 55(6): 1-29
- [54] LIU Z Q, LI P X, YANG J. Soil moisture retrieval and spatio-temporal pattern analysis using sentinel-1 data of dahra, Senegal[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1197
- [55] ALI I, GREIFENEDER F, STAMENKOVIC J, et al. Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(12): 16398-16421