DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2026.06.021 CSTR:32311.14.rswc.2026.06.021
王怡蔺, 白晨赟, 蔡伟祥, 等. 基于机器学习的黄土塬区梯田土壤水分分布模拟与预测[J]. 水土保持研究,2026,33(6):122-129.
Wang Yilin, Bai Chenyun, Cai Weixiang, et al. Simulation and prediction of soil water content distribution in terraced fields on Loess Tableland based on machine learning[J]. Research of Soil and Water Conservation,2026,33(6):122-129.

基于机器学习的黄土塬区梯田土壤水分分布模拟与预测

王怡蔺[1], 白晨赟[2], 蔡伟祥[1,2], 朱元骏[1,2], 韩晓阳[1,2], 崔 进[3], 蔡宏兰[3]
(1.西北农林科技大学 水土保持与荒漠化整治全国重点实验室, 陕西 杨凌 712100;
2.西北农林科技大学 水土保持科学与工程学院, 陕西 杨凌 712100; 3.长武县农业技术推广中心, 陕西 长武 713600)

摘 要:[目的]探究黄土塬区梯田侧壁对土壤水分分布的影响,并评估机器学习方法在梯田土壤水分预测中的适用性,为梯田土壤水分预测提供新途径。[方法]通过对黄土塬区典型人工梯田(梯壁高5 m)不同位置土壤取样,测定梯田0—300 cm土层深度和距侧壁水平距离0—600 cm土壤含水量,采用8种机器学习算法构建了土壤水分预测模型,通过特征重要性分析和部分依赖图揭示了影响梯田土壤水分分布的关键因素,并结合气候条件预测土壤水分的变化状况。[结果](1)随着距侧壁距离和土层深度的增加,土壤含水量从0.01 g/g上升至0.20 g/g;(2)K近邻模型预测精度最优(R^2=0.832),距侧壁距离(贡献率34.8%)和土层深度(贡献率29.7%)是影响土壤水分分布的主要控制因子。[结论]机器学习的K近邻模型在该地区梯田土壤水分预测中最适用,梯田侧壁边缘效应直接影响范围为200 cm。

关键词:梯田侧壁; 侧向蒸发; 土壤含水量; 机器学习; 黄土塬区
中图分类号:S152.7 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-3409(2026)06-0122-08

Simulation and prediction of soil water content distribution in terraced fields on Loess Tableland based on machine learning

Wang Yilin[1], Bai Chenyun[2], Cai Weixiang[1,2], Zhu Yuanjun[1,2], Han Xiaoyang[1,2], Cui Jin[3], Cai Honglan[3]
(1.*State Key Laboratory of Soil and Water Conservation and Desertification Control, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*; 2.*College of Soil and Water Conservation Science and Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*;
3.*Agricultural Technology Extension Center of Changwu County, Changwu, Shaanxi* 713600, *China*)

Abstract: [**Objective**] This study aims to investigate the influence of terrace side wall on soil water content distribution in the Loess Tableland and evaluates the applicability of machine learning methods for predicting soil water content in terraced fields, thereby providing a new approach for such predictions. [**Methods**] Soil sampling was carried out at different positions of typical artificial terraces (terrace wall height: 5 m) in the Loess Tableland, and soil water content was measured at depths of 0—300 cm and horizontal distances of 0—600 cm from the side wall. Eight machine learning algorithms were used to construct soil water content prediction models. Feature importance analysis and partial dependence plots were employed to reveal the key factors affecting soil water content distribution in terraces, and changes in soil water content were predicted in combination with climatic conditions. [**Results**] (1) As the distance from the side wall and soil depth increased, the soil water content increased from 0.01 g/g to 0.20 g/g. (2) The K-nearest neighbors model showed the highest prediction accuracy (R^2=0.832), with distance from the side wall (contribution rate: 34.8%) and soil depth (contribution rate:

收稿日期:2025-12-10 **修回日期:**2026-01-09 **接受日期:**2026-01-21
资助项目:旱区农业陕西实验室开放课题"黄土高原梯田-淤地坝水文生态过程变化机理与生态服务效应"(K3030924095)
第一作者:王怡蔺(2001—),女,甘肃庆阳人,硕士研究生,研究方向为农田碳水循环。E-mail:wangyilin2001w@163.com
通信作者:朱元骏(1978—),男,湖北竹山人,博士,研究员,主要从事土壤水文过程及循环研究。E-mail:zhuyj@nwafu.edu.cn

29.7%) being the main controlling factors affecting soil water content distribution. [**Conclusion**] The K-nearest neighbors model among machine learning methods is the most applicable for predicting soil water content in terraced fields in this region, and the edge effect of terrace side wall directly affects a range of 200 cm.

Keywords: terrace side wall; lateral evaporation; soil water content; machine learning; Loess Tableland

梯田是全球丘陵山区广泛采用的水土保持与农业措施[1-2]。通过将坡面改造成连续的水平台阶,梯田能够有效减缓地表径流速度、增加入渗,进而降低土壤侵蚀风险,提升土地生产力[3-9]。在过去数十年中,大规模梯田建设,尤其是在黄土高原地区极大地重塑了区域地貌格局与水文过程,形成了独特的农业景观和人工-自然复合生态系统[10-11]。然而,以往诸多针对梯田的水文过程研究主要集中在降雨-产流的垂直水文响应[7,12-14],忽视了梯田侧壁的水文过程。梯田侧壁的存在,形成了独特的微气候、地形与土壤环境,使其存在显著的"边缘效应"[15],尤其是对梯田侧壁对土壤水分这一核心生态因子的影响仍缺乏足够的认知。

土壤水分作为维系作物生长与生态过程的核心变量,其空间分布与动态变化受到梯田阶面与侧壁相互作用的深刻影响[16]。梯田侧壁直接暴露于太阳辐射与风场作用下,其物理环境与台阶面存在显著差异,可能引发强烈的侧向蒸发,进而导致邻近区域土壤水分流失,形成所谓的"近壁干燥带"[15]。该现象不仅直接影响作物在边缘区域的生长表现和产量稳定性,还可能改变土壤微生物活性及碳氮循环过程[17]。尽管部分研究已关注到这一现象,但大多停留在定性描述或基于少数样点的观测[4,16]。侧向蒸发引起的干区宽度与地形特征、时间变量等因素之间的复杂非线性关系,尚未得到系统解析。此外,传统统计方法难以处理此类多变量、高维度的相互作用问题,而基于物理的机理模型又受限于参数可获得性与方程闭合性[12]。因此,需要引入能够融合多源数据、捕捉复杂关系的先进分析方法,精确量化梯田土壤水分的时空分布。

机器学习作为人工智能的核心分支,近年来在生态学、水文学及环境科学等领域展现出强大的分析能力与广泛的适用性。与依赖于严格物理假设的传统模型不同,机器学习方法能够直接从观测数据中学习非线性关系与交互效应,无需预先设定方程形式,特别适用于处理多因子、高维度且机制尚不明确的复杂系统问题[18-22]。当前,机器学习算法已在土壤属性预测、蒸散发估算、水文分类等评估中广泛应用且表现优异。此外,机器学习还提供了特征重要性排序和部分依赖图等一系列可解释性方法,能够揭示不同因子对预测结果的影响程度与贡献率,从而打开模型"黑箱",实现从数据驱动预测到机理推断的跨越[23]。这一特点使得机器学习不仅适用于精准的土壤水分空间插值或动态预测,更有潜力解析梯田侧壁影响下土壤水分变异的主导因素及其作用路径,填补当前定量认知空白,为区域生态水文管理提供理论依据与决策支持。

鉴于此,本研究以黄土塬区典型梯田为对象,基于对梯田不同位置土壤含水量的测定与分析,结合随机森林等8种机器学习算法,以明确黄土塬区梯田土壤水分分布及其关键影响因子;评估机器学习方法对黄土塬区梯田土壤水分分布预测的适用性,从而促进梯田土壤水资源的合理利用,为优化黄土塬区梯田土壤水分保持和种植模式调整提供理论依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于陕西长武农田生态系统国家野外科学观测研究站(107°40′E,35°12′N)。该区域地处黄土高原南部,海拔约1 200 m,属暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均气温9.1 ℃,年均降水量584 mm,其中60% 的降雨量集中于7—9月。土壤类型为典型的黑垆土,质地以粉粒为主,土层深厚且垂直节理发育。该地区塬面、坡面、沟道的面积占比各约1/3,自20世纪70年代起大规模开展坡改梯工程,目前大部分坡面被改造为梯田。

1.2　试验设计与样品采集

长武站重力侵蚀场(重力场)建于2016年,其观测小区的长、宽和高分别为650 cm,300 cm和500 cm,地面覆盖以草本和灌木为主,植被覆盖率约70%,侧壁呈裸露状态。重力场观测小区由砖块和铁皮围合,使降雨成为重力场土壤水分的唯一来源。以重力场侧壁为原点,分别在距侧壁直线距离0,50,100,150,200,300,450,600 cm处布设一条与侧壁垂直的观测样带,使用烘干法监测0—300 cm土层深度的土壤质量含水量(SWC,g/g)[3,24]。2023年7月—2025年5月共测定14次,采集4 280组土壤水分数据。使用Mastersizer-2000 (Malvern Instruments, Melvin, England)测定土壤颗粒组成。有机质含量(SOM,g/kg)由重铬酸钾容量法(外加热法)测定[3,24]。气象数据来自距重力场约3 km的长武站气象场,监测数据包括降雨量、气温、风速、太阳辐射等。

1.3　机器学习建模与分析

为全面评估算法性能,本研究选取8种在生态与

环境科学领域广泛应用的机器学习模型进行对比（表1）。随机森林（Random Forest，RF）是一种集成学习模型，通过构建多棵决策树并集成其输出（回归任务取平均，分类任务取多数投票），结合随机特征与样本采样以降低过拟合风险，具有较强的泛化能力和抗噪声特性，适用于高维数据及非线性建模。梯度提升机（Gradient Boosting Machine，GBM）是集成学习中的经典算法，通过迭代构建弱学习器并聚焦残差优化，以逐步降低损失函数，在回归与分类任务中具有广泛适用性。装袋决策树（Bagged CART，BCART）采用装袋策略，通过有放回抽样生成多个训练子集并分别训练决策树，通过集成输出提升模型稳定性、降低方差。岭回归（Ridge Regression，RR）在线性回归基础上引入L2正则化（权重平方和）惩罚项，以处理多重共线性问题，提升模型泛化能力，适用于特征相关性较高的场景。弹性网络（Elastic Net，EN）结合L1（权重绝对值之和）与L2正则化，兼具特征选择与处理共线性的能力，可通过调整参数平衡二者权重，适用于高维小样本数据。支持向量机（Support Vector Machine，SVM）基于结构风险最小化原则，通过构建最大间隔超平面实现分类与回归，并可借助核函数处理非线性问题，适用于小样本模式识别任务。K近邻（K-Nearest Neighbors，KNN）属于基于实例的非参数方法，依据最近K个邻居的类别或数值进行预测，其结果易受特征尺度与样本量影响。神经网络（Neural Network，NN）通过多层神经元连接模拟复杂非线性映射，借助前向传播与反向传播机制优化模型参数，具有强大的函数逼近能力，广泛用于各类预测任务。

本研究共有4 280组数据，在数据分割方面，对其中70%的数据进行随机抽样作为训练集用于模型训练，其余30%的数据作为测试集用于评估模型性能。在训练配置方面，采用了五折交叉验证（5-Fold Cross-Validation）来优化模型超参数，确保模型具有良好的泛化能力和避免过拟合。在模型性能评估环节，使用决定系数（Coefficient of Determination，R^2）、均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）和平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）3个评价指标[25]，从不同角度全面评估模型的预测精度和稳定性。3个评价指标的计算公式如下：

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2} \tag{1}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2} \tag{2}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{3}$$

式中：n为样本数量；y_i和$\hat{y}_i$为第i个观测的实测值和预测值；$\bar{y}$为所有实测值的均值。R^2越接近1模拟效果越好，RMSE和MAE越小模拟效果越好。

以土壤含水量（Soil Water Content，SWC）为目标变量，同时考虑到短时期内采样点的土壤质地及有机质含量等属性基本稳定，最终选取采样点距侧壁水平距离、土层深度、采样时间、月均降雨量、日均降雨量、月均气温、日均气温和地下20 cm温度等因子作为特征变量。为了防止数据存在时间相关性和空间相关性，在建模过程中，采用时间特征工程和时间顺序交叉验证处理时间相关性，利用显示空间特征与整数编码处理空间相关性。为深入解析关键因子对土壤含水量的影响，采用部分依赖图（Partial Dependence Plot，PDP）展示单个特征对目标变量的边际效应[23]。PDP通过固定其他所有特征于基线水平（如均值、众数或特定分布），考察目标特征在其取值范围内变化时目标变量的平均响应趋势，从而直观揭示特征与响应变量之间的关系，有助于识别是否存在异常响应模式（如饱和或阈值行为），甚至辅助发现潜在的交互效应。本研究针对RF模型，进一步绘制重要性排名前两位特征变量的PDP，以深入探究其对目标变量的影响变化趋势，揭示其背后的物理与生态学过程。

1.4 数据处理与分析

使用R 4.5.1中的“as.numeric”强制类型转换函数将土层深度、距侧壁距离、降雨与温度以及含水量等变量的数据类型统一转换为数值型数据，同时使用“as.Date”函数将时间字符串转换为日期格式。为构建时间序列特征，进一步提取时间中的年份、月份及年内日序3个时序特征。最后使用“drop_na”函数删除包含缺失值的行，确保数据完整性。使用R 4.5.1将处理后的特征数据转换为矩阵格式，并进行数据质量校验：检测矩阵中是否存在缺失值或无限值，若存在缺失值则采用列均值进行插补，无限值则替换为零值，以确保后续建模过程的数值稳定性。为保证预测阶段特征空间与模型训练阶段一致，对未来30 d数据采用相同处理方法。利用R 4.5.1中的“ggplot2”程序包对分析结果进行作图。

2 结果与分析

2.1 黄土塬区典型梯田土壤水分分布特征

SWC的空间分布表现出明显的梯度特征，随着距侧壁距离的增加和土层深度的增加，SWC总体上呈现上升趋势（图1）。在水平方向上SWC的空间变

异性随深度增加而加剧。在0—100 cm土壤中,SWC随距离增加的变化相对平缓,空间变异不显著;在100—200 cm土壤中,水分分布开始表现出明显梯度,SWC从0.01 g/g逐渐增加至0.16 g/g。在200—300 cm土壤中,SWC从0.01 g/g显著上升至0.20 g/g。在垂直方向上SWC的分布也呈现出显著的层次差异。在距离侧壁较近的区域(0—200 cm),随着深度的增加,SWC逐渐上升至0.10～0.16 g/g;而在距离侧壁较远的区域,尤其是450—600 cm内,SWC升高至0.19～0.20 g/g。

表1　8种算法构建含水量预测模型

Table 1　Construction of water content prediction models using eight algorithms

模型类型	模型名	简称	公式		变量解释
集成学习	随机森林	RF	$\hat{y}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\hat{y}_i(x)$	(4)	x为特征向量;$\hat{y}$为目标变量;i为求和变量,$i\in\{1,2,\cdots,n\}$;$\hat{y}_i(x)$为输入样本x的第i个预测值;M为构成随机森林的决策树数量
	梯度提升机	GBM	$\hat{y}=\sum_{i=1}^{A}\hat{y}_i(x)$	(5)	A为梯度提升迭代的次数
	装袋决策树	BCART	$\hat{y}=\frac{1}{B}\sum_{i=1}^{B}\hat{y}_i(x)$	(6)	B为装袋生成的决策树数量
线性模型	岭回归	RR	$\hat{y}=X\left(X^TX+\lambda I\right)^{-1}X^Ty$	(7)	X为包含所有样本特征的矩阵;T为矩阵的转置;λ为正则化参数;I为单位矩阵;y为样本的真实目标值向量
	弹性网络	EN	$\hat{y}=X\cdot\arg\min_{\beta}\left\{\frac{1}{2n}\left\|y-X\beta\right\|_2^2+\partial\cdot\rho\cdot\left\|\beta\right\|_1+\frac{1}{2}\partial\cdot(1-\rho)\cdot\left\|\beta\right\|_2^2\right\}$	(8)	n为训练集样本总数;β为待学习的特征权重系数向量;α为正则化强度参数;$\rho(0\leqslant\rho\leqslant1)$为混合参数;$\|\ \|_1$,$\|\ \|_2$分别为$L_1$范数,$L_2$范数
核方法	支持向量机	SVM	$\hat{y}=w^T\cdot\phi(x)+c$	(9)	w为权重向量;$\phi(x)$为核函数将x映射到高维空间后的特征向量;c为偏置项
懒惰学习	K近邻	KNN	$\hat{y}=\frac{1}{k}\sum_{i\in N_k(x)}y_i$	(10)	k为近邻个数;$N_k(x)$为x的k个最近邻的索引集合($N_k(x)\in\{1,2,\cdots,n\}$);$y_i$为第$i$个近邻样本的目标变量值
神经网络	神经网络	NN	$\hat{y}=W_la_{l-1}+b_l$	(11)	l为神经网络的层数;W_l为第l层的权重矩阵;b_l为第l层的偏置向量;a_{l-1}为第$(l-1)$层的激活输出向量

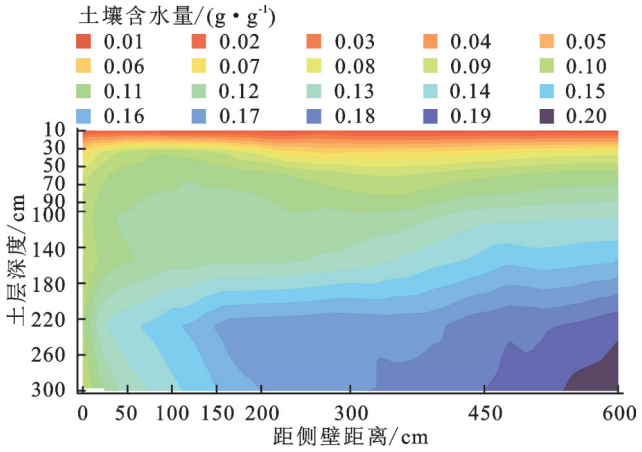


图1　不同土层深度和距侧壁距离土壤含水量分布特征

Fig. 1　Characteristics of soil water content distribution at different soil depths and distances from side wall

2.2　特征重要性解析

使用RF模型量化各环境因子对SWC分布的相对重要性。距侧壁距离是控制土壤水分的主导因子,其贡献率为34.8%;其次是土层深度,贡献率为29.7%(图2A)。使用PDP定量揭示这两个关键因子对SWC的影响变化趋势。SWC在0—200 cm的范围内随距侧壁距离增加而急剧上升,在超过200 cm后,SWC的增长趋势变得平缓(图2B)。SWC随土层深度的变化呈现出一个“先增再降后增”的模式,在0—100 cm土层,SWC随深度增加而迅速上升;在100—150 cm土层,SWC开始逐步下降;而在150—300 cm土层,SWC又开始加速上升(图2C)。

2.3　模型预测性能对比

8种机器学习模型(RF,KNN,GBM,SVM,BCART,NN,RR,EN)在梯田土壤含水量预测性能方面存在差异(图3)。其中KNN模型预测性能最优,表现为R^2最高,RMSE和MAE最低(R^2=0.832,RMSE=0.023,MAE=0.018)(图3A);GBM,RF和BCART这3个模型预测性能次之,R^2分别为0.762,0.717,0.712(图3B,3C,3D);NN,EN和RR模型的

预测性能相对较低，R^2值分别为0.507，0.437，0.409，同时RMSE和MAE值均高于前述模型（图3E，3F，3G）；而SVM模型的预测效果最差，R^2值仅为0.139，RMSE和MAE值均超过了0.050（图3H）。

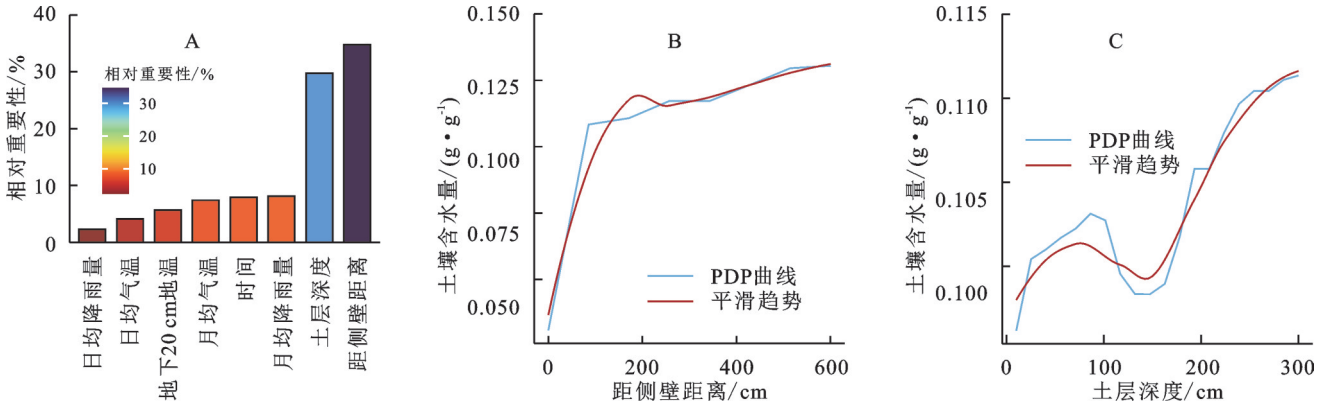
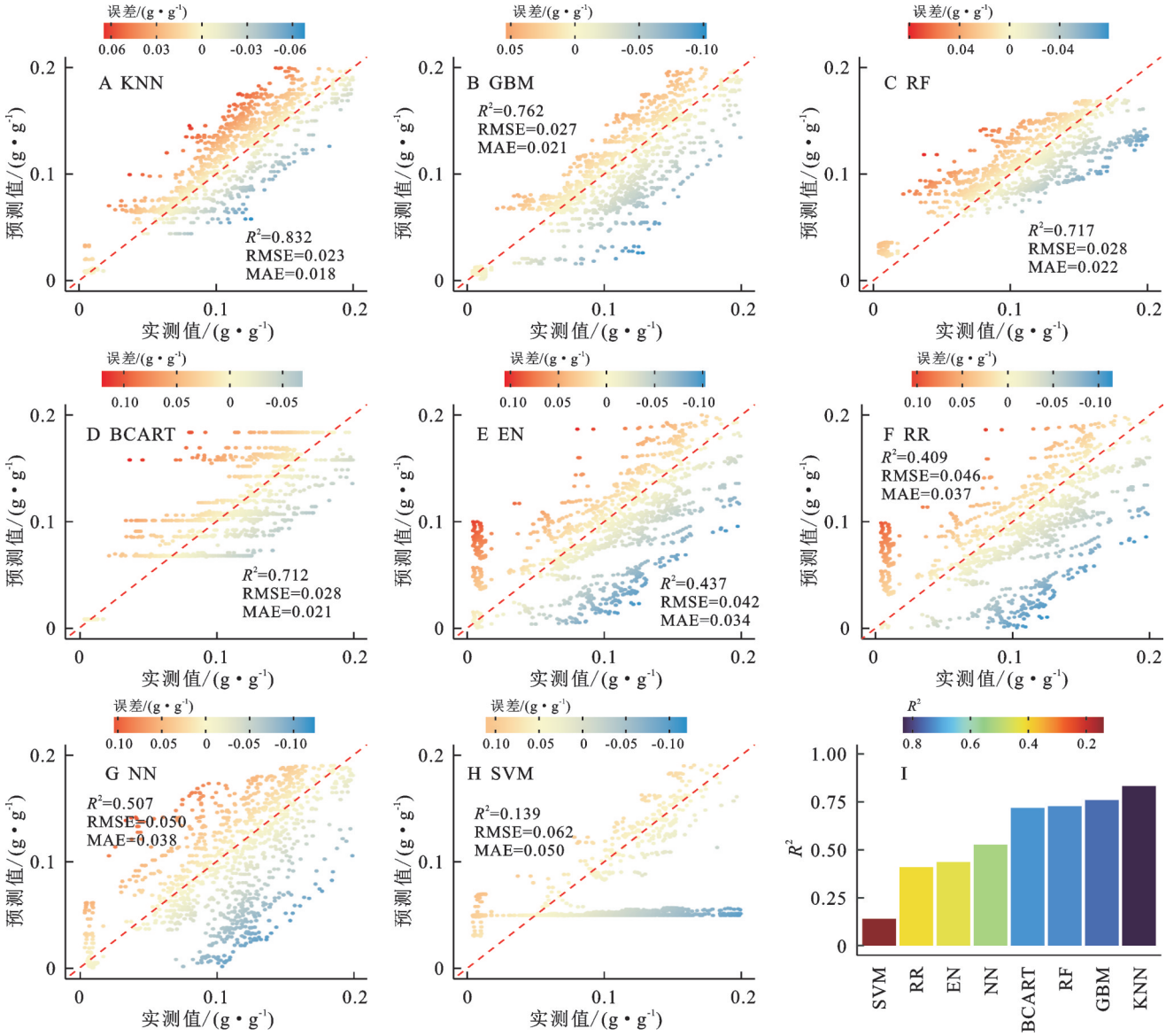


图2 特征重要性排序和两大关键因子的深度解析

Fig. 2 Ranking of feature importance and in-depth analysis of two key factors



注：RF代表随机森林；KNN代表K近邻；GBM代表梯度提升机；SVM代表支持向量机；NN代表神经网络；BCART代表装袋决策树；RR代表岭回归；EN代表弹性网络。

图3 8种模型性能对比

Fig. 3 Performance comparison of eight models

2.4　黄土塬区典型梯田土壤水分预测

在未来 30 d(2025 年 6 月)的气候条件下(图 4A,4B),基于 KNN 模型对梯田土壤水分动态进行了预测模拟。随着距侧壁距离的增加,在 0—100 cm 土壤中,SWC 从 0.01 g/g 增加至 0.13 g/g;在 100—200 cm 土壤中,SWC 从 0.05 g/g 增加至 0.17 g/g;在 200—300 cm 土壤中,SWC 从 0.05 g/g 增加至 0.20 g/g(图 5)。未来 30 d,在距侧壁较近的区域(特别是小于 200 cm 范围),该区域的 SWC 相比之前降低了 0.04 g/g 至 0.06 g/g;在距侧壁较远的区域(特别是大于 450 cm 范围),该区域的 SWC 相比之前上升了 0.01 g/g 左右(图 6)。

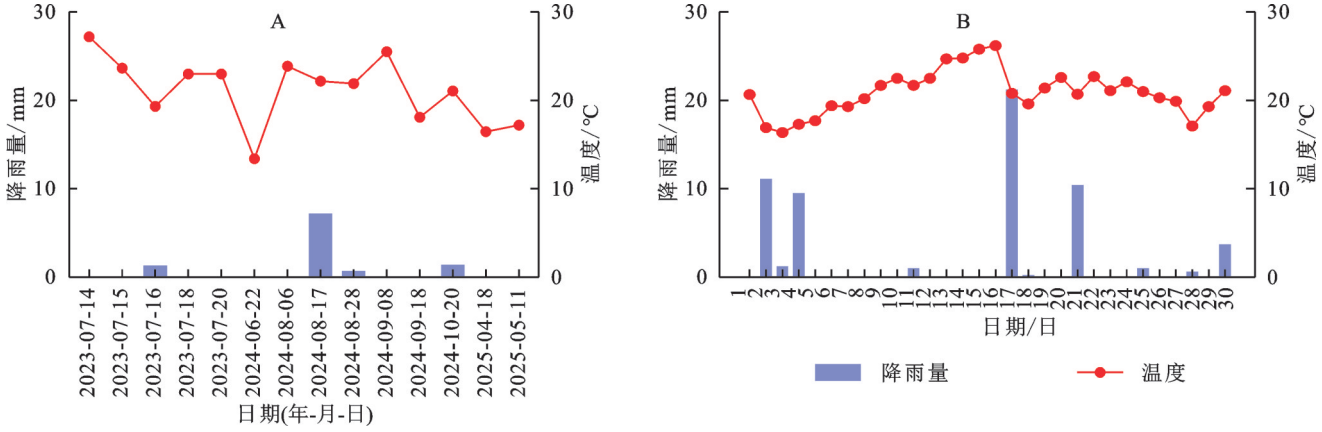


图 4　采样期间和 2025 年 6 月的气候状况

Fig. 4　Climate conditions during sampling period and June 2025

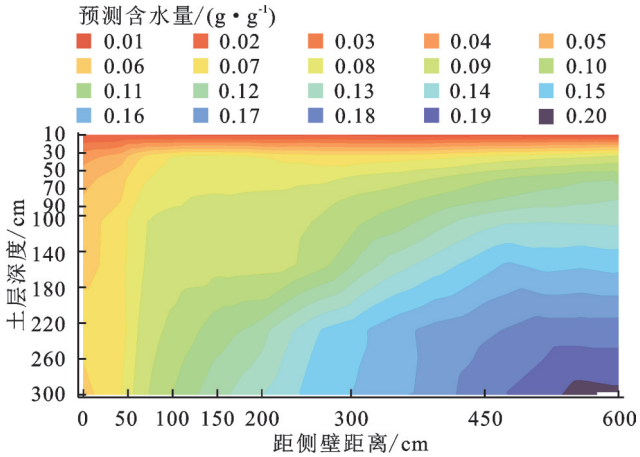


图 5　未来土壤含水量分布特征

Fig. 5　Characteristics of future soil water content distribution

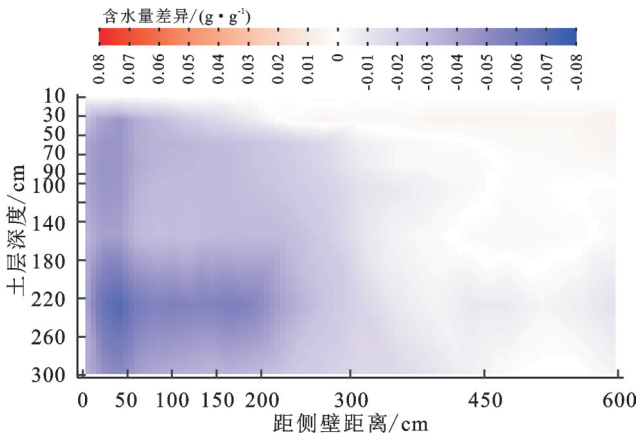


图 6　未来土壤含水量分布变化特征

Fig. 6　Future variation characteristics of soil water content distribution

3　讨　论

本研究结果显示距侧壁距离是梯田土壤水分空间变异的主要驱动因子,其贡献率达 34.8%,佐证了黄土塬区梯田侧壁引发的“边缘效应”[15]。PDP 图进一步表明,边缘效应的影响范围约为 200 cm,在 0—200 cm 范围内,SWC 随距侧壁距离增加急剧上升,200 cm 以上增长趋缓。SWC 随梯田侧壁距离的变化模式与侧向蒸发机制一致,产生这一现象的主要原因是梯田侧壁直接暴露于大气,更容易受到太阳辐射和风场干扰,导致其蒸发强度显著高于水平阶面[26]。强烈的蒸发作用不仅造成侧壁水分流失,还通过毛细作用吸引邻近区域水分向侧壁迁移,形成“近壁干燥带”[15]。传统研究多强调土壤质地对水分分布的主导作用[5,7,16],但本研究未将质地作为特征变量纳入分析。这主要由于本研究基于短时间连续观测数据,而土壤质地在此期间保持相对稳定,难以体现显著变化。值得注意的是,时间因子的贡献率为 7.9%,仅次于月均降雨量(图 2A),说明在短时间尺度上,季节变化与气象动态对梯田侧壁水分状况具有不可忽视的影响。此外,有研究发现相比于生物结皮覆盖,植物覆盖能够降低梯田土壤温度、减少梯田土壤水分蒸发和减弱雨滴动能,并通过根系与土壤团聚体的相互作用进一步改善梯田侧壁土壤水分的稳定性,是有效缓解梯田土壤水分侧向蒸发的措施之一[27]。未来,在梯田管理中应采取针对性措

施以有效缓解边缘干燥效应，如侧壁植被覆盖（种植护坡草被）与工程保护（铺设秸秆、地膜等），同时结合田面微地形改造以增强降水拦蓄，从而整体提升梯田持水能力与水分利用效率。

在采用的8种机器学习算法中，KNN模型预测性能最优（R^2=0.832），其优势体现在对高维非线性关系的强大拟合能力、无需复杂参数假设的稳健性，以及在小样本局部特征捕捉上的高灵活性，尤其适用于机制尚不明确的梯田水分系统[19-21]。另外RF模型提供的特征重要性排序与PDP共同增强了模型的可解释性，有助于识别主导因子并解析其作用路径。本研究的KNN模型预测表明，在2025年6月〔与采样期间相比，表现为平均温度下降、降雨量增加的情景下（图4B）〕，距离梯田侧壁较近的区域（小于200 cm），SWC反而降低了0.04～0.08 g/g。这表明驱动SWC变化的因素不仅仅是宏观的气候趋势，而更多地与局部水文过程和生态系统响应相关。造成梯田边缘区域水分亏缺的主要原因可能是增加的降雨以高强度形式出现，在梯田侧壁这一地形突变处更容易形成地表径流而快速流失，未能有效下渗。总的来说，本研究预测了一种潜在风险，即使在未来降水增多的情景下，梯田系统仍可能面临加剧的土壤水分胁迫。为此，有必要建立基于机器学习的水分风险预警系统，针对性地采取节水灌溉、侧壁覆盖等适应性措施，以提升梯田农业的可持续性[22]。

本研究揭示了梯田土壤水分空间变异的主导因子及影响趋势，证实梯田侧壁的“边缘效应”对水分空间格局具有决定性影响。基于机器学习的方法不仅实现了对土壤含水量的高精度预测，更重要的是提供了解析复杂生态过程的创新途径。因此，在未来梯田工程的优化设计与管理中，应更加重视梯田侧壁结构的生态化加固和微地形水分调控等关键措施。面对气候变化背景下日益加剧的水分胁迫风险，建立基于数据驱动的预警与适应体系，为梯田系统可持续性和区域农业韧性提供保障。

4 结 论

（1）近侧壁区域形成了明显的低水分带，而深层土壤形成高储水核心区；侧向蒸发导致的“边缘效应”是梯田水分空间分异的核心机制，其直接影响范围为200 cm。

（2）K近邻模型在梯田土壤水分预测中表现最优；距侧壁距离和土层深度是影响水分分布的主导因子。

参考文献（References）：

[1] Tang M, Gao X D, Zhang C, et al. Sloping land use affects soil moisture and temperature in the loess hilly region of china[J]. Agronomy, 2020,10(6):774.

[2] Mishra P K, Rai A, Rai S C. Indigenous knowledge of terrace management for soil and water conservation in the Sikkim Himalaya, India[J]. Indian Journal of Traditional Knowledge, 2020,19(3):475-485.

[3] 韩晓阳，王亚萍，朱元骏，等.黄土塬区果园-农田交界带土壤水分分布及农田对果园的供水特征[J].水土保持学报，2024,38(2):197-204.
Han X Y, Wang Y P, Zhu Y J, et al. Soil water distribution and water supply characteristics of farmland to apple orchard in their adjacent areas on the Loess Tableland [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38 (2):197-204.

[4] Xu Y X, Zhu G F, Wan Q Z, et al. Effect of terrace construction on soil moisture in rain-fed farming area of Loess Plateau[J]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2021,37:100889.

[5] Wang G B, Liu B H, Henderson M, et al. Effect of terracing on soil moisture of slope farmland in Northeast China's black soil region[J]. Agriculture, 2023,13(10):1876.

[6] Tian P, Tian X J, Geng R, et al. Response of soil erosion to vegetation restoration and terracing on the Loess Plateau[J]. Catena, 2023,227:107103.

[7] Yang Q, Fan J, Luo Z. Response of soil moisture and vegetation growth to precipitation under different land uses in the northern Loess Plateau, China[J]. Catena, 2024,236:107728.

[8] Fang X, Peng M G, Yan Y Z, et al. Runoff-sediment dynamics and degradation patterns in an abandoned terraced landscape on the Loess Plateau[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2024,49(13):4202-4212.

[9] Misebo A M, Mena M M, Anjulo A, et al. The effects of Fanya juu terraces on soil physicochemical properties in the context of sustainable crop production and erosion control in Southern Ethiopia[J]. Land Degradation & Development, 2025,36(9):2928-2939.

[10] Kaur H, Nelson K A, Singh G, et al. Landscape position and cover crops affects crop yields in a terrace-tiled field [J]. Agricultural Water Management, 2023,289:108517.

[11] Baumhardt R L, Johnson G L, Dockal J R, et al. Precipitation, runoff, and yields from terraced drylands with stubble-mulch or no tillage 1[J]. Agronomy Journal, 2020,112(5):3295-3305.

[12] 邱婷，沈雪，蔡崇法，等.梯田蓄水效益估算方法探讨[J].水土保持学报，2024,38(1):122-129.
Qiu T, Shen X, Cai C F, et al. Discussion on estimation method of water storage benefit of terrace[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024,38(1):122-129.

[13] Bai C Y, Sohail S, Tang X D, et al. Crop-precipitation

coupling drives deep soil desiccation-revival cycles in semiarid agroecosystems of Chinese Loess Plateau[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2025, 393: 109809.

[14] Ma Z, Song W, Ma J, et al. Dynamic change characteristics of soil moisture and its relationship with precipitation in Hani rice terraces water source area[J]. Water, 2022,14(17):2690.

[15] 白晨赟,余小玲,马琛琛,等.梯田侧壁显著影响黄土塬区梯田土壤水分空间分布[J].水土保持学报,2024,38(6):105-112.
Bai C Y, Yu X L, Ma C C, et al. The terraced walls significantly influence the spatial distribution of soil water in terraced areas on the Loess Plateau[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024,38(6):105-112.

[16] 韩新生,刘广全,许浩,等.宁夏南部半干旱黄土区3种土地利用类型的土壤水分时空变化特征[J].水土保持学报,2022,36(6):250-259.
Han X S, Liu G Q, Xu H, et al. Temporal and spatial variation characteristics of soil moisture under three land use types in the semi-arid Loess region of Southern Ningxia[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022,36(6):250-259.

[17] Xiao L, Huang Y M, Zhao J F, et al. Effects of planting structure on soil water-stable aggregates, microbial biomass and enzyme activity in a catchment of Loess Plateau terraces, China[J]. Applied Soil Ecology, 2021,159:103819.

[18] Nguyen T T, Ngo H H, Guo W S, et al. A low-cost approach for soil moisture prediction using multi-sensor data and machine learning algorithm[J]. Science of the Total Environment, 2022,833:155066.

[19] Duan X L, Maqsoom A, Khalil U, et al. Enhancing soil moisture retrieval in semi-arid regions using machine learning algorithms and remote sensing data[J]. Applied Soil Ecology, 2024,204:105687.

[20] Carranza C, Nolet C, Pezij M, et al. Root zone soil moisture estimation with Random Forest[J]. Journal of Hydrology, 2021,593:125840.

[21] Singh A, Gaurav K, Sonkar G K, et al. Strategies to measure soil moisture using traditional methods, automated sensors, remote sensing, and machine learning techniques: review, bibliometric analysis, applications, research findings, and future directions[J]. IEEE Access, 2023,11:13605-13635.

[22] Togneri R, Dos Santos D F, Camponogara G, et al. Soil moisture forecast for smart irrigation: the prime-time for machine learning[J]. Expert Systems with Applications, 2022,207:117653.

[23] 石亚飞,牛富荣,黄晓敏,等.可解释机器学习及其生态学应用[J].生物多样性,2026,34(1):89-102.
Shi Y F, Niu F R, Huang X M, et al. Interpretable machine learning and its applications in ecology[J]. Biodiversity Science, 2026,34(1):89-102.

[24] 白晨赟,田涵洋,乔江波,等.黄土塬区土地利用方式对土壤主要理化性质的影响[J].干旱地区农业研究,2022,40(4):223-229.
Bai C Y, Tian H Y, Qiao J B, et al. Effects of land use patterns on soil physical and chemical properties in the Loess Plateau[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2022,40(4):223-229.

[25] 邓炜,刘登峰,李明亮,等.机器学习方法模拟黄土高原沟壑区二氧化碳浓度的潜力评估[J].生态学报,2025,45(13):6559-6575.
Deng W, Liu D F, Li M L, et al. Evaluation of the potential of using machine learning to simulate the CO_2 concentration in the gully region of the Loess Plateau[J]. Acta Ecologica Sinica, 2025,45(13):6559-6575.

[26] Ran Q H, Chen X X, Hong Y Y, et al. Impacts of terracing on hydrological processes: a case study from the Loess Plateau of China[J]. Journal of Hydrology, 2020, 588:125045.

[27] Bai C Y, Yin C Y, Chen Z Y, et al. Synergistic effects of land use and sidewall cover on terrace sidewall stability in the tableland region of the Loess Plateau[J]. Catena, 2025,261:109525.