doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.012

西北旱区幼龄果园土壤蒸发特征与模拟方法

张靖潇[1,2]　商开选[1,2]　王　棣[1,2]

(1. 中国农业大学水利与智能工程学院, 北京 100083;
2. 甘肃武威绿洲农业高效用水国家野外科学观测研究站, 武威 733009)

摘要: 为明确西北旱区幼龄果园土壤蒸发特征及不同模拟方法的适用性,本文以甘肃武威石羊河流域幼龄李树和杏树果园为研究对象,基于土壤蒸发量、土壤含水率、土壤温度、土壤水势、气象因素和叶面积指数等多源观测资料,分析了幼龄果园土壤蒸发变化规律,并比较了 FAO-56 土壤蒸发系数、Ritchie、随机森林(RF)、极端梯度提升机(XGBoost)和轻量梯度提升机(LightGBM)模型模拟效果。结果表明,李树和杏树果园土壤蒸发量分别为 0.19~7.41 mm/d 和 0.06~7.00 mm/d,均值分别为 2.00 mm/d 和 2.03 mm/d,均表现出明显的日尺度波动。土壤蒸发主要受参考作物蒸散量、太阳辐射、风速及浅层土壤含水率呈不同程度相关影响,其中李树果园与大气蒸发需求和辐射条件的同步性较强,杏树果园与浅层土壤水势和表层含水率的关系更密切。不同模型均能在一定程度上反映土壤蒸发平均水平,但对日尺度波动和高蒸发样本的刻画能力差异明显。传统模型模拟范围偏窄,对高蒸发量样本存在低估,其中 FAO-56 土壤蒸发系数模型在李树果园中模拟值仅为 0.53~4.60 mm/d,RMSE 为 0.72 mm/d。相比之下,XGBoost 模型对土壤蒸发变化幅度和高值样本的表征能力最强,在李树果园中模拟值为 0.24~7.35 mm/d,R^2、NSE、MAE 和 RMSE 分别为 0.95、0.94、0.25 mm/d 和 0.35 mm/d,较 FAO-56 方法 RMSE 降低约 51.4%;在杏树果园中模拟值为 0.11~6.97 mm/d,R^2、NSE、MAE 和 RMSE 分别为 0.95、0.93、0.23 mm/d 和 0.36 mm/d。LightGBM 和 RF 模型精度次之,但整体仍优于 FAO-56 土壤蒸发系数模型和 Ritchie 模型。综上,基于多源气象和土壤水热信息的机器学习模型可提高幼龄果园土壤蒸发日尺度模拟精度,其中 XGBoost 综合表现最优,可为旱区幼龄果园控蒸保墒和精准灌溉提供理论支持。

关键词: 幼龄果园; 土壤蒸发; 日尺度模拟; Ritchie 模型; 机器学习

中图分类号: S271; P426.2　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0142-12　　**OSID**:

Soil Evaporation Characteristics and Multi-model Simulation Methods in Young Orchards in Arid Region of Northwest China

Zhang Jingxiao[1,2]　Shang Kaixuan[1,2]　Wang Di[1,2]

(1. *College of Water Resources and Intelligence Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *National Field Scientific Observation and Research Station for Efficient Agricultural Water Use in Wuwei Oasis*, *Wuwei* 733009, *China*)

Abstract: Aiming to clarify soil evaporation dynamics and the applicability of different simulation methods in young orchards in arid Northwest China, young plum and apricot orchards in the Shiyang River Basin, Wuwei, Gansu Province, were selected as study sites. Based on multi-source observations, including soil evaporation, soil water content, soil temperature, soil water potential, meteorological factors and leaf area index, the variation characteristics of soil evaporation in young orchards were analyzed. The performance of the simplified FAO-56 soil evaporation coefficient method, the Ritchie model, random forest (RF), extreme gradient boosting (XGBoost) and light gradient boosting machine (LightGBM) was then evaluated. The results showed that soil evaporation ranged from 0.19 mm/d to 7.41 mm/d in the plum orchard and from 0.06 mm/d to 7.00 mm/d in the apricot orchard, with mean values of 2.00 mm/d and 2.03 mm/d, respectively, indicating pronounced daily fluctuations. Soil evaporation was jointly affected by reference crop evapotranspiration, solar radiation, wind speed, and shallow soil water conditions. Soil evaporation in the plum orchard was more closely synchronized with

收稿日期: 2026-05-17　修回日期: 2026-06-15

基金项目: 国家重点研发计划青年科学家项目(2024YFC3213700)和国家自然科学基金项目(42407402)

作者简介: 张靖潇(2002—),男,硕士生,主要从事生态水文研究,E-mail: zhangjx03177@163.com

通信作者: 王棣(1989—),男,副教授,博士,主要从事生态水文和电容去离子研究,E-mail: wangdi0409@cau.edu.cn

atmospheric evaporative demand and radiation conditions, whereas that in the apricot orchard was more closely associated with shallow soil water potential and surface soil water content. All models reproduced the mean soil evaporation level to some extent, but their ability to capture daily fluctuations and high-evaporation samples differed markedly. The traditional models had relatively narrow simulation ranges and tended to underestimate high soil evaporation values. For example, the simulation range of the simplified FAO－56 soil evaporation coefficient method in the plum orchard was only 0.53～4.60 mm/d, with an RMSE of 0.72 mm/d. In contrast, the XGBoost model showed the strongest ability to represent the variation range and high-value samples of soil evaporation. In the plum orchard, the simulation range of XGBoost was 0.24～7.35 mm/d, and its R^2, NSE, MAE, and RMSE were 0.95, 0.94, 0.25 mm/d, and 0.35 mm/d, respectively, with the RMSE reduced by approximately 51.4% compared with the FAO－56 method. In the apricot orchard, the simulation range of XGBoost was 0.11～6.97 mm/d, and its R^2, NSE, MAE, and RMSE were 0.95, 0.93, 0.23 mm/d, and 0.36 mm/d, respectively. LightGBM and RF showed intermediate accuracy, but both outperformed the FAO－56 soil evaporation coefficient method and the Ritchie model. In conclusion, machine learning models integrating multi-source meteorological and soil hydrothermal information can improve the accuracy of daily soil evaporation estimation in young orchards, with XGBoost showing the best overall performance. These results can provide a methodological reference for soil evaporation estimation, evaporation control, soil moisture conservation, and precision irrigation management in young orchards in arid regions.

Key words: young orchard; soil evaporation; daily-scale simulation factors; Ritchie model; machine learning

0　引言

我国西北干旱区国土面积约 3.96×10^6 km^2，占全国的41%，而水资源总量仅占全国的 10.6%，水分供需失衡成为制约当地农业可持续发展的关键因素[1-3]。土壤蒸发为土壤水分以水汽形式经土壤孔隙向大气扩散逸失的过程，是蒸散发的重要组成部分，也是浅层土壤水分无效损耗的主要途径[4-6]，该过程受太阳辐射、气温、风速、饱和水汽压差等气象因子驱动，并受表层土壤含水率、土壤温度和地表覆盖状况共同影响[7-9]。因此，准确量化旱区果园土壤蒸发过程，对于揭示果园水分消耗规律、提高有限水资源利用效率和优化灌溉管理具有重要意义。

西北旱区光热资源充沛，昼夜温差大，适宜特色林果生产。近年来，李树和杏树等经济林在区域果园更新与扩张中占有重要比例[10]。果园土壤蒸发量随树龄增长总体呈下降趋势，但相关研究多集中于成龄阶段，对幼龄果园关注不足[11]。与成龄果园相比，幼龄李树和杏树冠层尚未闭合，叶面积指数较低，地表接收太阳辐射较多，较低的植被覆盖度会增强土壤表面水汽扩散。同时，幼龄果树根系分布较浅，水分获取能力较弱，对表层土壤水分依赖较强，导致土壤蒸发在总蒸散量中占比高于成龄果园。有研究显示，黄土高原半干旱区 9 年生苹果园土壤蒸发占蒸散量的 50%～60%，明显高于 19 年生苹果园的 30%～40%[10]。然而，目前针对旱区幼龄果园土壤蒸发实测量化、驱动因子识别及模型适用性比较仍相对不足，限制了幼龄果园水分管理措施精细化制定。

土壤蒸发模拟是实现果园水分消耗定量评估的重要方法，现有方法主要包括经验模型、机理模型和数据驱动模型。经验模型结构简单、参数需求较低，适合快速估算，但在土壤水热变化剧烈和地表覆盖非均一条件下，日尺度模拟精度可能受限[12-15]。Ritchie 两阶段模型物理意义明确，适用于幼龄果园等地表裸露度高、蒸发呈现明显“大气控制-土壤控制”两阶段特征场景[16]。随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)和轻量级梯度提升机(LightGBM)等机器学习模型能够刻画气象、土壤水热因子与蒸发之间的非线性关系，在土壤蒸发模拟中具有较大潜力[17-20]。但不同类型模型在结构复杂度、参数需求、过程解释能力和非线性拟合能力方面存在明显差异。现有研究多侧重单一模型性能评价，缺乏基于同一实测数据集对经验模型、机理模型和机器学习模型系统比较，尤其缺少针对西北旱区幼龄果园的多类型土壤蒸发模型日尺度模拟验证。

因此，本文以西北干旱区幼龄李树和杏树为研究对象，基于日尺度实测土壤蒸发、土壤水热和气象数据，分析土壤蒸发动态变化及主要影响因素；通过构建 FAO－56 土壤蒸发系数、Ritchie 模型以及 RF、XGBoost 和 LightGBM 机器学习模型，在同一实测数据集和独立测试框架下，对经验模型、机理模型和机器学习模型模拟性能进行统一比较，明确不同模型对平均蒸发水平、日尺度波动和高蒸发样本的刻画

差异;结合多项精度指标、综合性能指数和误差分布特征,识别不同模型在旱区幼龄果园土壤蒸发估算中的适用性,以期为西北旱区幼龄果园土壤蒸发模拟模型选择和精准灌溉管理提供方法依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2025 年 5 月 1 日至 10 月 10 日在中国农业大学石羊河实验站进行。该实验站位于甘肃省武威市凉州区(37°52′N,102°50′E),海拔 1 581 m,地处石羊河流域中游,属典型的温带大陆性干旱气候。该区域气候干燥,多年气象数据显示,当地年均降水量为 150 ~ 300 mm,年均气温 6 ~ 8℃[21]。以 3 年生幼龄李树和杏树果园为研究对象,其中李树共 16 株,杏树共 19 株。试验期间,果园实行统一的田间管理措施,以减少管理差异对土壤蒸发观测结果的影响(图 1)。充分灌溉的灌溉定额为 600 m^3/hm^2,灌溉周期为 20 d。



(a) 李树果园 (b) 杏树果园

图 1 幼龄李树和杏树果园布设

Fig. 1 Experimental layout in young plum and apricot orchards

1.2 土壤蒸发测定

土壤蒸发采用微型蒸渗仪(micro-lysimeter)法测定。微型蒸渗仪由 PVC 管制成,内径 10 cm、高 15 cm,每个试验小区布设 6 个微型蒸渗仪[4]。每日采用精度为 0.1 g 电子天平称量微型蒸渗仪质量,相邻 2 次称量差值作为 24 h 土壤蒸发水量。土壤蒸发量计算式为

$$E = 10\frac{\Delta W/\rho}{\pi(D/2)^2} \tag{1}$$

式中 E——土壤蒸发量,mm/d

ΔW——相邻 2 次称量质量差,g

ρ——土壤水密度,g/cm^3

D——微型蒸渗仪内筒直径,cm

1.3 土壤含水率、土壤温度和土壤水势测定

土壤体积含水率(SWC)与土壤温度(ST)采用 TSM640 型管式土壤水分传感器测定,每个试验小区内布设 1 组管式水分仪,测定深度分别为 10、20、30、40、60、80、100、120 cm,共 8 个层次。仪器自动采集 SWC 和 ST 数据,记录间隔为 10 min。土壤水势(SWP)采用张力计测定。每个小区布设 1 组张力计,分别埋设于表层、中层和深层土壤中,数据采集频率为 10 min。为保证不同土壤水热变量在结果分析和模型输入中的一致性,将土壤剖面划分为 3 个层次:表层(10 ~ 30 cm)、中层(30 ~ 80 cm)和深层(80 ~ 120 cm)。其中 SWC_{10-30} 和 ST_{10-30} 分别为 10、20、30 cm,3 个监测深度日均值算术平均值;SWC_{30-80} 和 ST_{30-80} 分别为 40、60、80 cm,3 个监测深度日均值算术平均值;SWC_{80-120} 和 ST_{80-120} 分别为 100、120 cm,2 个监测深度日均值算术平均值。SWP_{10-30}、SWP_{30-80} 和 SWP_{80-120} 分别对应张力计表层、中层和深层观测值。

1.4 气象因素测量

气象数据由中国农业大学石羊河实验站自动气象站连续观测获得。监测指标包括大气压(AP)、太阳辐射(SR)、日平均温度(AT)、相对湿度(RH)、降雨量(RA)、风向(WD)和风速(WS)。根据 ET_0 和 VPD 实验站实测气象数据计算,其中 ET_0 采用 FAO - 56 Penman - Monteith 方法计算,VPD 由饱和水汽压和实际水汽压计算,计算式为

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma\dfrac{900}{T+273}u_2 VPD}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \tag{2}$$

其中 $$VPD = e_s - e_a$$

式中 ET_0——参考蒸散量,mm/d

R_n——净辐射,MJ/(m²·d)

G——土壤热通量密度,MJ/(m²·d)

T——2 m 高度处日平均气温,℃

u_2——2 m 高度处风速,m/s

e_s——饱和水汽压,kPa

e_a——实际水汽压,kPa

Δ——水汽压曲线斜率,kPa/℃

γ——湿度常数,kPa/℃

各传感器均按规范完成校准,数据采集周期为 15 min,并自动存储于数据采集器[22]。

1.5 经验模型

采用 FAO - 56 框架下简化土壤蒸发系数法估算杏树和李树果园土壤蒸发量。该方法将作物蒸散系数分解为基础作物系数(K_{cb})和土壤蒸发系数(K_e),其中 K_{cb} 主要表征土壤表面相对干燥、根区水分供应不受限制条件下的作物蒸腾组分,K_e 主要表征降雨或灌溉后裸露湿润土壤表面的蒸发组分。未直接采用通用作物系数表,而是在 FAO - 56 双作物系数理论框架下,结合研究区实测土壤蒸发量和同期 ET_0 对 K_e 进行本地化确定。土壤蒸发量计算式为

$$E = K_e ET_0 \tag{3}$$

根据幼龄果树生长过程和观测期内叶面积变

化，将观测期划分为初期、发育期、中期和后期，分别对应 5 月 1 日至 5 月 31 日、6 月 1 日至 6 月 30 日、7 月 1 日至 8 月 31 日和 9 月 1 日至 10 月 10 日，并计算各阶段 K_e 平均值作为经验模型参数。最终确定杏树初期、发育期、中期和后期 K_e 分别取 0.70、0.30、0.25 和 0.30，李树 K_e 分别取 0.75、0.40、0.30 和 0.35。

1.6　Ritchie 土壤蒸发模型

选取 Ritchie 两阶段土壤蒸发模型作为机理模型，将土壤蒸发过程划分为 2 个阶段，分别由不同物理机制控制。Ritchie 模型第 1 阶段（能量限制阶段），土壤蒸发速率不受土壤供水限制，仅由气象条件决定，蒸发速率等于参考作物蒸散量与土壤表面覆盖系数乘积，计算式为[16]

$$E_1 = K_e ET_0 \tag{4}$$

式中　E_1——第 1 阶段土壤蒸发速率，mm/d

李树和杏树果园 K_e 分别取 0.45 和 0.30。

当表层土壤含水率降至临界含水率（θ_n）时，土壤蒸发进入第 2 阶段（供水限制阶段），此时蒸发速率受土壤供水能力限制，随土壤含水率降低而线性下降，计算式为

$$E_2 = E_{\max}(\theta - \theta_v)/(\theta_n - \theta_v) \tag{5}$$

式中　E_2——第 2 阶段土壤蒸发速率，mm/d

$E_{\max}$——第 1 阶段最大蒸发速率，mm/d

θ——表层（0 ~ 10 cm）土壤体积含水率，%

θ_n——临界土壤含水率，取 18%

θ_v——凋萎含水率，取 9%

模型分段规则：当 $\theta \geqslant \theta_n$ 时，$E_s = E_1$，E_s 为土壤蒸发速率，mm/d；当 $\theta \leqslant \theta_v$ 时，$E_s = 0$；当 $\theta_v < \theta < \theta_n$ 时，$E_s = E_2$。

1.7　机器学习模型构建与验证

构建 RF、XGBoost 和 LightGBM 3 种机器学习回归模型。以 2025 年石羊河实验站 SR、AT、WS、AP、e_s、RH、ET_0、叶面积指数（LAI）、SWC、ST 和 SWP 为输入变量，以实测土壤蒸发量为目标变量。

数据预处理主要包括日期格式统一、变量类型转换、样本按日期排序以及缺失值处理。对于 LAI、SWC、SWP 和 ST 等连续观测变量，采用线性插值方法补齐少量缺失值；目标变量缺失样本不参与模型训练与验证。完成预处理后，进一步剔除仍存在特征变量缺失的样本，形成最终建模数据集。为避免随机划分造成相邻日期样本同时进入训练集和测试集，采用时间顺序划分方法构建独立测试集，即每个果园前 70% 连续样本用于模型训练，后 30% 连续样本用于模型测试。模型训练过程仅使用训练集数据，测试集不参与模型参数拟合。

模型参数采用预试验和人工调参相结合的方法确定。参考各算法默认参数及回归建模中的常用取值范围设置初始参数，进而围绕影响模型复杂度和泛化能力关键参数进行多轮调整。参数调整过程中，以训练集和独立测试集 R^2、RMSE、MAE 和 NSE 为评价依据，并控制训练集与测试集之间性能差异，以降低过拟合风险。对于 RF、XGBoost 和 LightGBM 模型，主要围绕树数量、树深、学习率、样本采样比例、特征采样比例、节点分裂约束及正则化参数等关键参数进行调整，以平衡模型拟合能力和泛化性能。最终参数组合在保证模型预测精度的同时，尽量降低模型复杂度，以提高模型在独立测试集上的稳定性。

1.7.1　随机森林模型

RF 是一种基于 Bagging 集成学习策略的机器学习方法，由多棵决策树构成[23]。该模型通过 Bootstrap 有放回重抽样从原始样本中生成多个训练子集，并在各决策树节点分裂过程中随机选取部分特征参与最优分裂变量的筛选，最终将所有决策树预测结果进行平均，作为回归模型输出。回归模型输出结果可表示为

$$h(x) = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} f_i(x) \tag{6}$$

式中　$h(x)$——土壤蒸发量估测值

N——决策树数量

$f_i(x)$——第 i 棵回归决策树对输入变量 x 的预测结果

RF 模型主要参数设置：决策树数量为 300，最大树深为 0，节点继续分裂所需最小样本数为 4，叶节点最小样本数为 2，随机种子为 42。

1.7.2　极端梯度提升模型

XGBoost 是在梯度提升决策树基础上发展而来的集成学习算法，具有训练速度快、预测精度高和泛化能力强等特点[18]。该模型以加法模型为基础，通过逐轮拟合前一轮模型的残差，不断减小损失函数，从而逐步提升模型预测性能[17]。具体参数设置：决策树数量为 300，最大树深为 4，学习率为 0.1，叶节点最小权重和为 8，节点分裂所需最小损失减少量为 0.2，行采样比例为 0.65，列采样比例为 0.65，L1 正则化系数为 0.5，L2 正则化系数为 10。

1.7.3　轻量级梯度提升模型

LightGBM 是一种高效的梯度提升框架，具有计算效率高、内存占用低和并行能力强等优点[19]。该模型在梯度提升决策树基础上，采用基于直方图决策树算法，大幅减少寻找最佳分裂点的计算量，从而降低计算复杂度并提升训练速度。具体参数：决策

树数量为 300,最大树深为 4,学习率为 0.05,行采样比例为 0.8,列采样比例为 0.8,随机种子为 42。

1.8 数据分析

试验数据按日尺度进行整理,土壤蒸发量、气象因子、土壤水热因子和叶面积指数等变量均统一匹配至同一时间尺度。采用 Pearson 相关分析评价土壤蒸发量与气象因子、土壤水热因子及冠层因子之间的线性相关关系,并绘制相关性矩阵图。相关系数 r 为 $-1\sim1$,其中 $r>0$ 表示正相关,$r<0$ 表示负相关,$|r|$ 越大表示线性相关程度越强。通过 R^2、RMSE、MAE、NSE 评价不同模型土壤蒸发模拟精度,其中 RMSE 和 MAE 越小,表明模型模拟值与实测值之间偏差越小。R^2 和 NSE 越接近 1,表明模型对土壤蒸发变化过程的解释能力和模拟效果越好。为进一步融合多指标信息,引入综合性能指数(Global performance indicator,GPI)[24],GPI 越高,表明模型在多指标综合表现上越优。采用极差标准化法对各评价指标进行无量纲化处理,将原始指标值映射至[0,1]区间。其中,R^2 和 NSE 为正向指标,MAE 和 RMSE 为负向指标;负向指标经反向标准化处理后,与正向指标保持一致,即标准化值越大表示模型表现越好。随后,以所有模型各标准化值中位数作为基准,计算各模型标准化指标值与对应中位数之间的偏差,并据此得到 GPI,最终根据 GPI 对模型综合性能进行排序。

2 结果

2.1 气象因素和土壤相关指标

试验期间(2025 年 5 月 1 日至 10 月 10 日),研究区气象因子表现出明显的日尺度波动特征(图 2)。太阳辐射、饱和水汽压差和参考作物蒸散量在观测期内变化幅度较大,表明试验期间大气蒸发需求存在较强的日际差异。由图 3 可知,李树和杏树果园浅层土壤含水率波动幅度均大于中深层土壤,均表现出明显的土层差异。其中,李树果园不同土层土壤含水率为 18.94% ~42.89%,杏树果园为 19.86% ~37.75%,说明浅层土壤对外界水分输入和地表蒸发过程响应更为敏感,而中深层土壤状态相对稳定。土壤温度同样表现出随土层加深而降低的特征,李树和杏树果园不同土层温度为 10.48 ~26.51℃和 10.92 ~25.40℃,浅层土壤温度较高且波动较强,中深层土壤温度变化相对平缓。土壤水势在观测期内变化明显,表明根区水分有效性存在阶段性差异。叶面积指数李树果园 LAI 为 1.27 ~6.07 m^2/m^2,杏树果园 LAI 为 1.12 ~3.34 m^2/m^2,表明 2 类果树冠层发育水平存在差异。

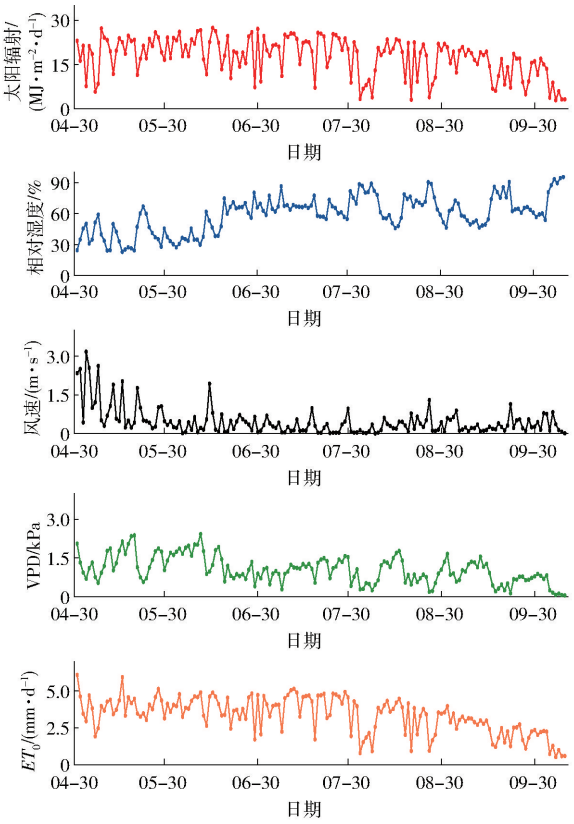


图 2 试验期间主要气象因子日变化特征

Fig. 2 Daily variations of major meteorological factors during the experimental period

2.2 幼龄果园土壤蒸发变化与气象、土壤及冠层因子的相关关系

试验期间,李树和杏树果园土壤蒸发量均具明显日尺度波动特征,但 2 类果园在变化幅度和高值分布上存在差异(图 4)。李树果园实测土壤蒸发量为 0.19 ~7.41 mm/d,均值为 2.00 mm/d,变异系数为 64.61%;杏树果园实测土壤蒸发量为 0.06 ~7.00 mm/d,均值为 2.03 mm/d,变异系数为 62.91%。2 类果园土壤蒸发量平均水平接近,但李树果园土壤蒸发量最大值和变异系数略高,说明其日尺度波动幅度相对更大。从逐日变化过程看,2 类果园土壤蒸发量在观测期内均多次出现阶段性峰值,其中 6 月下旬至 7 月中旬以及 8 月上旬波动较为明显。相关性分析结果表明,2 类果园土壤蒸发量均与 ET_0、SR 和 WS 呈正相关,但相关强度存在差异(图 5)。李树果园土壤蒸发量与 ET_0、SR 和 WS 的相关系数分别为 0.34、0.32 和 0.27;杏树果园对应相关系数分别为 0.26、0.26 和 0.17。由此可见,李树果园土壤蒸发与大气蒸发需求和辐射条件的同步变化特征相对更明显。2 类果园土壤蒸发量与 AP 均呈负相关,李树和杏树果园相关系数分别为 -0.35 和 -0.14,但杏树果园相关性较弱。土壤水分条件与土壤蒸发之间的关系在 2 类果园中也存在

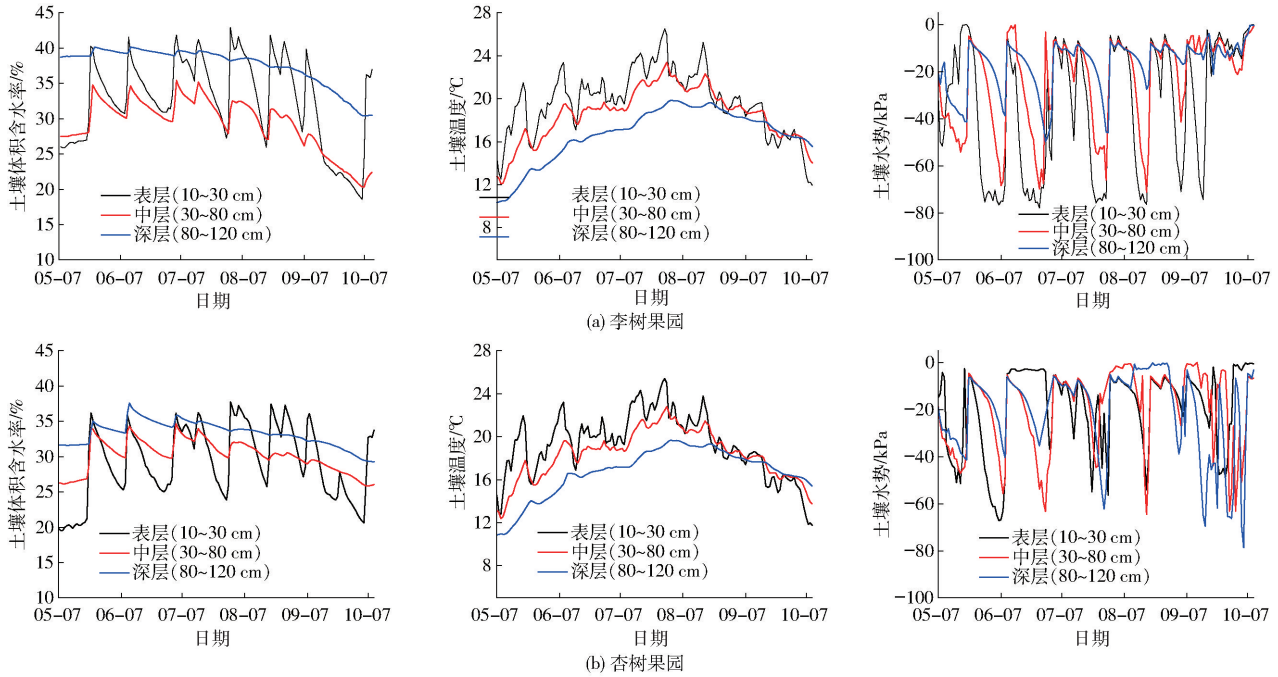


图 3　李树和杏树果园不同土层土壤水热状态及水势变化曲线

Fig. 3　Variations in soil hydrothermal status and water potential across different soil layers in plum and apricot orchards

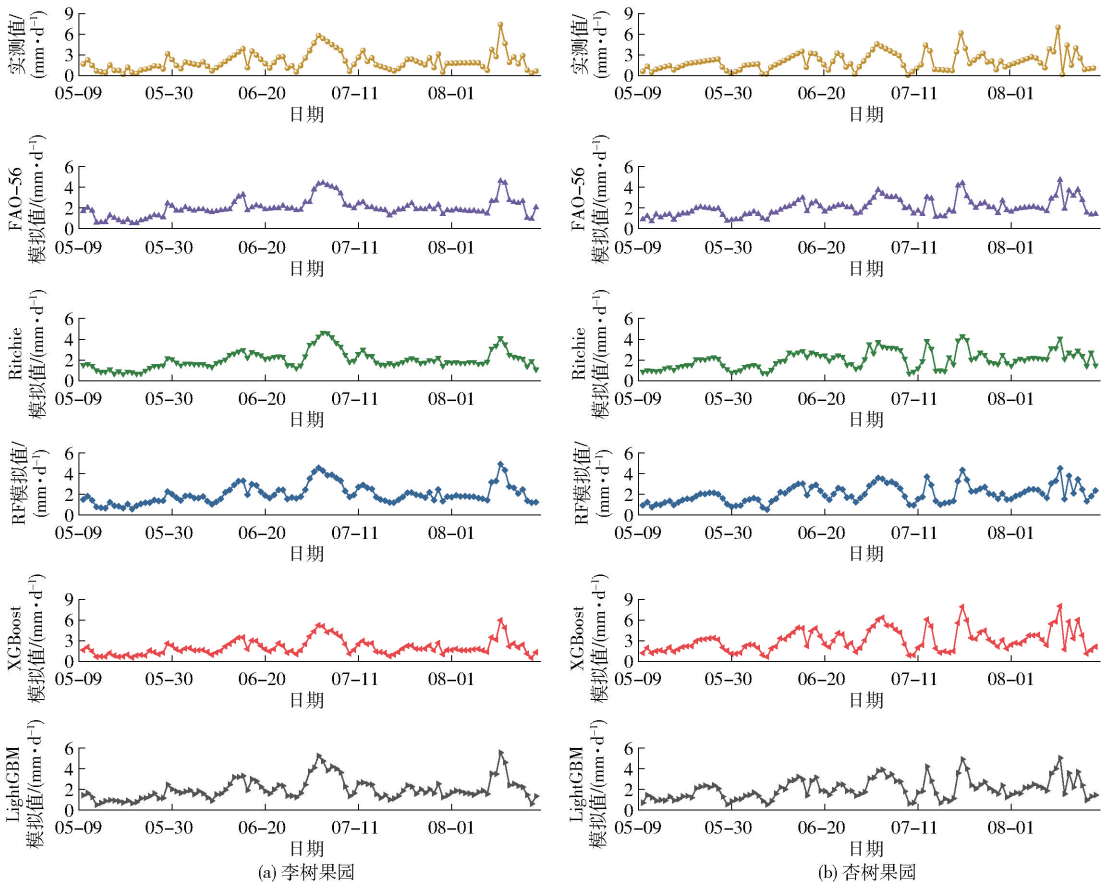
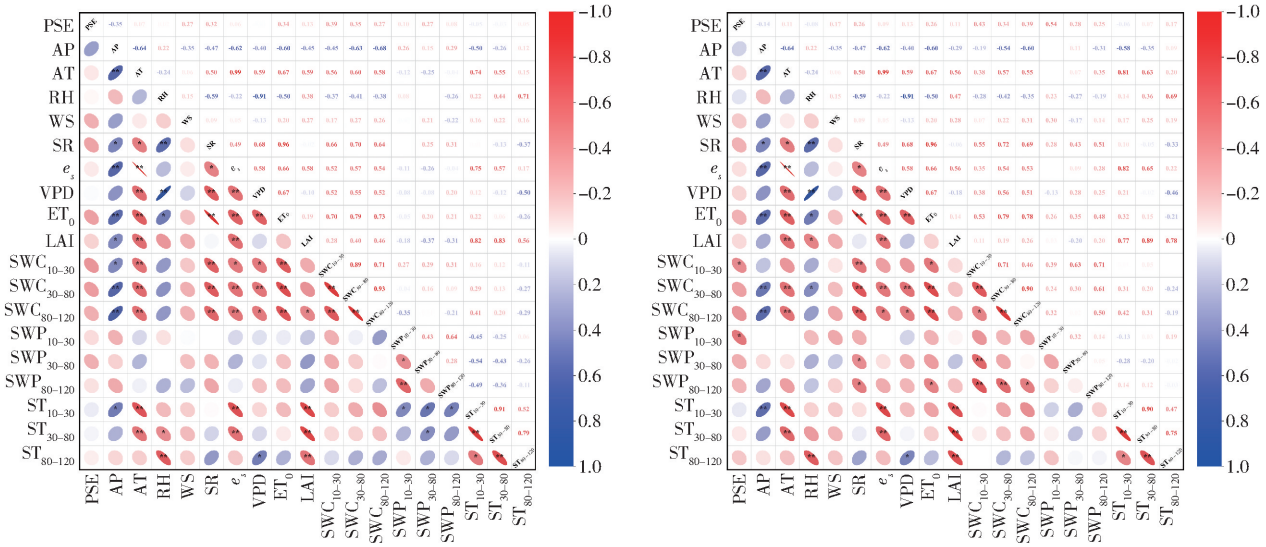


图 4　不同模型模拟李树和杏树果园土壤蒸发量日变化过程

Fig. 4　Daily courses of soil evaporation in plum and apricot orchards simulated by different models

差异。李树果园土壤蒸发量与 SWC_{10-30}、SWC_{30-80} 和 SWC_{80-120} 相关系数分别为 0.39、0.35 和 0.27；杏树果园对应相关系数分别为 0.43、0.34 和 0.39。杏树果园土壤蒸发量与浅层土壤水势 SWP_{10-30} 的相关系数达 0.54，高于李树果园(0.10)，表明杏树果园浅层土壤水势与土壤蒸发的同步变化更为明显。相比之下，2 类果园土壤温度与土壤蒸发量之间的线性相关性整体较弱，相关系数绝对值普遍较低，



(a) 李树果园 (b) 杏树果园

图 5 李树和杏树果园预测土壤蒸发量与气象、土壤及冠层因子的相关性矩阵

Fig. 5 Correlation matrix between soil evaporation and environmental factors in plum and apricot orchards

说明土壤温度单独作为解释变量时对日尺度土壤蒸发变化的指示作用有限。

2.3 不同模型模拟精度及误差特征

基于独立测试集的评价结果表明(表 1),FAO－56 土壤蒸发系数模型、Ritchie 模型、RF、XGBoost 和 LightGBM 均能够在一定程度上反映李树和杏树果园土壤蒸发量平均水平,但不同模型对逐日波动、高值样本和误差分布的表征能力存在明显差异。李树果园中,FAO－56 土壤蒸发系数模型、Ritchie 模型、RF、XGBoost 和 LightGBM 模拟均值为 2.00、2.00、2.03、2.00、2.00 mm/d,与实测均值差异较小;其模拟值为 0.53 ~ 4.60 mm/d、0.64 ~ 4.64 mm/d、0.58 ~ 4.94 mm/d、0.24 ~ 7.35 mm/d、0.51 ~ 5.56 mm/d。杏树果园中,5 种方法模拟均值为 2.03 ~ 2.04 mm/d,模拟值分别为 0.70 ~ 4.71 mm/d、0.69 ~ 4.28 mm/d、0.55 ~ 4.53 mm/d、0.11 ~ 6.97 mm/d、0.53 ~ 5.03 mm/d。从模拟值和变异系数看,机器学习模型对土壤蒸发日尺度变化幅度的保留能力整体优于传统模型。与 FAO－56 土壤蒸发系数模型和 Ritchie 模型相比,XGBoost 和 LightGBM 对土壤蒸发高值区间和样本离散程度的刻画更充分(图 6)。传统模型模拟范围相对较窄,变异系数低于实测值,说明对土壤蒸发日尺度波动的保留不足。RF 整体表现优于传统模型,但模拟范围和变异系数仍低于 XGBoost 和 LightGBM。

由图 7 可知,XGBoost 在 2 类果园中均取得最高拟合精度。李树果园中,XGBoost R^2 和 NSE 分别为 0.95 和 0.94,MAE 和 RMSE 分别为 0.25、0.35 mm/d;杏树果园中,XGBoost 的 R^2 和 NSE 为 0.95 和 0.93,MAE 和 RMSE 分别为 0.23、0.36 mm/d。LightGBM 和 RF 模拟精度次之,整体优于 FAO－56 土壤蒸发系数模型和 Ritchie 模型,传统模型在 2 类果园中拟合精度相对较低,且在高蒸发量样本区间偏离 1∶1 线程度更明显(图 7)。误差分布结果进一步表明,不同模型对逐日土壤蒸发量误差控制能力存在差异。XGBoost 在李树和杏树果园中绝对误差主要集中于较小误差区间,误差分布最为集中(图 8)。LightGBM 和 RF 模型误差分布范围略宽,但整体误差水平仍低于传统模型。FAO－56 土壤蒸发系数模型和 Ritchie 模型误差分

表 1 李树和杏树果园不同模型土壤蒸发模拟精度及综合排序

Tab. 1 Simulation accuracy and comprehensive ranking of different models for soil evaporation in plum and apricot orchards

模型	李树果园						杏树果园					
	R^2	NSE	MAE/(mm·d^{-1})	RMSE/(mm·d^{-1})	GPI	排序	R^2	NSE	MAE/(mm·d^{-1})	RMSE/(mm·d^{-1})	GPI	排序
FAO－56 土壤蒸发系数	0.82	0.76	0.46	0.67	－2.00	5	0.80	0.75	0.49	0.68	－1.60	4
Ritchie	0.83	0.77	0.46	0.67	－1.94	4	0.78	0.73	0.47	0.70	－1.89	5
RF	0.92	0.85	0.36	0.54	0.00	3	0.91	0.82	0.38	0.57	0.07	3
XGBoost	0.95	0.94	0.25	0.35	2.00	1	0.95	0.93	0.23	0.36	2.05	1
LightGBM	0.91	0.88	0.35	0.47	0.55	2	0.89	0.86	0.36	0.50	0.49	2

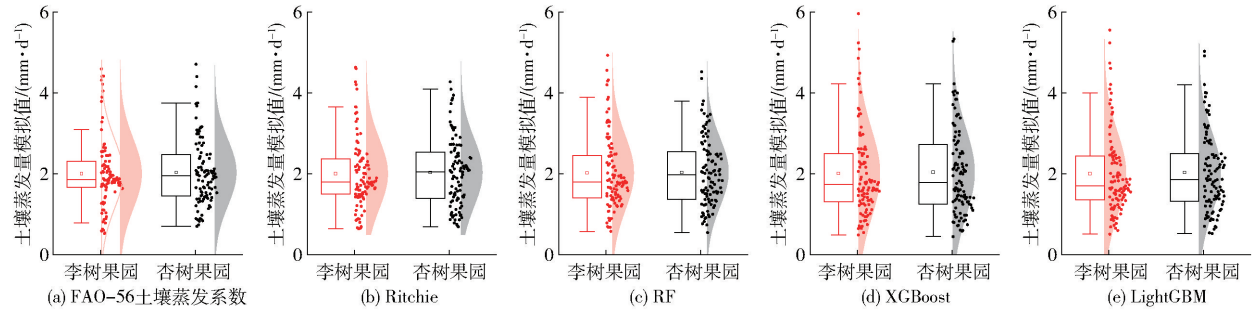


图 6　李树和杏树果园不同模型土壤蒸发量模拟分布特征

Fig. 6　Distribution characteristics of soil evaporation simulated by different models in plum and apricot orchards

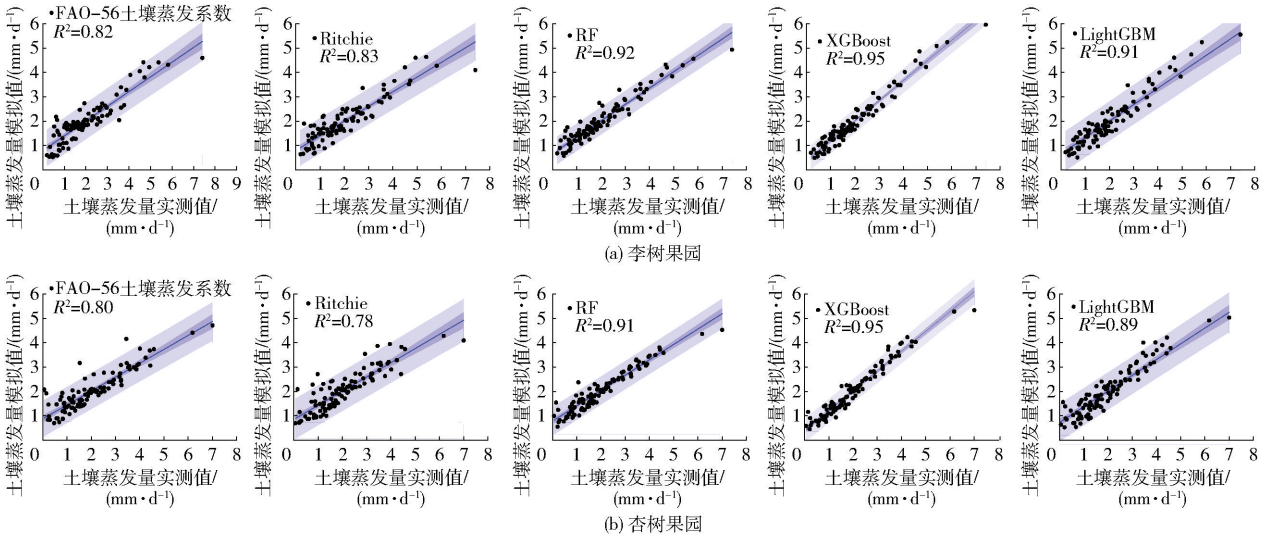


图 7　李树和杏树果园不同模型土壤蒸发量模拟值与实测值拟合关系

Fig. 7　Fitting relationships between simulated and measured soil evaporation for different models in plum and apricot orchards

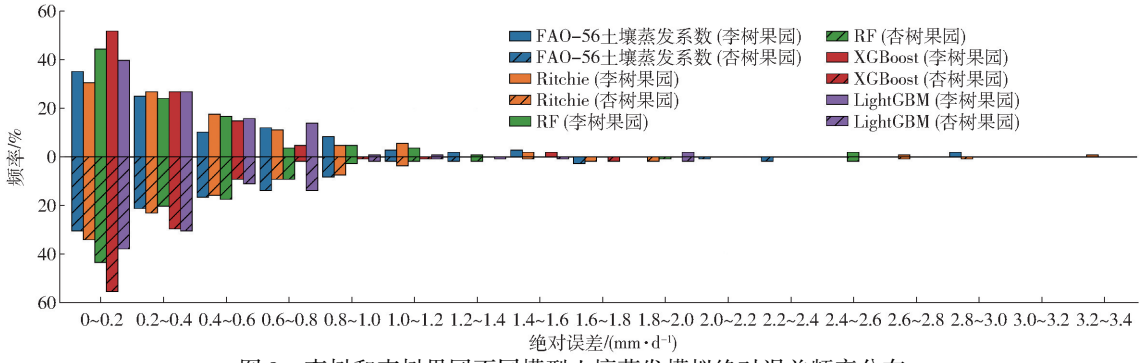


图 8　李树和杏树果园不同模型土壤蒸发模拟绝对误差频率分布

Fig. 8　Frequency distribution of absolute errors in soil evaporation simulation by different models in plum and apricot orchards

布相对分散，部分样本绝对误差较高，说明传统模型在独立测试样本中的逐日模拟稳定性相对较弱。

3　讨论

3.1　幼龄果园土壤蒸发的水热耦合影响

幼龄李树与杏树果园土壤蒸发量实测均值为 2.00、2.03 mm/d，整体水平接近。幼龄果园行间裸露地表比例较高，较大的裸地暴露程度会增强土壤表面辐射加热、近地层湍流交换和水汽扩散，使表层土壤对短期气象波动和灌溉湿润过程更加敏感[25-27]。2 类果园处于相同气候背景和相近管理条件下，土壤蒸发均受到大气蒸发需求、辐射输入与土壤水分状态的共同影响。相比之下，土壤温度更多表现为耦合调节因子，单独解释能力相对有限。因此，在高辐射、低湿度和强蒸发需求并存的西北干旱区，土壤蒸发并非由单一气象因子或土壤水分决定，而是表现为“能量供给-水分供应”共同控制的过程[17]。该结果与 Ritchie[16] 提出的土壤蒸发两阶段理论一致，即湿润表层条件下蒸发主要受能量供给限制，而表层土壤逐渐干燥后，蒸发速率转为受土壤供水能力约束。

李树果园中,土壤蒸发量与 ET_0、SR、SWC_{10-30}、SWC_{30-80}和 SWC_{80-120}相关系数分别为 0.34、0.32、0.39、0.35 和 0.27,表明其蒸发过程对大气蒸发需求、辐射输入和土壤供水状态均具有较强同步响应。杏树果园土壤蒸发量与浅层 SWP 和表层 SWC 的关系更强,土壤蒸发量与 SWP_{10-30}相关系数达 0.54,高于其与 ET_0、SR 和 WS 相关系数(0.26、0.26 和 0.17);同时,其与 SWC_{10-30}和 SWC_{80-120}相关系数也达 0.43 和 0.39,说明杏树果园蒸发过程更易受到浅层水分有效性和剖面供水连续性的限制。在幼龄果园阶段这种树种差异并不应简单理解为冠层大小差异,还与根系分布、滴灌湿润区位置、表层土壤水分保持能力以及地表裸露格局有关[28]。ST 与土壤蒸发量的线性相关性较弱,李树果园 ST_{10-30}、ST_{30-80}和 ST_{80-120}相关系数仅为 -0.05、-0.03 和 0.05,杏树果园对应值为 -0.06、0.07 和 0.17,说明土壤温度的影响主要通过多因子耦合方式体现,其作用会受到 SR、ET_0、SWC 和 SWP 的共同调节。Wang 等[29]在西北旱区幼龄苹果园研究中指出,土壤蒸发量受 VPD、ET_0和 SR 共同控制,同时不同覆盖措施会改变土壤温度和水分条件,从而影响蒸发过程。

3.2 传统模型对高值蒸发低估的原因

模型结果表明,FAO-56 土壤蒸发系数模型、Ritchie 模型及 3 种机器学习模型均能较好描述 2 类果园平均土壤蒸发水平,但传统模型与机器学习模型在日尺度波动、高值保留和误差分布方面差异明显[30]。经验模型在本研究中能够维持与实测值相近的平均土壤蒸发水平,但对日尺度波动范围存在明显压缩[31]。在李树果园中土壤蒸发量模拟均值为 2.00 mm/d,与实测均值一致,但模拟值仅为 0.53 ~ 4.60 mm/d、变异系数为 43.10%,明显低于实测的 0.19 ~ 7.41 mm/d 和 64.61%。FAO-56 双作物系数法以 ET_0为基础,通过 K_{cb}与 K_e分解作物蒸腾和土壤蒸发,该框架适合资料有限条件下简化估算,但难以充分刻画滴灌后局部湿润区快速扩展-收缩和表层土壤短时增湿-快速干燥的过程,以及幼龄果园非均匀遮蔽下空间异质性[3]。Ritchie 模型具有更明确的物理基础,能够通过能量和供水限制 2 个阶段解释土壤蒸发过程,关键参数通常需根据土壤性质和水分状态进行设定。然而,幼龄滴灌果园表层土壤在滴灌后会频繁经历“局部快速湿润-强辐射蒸发-再次干燥”循环,固定参数和简化阶段划分难以完全适应蒸发过程的高频转换,FAO-56 土壤蒸发系数模型和 Ritchie 模型在本研究中均表现出对高值蒸发样本估计不足的特点[32]。

3.3 机器学习高精度结果可靠性与边界

与传统模型相比,机器学习模型整体表现更优,说明幼龄果园土壤蒸发需通过多变量非线性关系进行刻画。这一结果与输入变量结构一致,土壤蒸发量同时受 SR、ET_0、AT、RH、VPD、WS、SWC、SWP、ST 和 LAI 等多类变量影响,这些变量之间还存在明显共线性和交互作用,太阳辐射与 ET_0高度相关,AT 与 e_s密切相关,RH 与 VPD 呈强负相关,SWC 和 SWP 则共同反映土壤供水能力。AT 与 e_s相关系数为 0.99,RH 与 VPD 相关系数为 -0.91,SR 与 ET_0相关系数为 0.96,不同土层 SWC 与 ST 也存在明显层间连续性,说明模型面对的是一个高相关、强交互的变量系统。在这种条件下,土壤蒸发量对环境变量的响应不是简单线性叠加,而是表现为条件依赖的非线性过程。已有研究表明,蒸散发机器学习模型表现显著依赖气候背景、样本结构与输入变量组合;当气象因子与土壤状态变量联合输入时,模型通常更易获得较高精度,但外推能力仍需独立验证[19]。本研究结果与上述结论一致,在 3 种机器学习模型中,XGBoost 在 2 类果园中均表现最佳,其优势不仅体现在 R^2 和 NSE 较高,也体现在对土壤蒸发变异幅度和高值范围的保持能力较强。

XGBoost 优势与梯度提升框架有关:模型通过逐轮学习残差修正前序误差,因而更易捕捉局部峰值和非线性转折;但这种高精度也可能部分受变量高度相关、参数寻优方式以及训练-测试划分方案影响,不能简单归因于模型结构本身[33]。LightGBM 综合表现次之,说明叶子优先生长策略和高效梯度提升结构同样适用于土壤蒸发量模拟,但在本研究样本条件下,其对极端高值和局部强波动样本的误差控制弱于 XGBoost[19]。RF 模型表现相对稳定,但最终预测来自多棵决策树的平均,易平滑局部峰值,因此虽整体优于传统模型,却仍不及 XGBoost 和 LightGBM 对高值样本与离散度的保留能力。XGBoost 在本研究中的优势应理解为在当前观测条件下对日尺度土壤蒸发量非线性变化具有较强表征能力;后续仍需通过跨年份、跨果园、跨灌溉制度验证,并结合特征重要性、部分依赖图和 SHAP 等方法识别模型在高 ET_0、高 SR 和低浅层水势条件下适用边界[34]。

3.4 对幼龄果园控蒸保墒和精准灌溉的启示

由于幼龄果园冠层覆盖度较低、裸露地表比例较高,土壤蒸发量在总耗水中占比不容忽视,因此灌溉决策不应只关注灌水总量,还应关注灌溉后裸露湿润地表的持续时间和空间范围。对于李树果园,在 ET_0和 SR 较高且表层 SWC 较高阶段,应尽量避

免形成大面积湿润裸地，可通过优化滴头流量、缩小单次湿润面积、调整灌溉时段或配合覆盖措施降低无效蒸发[35]。对于杏树果园，由于浅层土壤水势和表层土壤含水率对土壤蒸发量的指示作用更强，滴灌制度宜结合浅层土壤水势与土壤温度联合调控；当浅层土壤水势下降明显时，应结合作物需水与天气条件综合调整灌溉。此外，气象传感器、土壤含水率传感器和土壤水势传感器可与机器学习模型耦合，构建面向幼龄果园的土壤蒸发量快速估算模块，并嵌入精准灌溉决策系统。在高 ET_0、高 SR 且浅层土壤水势下降明显时段，系统可提示减少裸露湿润面积、优化滴灌频次并优先采用覆盖等控蒸措施[36]；在浅层土壤含水率较高而作物需水信号不强时，则可避免因过量灌溉导致无效蒸发增加。

4　结论

（1）西北旱区幼龄李树和杏树果园土壤蒸发均表现出明显的日尺度波动，2 类果园平均蒸发水平接近，但与气象、土壤及冠层因子的相关关系存在差异。Pearson 相关分析表明，土壤蒸发与参考作物蒸散量、太阳辐射、风速及浅层土壤水分状态均存在不同程度的相关性。其中，李树果园与大气蒸发需求和辐射条件的同步变化特征较明显，杏树果园与浅层土壤水势和表层含水率关系更密切。

（2）不同模型均能反映幼龄果园土壤蒸发量平均水平，但对日尺度波动和高蒸发样本的刻画能力差异明显。FAO－56 土壤蒸发系数模型和 Ritchie 模型模拟范围偏窄，对高值样本存在低估；机器学习模型整体优于传统模型，其中 XGBoost 在李树和杏树果园中综合精度最高，LightGBM 次之，RF 相对较低。

（3）幼龄果园土壤蒸发受大气蒸发需求、辐射输入、浅层土壤含水率和冠层发育共同调控，简单经验参数或固定阶段划分难以充分表征其日尺度非线性变化。基于多源环境因子的机器学习模型可用于幼龄果园土壤蒸发量快速估算，但仍需在多年份、多果园和不同灌溉制度下进一步验证其稳定性和推广性。

参　考　文　献

[1] Wang J X, Ha J, Zhang F R, et al. Conversion from farmland to orchard reshapes moisture recycling: mechanistic insights and implications for water management on the Loess Plateau[J]. Agricultural Water Management, 2026, 324: 110136.

[2] 董勤各,刘卿玥,牛雨婷,等. 不同覆膜灌溉方式下春玉米田土壤水盐氮动态变化规律[J]. 农业机械学报, 2025, 56(10): 671－683.
Dong Qin'ge, Liu Qingyue, Niu Yuting, et al. Effects of different mulch irrigation methods on soil water-salt-nitrogen dynamics in spring maize fields[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(10): 671－683. (in Chinese)

[3] 龚雪文, 李雨, 葛建坤, 等. 基于室外气象信息的温室通风期室内参考作物蒸发蒸腾量估算模型[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 649－659.
Gong Xuewen, Li Yu, Ge Jiankun, et al. Estimation model of indoor reference crop evapotranspiration during greenhouse ventilation period based on outdoor meteorological information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 649－659. (in Chinese)

[4] 吴友杰, 杜太生. 西北干旱区农田土壤蒸发量及影响因子分析[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 110－116.
Wu Youjie, Du Taisheng. Evaporation and its influencing factors in farmland soil in the arid region of Northwest China[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(12): 110－116. (in Chinese)

[5] 付强,李旭,李天霄,等. 不同调控措施对冻融土壤渗透性与水盐再分布的影响[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 471－482,553.
Fu Qiang, Li Xu, Li Tianxiao, et al. Effects of different control measures on soil permeability and water-salt redistribution in freeze-thaw soil[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 471－482,553. (in Chinese)

[6] De Mello C R, Guo L, Yuan C, et al. Deciphering global patterns of forest canopy rainfall interception (FCRI): a synthesis of geographical, forest species, and methodological influences[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 358: 120879.

[7] Goldberg-Yehuda N, Assouline S, Mau Y, et al. Compaction effects on evaporation and salt precipitation in drying porous media [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2022, 26(9): 2499－2517.

[8] 郭睿思, 刘目兴, 易军, 等. 干旱和半干旱区生物结皮层及其覆盖土壤的蒸发特征[J]. 农业工程学报, 2025, 41(6): 117－127.
Guo Ruisi, Liu Muxing, Yi Jun, et al. Evaporation characteristics of biocrust layer and its covered soil in arid and semi-arid regions[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(6): 117－127. (in Chinese)

[9] Zhan M, Wang G, Tawia H D F, et al. Impacts of vegetation changes on land evapotranspiration in China during 1982—2015 [J]. Frontiers in Environmental Science, 2022, 10: 819277.

[10] 穆艳, 王延平. 黄土长武塬区苹果林地水量平衡研究[J]. 农业现代化研究, 2017, 38(1): 161 - 167.
Mu Yan, Wang Yanping. Study on soil water balance of apple orchards in the Loess Tableland of China[J]. Research of Agricultural Modernization, 2017, 38(1): 161 - 167. (in Chinese)
[11] Huang J L, Hua Y, Zhang L, et al. Estimation of soil evaporation in apple orchards based on hydrogen and oxygen isotopes [J]. Agronomy-Basel, 2025, 15(1): 6.
[12] 马美娟, 景元书, Cudemus L, 等. 稻田蒸散估算方法及灌溉影响分析[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(2): 82 - 88.
Ma Meijuan, Jing Yuanshu, Cudemus L, et al. Estimation methods of paddy field evapotranspiration and analysis of irrigation impact[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(2): 82 - 88. (in Chinese)
[13] 赵玲玲, 夏军, 许崇育, 等. 水文循环模拟中蒸散发估算方法综述[J]. 地理学报, 2013, 68(1): 127 - 136.
Zhao Lingling, Xia Jun, Xu Chongyu, et al. A review of evapotranspiration estimation methods in hydrological models[J]. Acta Geographica Sinica, 2013, 68(1): 127 - 136. (in Chinese)
[14] Tsiros I X, Proutsos N D, Stefanidis S P. Uncertainties in the estimation of thornthwaite's aridity and moisture indices in greece over the last century using ground and gridded datasets[J]. Atmospheric Research, 2025, 324: 108200.
[15] Pamminger L W, Peterson T J, Peel M C. Climate change may alter rainfall-partitioning in ways unlikely to be detected in the coming decades[J]. Water Resources Research, 2025, 61(7): e2024WR039102.
[16] Ritchie J T. Model for predicting evaporation from a row crop with incomplete cover[J]. Water Resources Research, 1972, 8(5): 1204.
[17] 季鹏, 袁星. 基于多种机器学习模型的西北地区蒸散发模拟与趋势分析[J]. 大气科学学报, 2023, 46(1): 69 - 81.
Ji Peng, Yuan Xing. Modeling the evapotranspiration and its long-term trend over Northwest China using different machine learning models[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2023, 46(1): 69 - 81. (in Chinese)
[18] Du C M, Jiang S Z, Chen C Q, et al. Machine learning-based estimation of daily cropland evapotranspiration in diverse climate zones[J]. Remote Sensing, 2024, 16(5): 730.
[19] Afridi W A K, Mukhopadhyay S C, Mainali B. Machine learning enabled smart sensor node for evapotranspiration prediction in diverse soil and environmental conditions[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(12): 22720 - 22728.
[20] 孙丽丽, 孙艳丽, 王菁黎, 等. 北京城郊油松人工林的降温效应及其环境驱动规律[J]. 林业科学, 2026, 62(3): 36 - 47.
Sun Lili, Sun Yanli, Wang Jingli, et al. Cooling effect and its environmental driving laws of *Pinus tabuliformis* plantation in Beijing suburbs[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2026, 62(3): 36 - 47. (in Chinese)
[21] 陈玲, 杨晓玲, 袁金梅, 等. 石羊河流域中下游高温事件气候特征[J]. 沙漠与绿洲气象, 2019, 13(2): 90 - 96.
Chen Ling, Yang Xiaoling, Yuan Jinmei, et al. Climatic characteristics of high temperature events in the middle and lower reaches of Shiyang River Basin[J]. Desert and Oasis Meteorology, 2019, 13(2): 90 - 96. (in Chinese)
[22] 郭慧, 陈岩, 秦淑静, 等. 野外实验站观测数据远程传输方案与设计:以中国农业大学石羊河实验站为例[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(1): 137 - 140.
Guo Hui, Chen Yan, Qin Shujing, et al. Scheme and design of remote transmission of observation data in field experiment station: a case study of Shiyang River Experimental Station of China Agricultural University[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(1): 137 - 140. (in Chinese)
[23] Liu Y H, Wang F, Zhang S Y, et al. Analysis of canopy interception characteristics and influencing factors in typical artificial forest in the Loess Plateau semi-arid region[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 370: 122455.
[24] Deepthi B, Sivakumar B. Performance assessment of general circulation models: application of compromise programming method and global performance indicator technique[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2022, 36(6): 1761 - 1778.
[25] Kool D, Ben-Gal A, Agam N, et al. Spatial and diurnal below canopy evaporation in a desert vineyard: measurements and modeling[J]. Water Resources Research, 2014, 50(8): 7035 - 7049.
[26] Wang D, Wang L, Zhang R. Measurement and modeling of canopy interception losses by two differently aged apple orchards in a subhumid region of the Yellow River Basin[J]. Agricultural Water Management, 2022, 269: 107677.
[27] Nong H Q, Shen W J, Huang Y H, et al. Modeling carbon transfers in subtropical Chinese fir plantations: the role of stemflow and litter leachate[J]. Journal of Hydrology, 2025, 658: 133158.
[28] 金秋湘, 王伟, 郜久, 等. 基于多种机器学习算法的淮河流域稻田蒸散模拟研究[J]. 灌溉排水学报, 2025, 44(10): 120 - 132.
Jin Qiuxiang, Wang Wei, Tai Jiu, et al. Comparative analysis of different machine learning algorithms for calculating paddy field evapotranspiration in the Huai River Basin[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2025, 44(10): 120 - 132. (in Chinese)
[29] Wang X, Wang H, Li X, et al. Effects of combined drip irrigation and mulching practices on the soil evaporation characteristics in a young apple orchard in arid Northwestern China[J]. Frontiers of Agricultural Science and Engineering, 2024, 11(4): 575 - 588.
[30] Acharki S, Raza A, Vishwakarma D K, et al. Comparative assessment of empirical and hybrid machine learning models for

estimating daily reference evapotranspiration in sub-humid and semi-arid climates[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 2542.

[31] 闫浩芳, 毋海梅, 张川, 等. 基于修正双作物系数模型估算温室黄瓜不同季节腾发量[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 117 - 125.
Yan Haofang, Wu Haimei, Zhang Chuan, et al. Estimation of greenhouse cucumber evapotranspiration in different seasons based on modified dual crop coefficient model[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 117 - 125. (in Chinese)

[32] Song Y H, Chung E S, Shahid S. Global future potential evapotranspiration signal using Penman-Monteith and Hargreaves-Samani method by latitudes based on CMIP6[J]. Atmospheric Research, 2024, 304: 107367.

[33] 鲁琳君. 基于机器学习的生态系统蒸散发分割及其时空变化[D]. 青岛: 青岛大学, 2024.
Lu Linjun. Partitioning of ecosystem evapotranspiration and its spatiotemporal variations based on machine learning[D]. Qingdao: Qingdao University, 2024. (in Chinese)

[34] 陈图强, 李晗, 黄津辉, 等. 基于机器学习的遥感蒸散发估算研究进展[J]. 水资源保护, 2025, 41(6): 95 - 104.
Chen Tuqiang, Li Han, Huang Jinhui, et al. Research progress on remote sensing evapotranspiration estimation based on machine learning[J]. Water Resources Protection, 2025, 41(6): 95 - 104. (in Chinese)

[35] 张冬冬, 邵延慧, 焦润兴, 等. 滴头流量对不同质地棉田土壤湿润区的影响研究[J]. 绿洲农业科学与工程, 2026, 11(1): 50 - 59.
Zhang Dongdong, Shao Yanhui, Jiao Runxing, et al. Research progress on remote sensing-based evapotranspiration estimation using machine learning[J]. Oasis Agriculture Science and Engineering, 2026, 11(1): 50 - 59. (in Chinese)

[36] 殷文, 柴强, 赵连豪, 等. 西北旱区覆盖措施对土壤水分调控及生态改良效应研究进展[J]. 灌溉排水学报, 2025, 44(6): 11 - 21.
Yin Wen, Chai Qiang, Zhao Lianhao, et al. Effects of mulching on soil water regulation and ecological improvement in arid regions in Northwest China: a review[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2025, 44(6): 11 - 21. (in Chinese)

(上接第 141 页)

[40] Yuan Y, Lin F, Maucieri C, et al. Efficient irrigation methods and optimal nitrogen dose to enhance wheat yield, inputs efficiency and economic benefits in the North China Plain[J]. Agronomy, 2022, 12(2): 273.

[41] Fan Y, Yang Z, Lo M H, et al. Deciphering the capricious precipitation response: irrigation impact in the North China Plain [J]. NPJ Climate and Atmospheric Science, 2025, 8(1): 211.

[42] Koch J, Zhang W, Martinsen G, et al. Estimating net irrigation across the North China Plain through dual modeling of evapotranspiration[J]. Water Resources Research, 2020, 56(12): e2020WR027413.

[43] 王晓燕,尹德超,王雨山,等. 太行山前平原不同灌溉方式对冬小麦耗水规律及产量的影响[J]. 华南农业大学学报, 2026,47(3):422 - 430.
Wang Xiaoyan, Yin Dechao, Wang Yushan, et al. Effects of different irrigation modes on water consumption and yield of winter wheat in the piedmont plain of the Taihang Mountain[J]. Journal of South China Agricultural University, 2026, 47(3): 422 - 430. (in Chinese)

[44] 刘海军,黄冠华,王明强,等. 基于蒸发皿水面蒸发量制定冬小麦喷灌计划[J]. 农业工程学报,2010,26(1):11 - 17.
Liu Haijun, Huang Guanhua, Wang Mingqiang, et al. Sprinkler irrigation scheme of winter wheat based on water surface evaporation of a 20 cm standard pan[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(1): 11 - 17. (in Chinese)

[45] Si Z, Zain M, Mehmood F, et al. Effects of nitrogen application rate and irrigation regime on growth, yield, and water-nitrogen use efficiency of drip-irrigated winter wheat in the North China Plain[J]. Agricultural Water Management, 2020, 231:1 - 8.

[46] Yang Rui, Dai Panhong, Wang Bin, et al. Over-optimistic projected future wheat yield potential in the North China Plain: the role of future climate extremes[J]. Agronomy, 2022, 12(1): 145.

[47] Zhuang Huimin, Zhang Zhao, Cheng Fei, et al. Integrating data assimilation, crop model, and machine learning for winter wheat yield forecasting in the North China Plain[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2024,347:109909.

[48] 张喜英. 华北典型区域农田耗水与节水灌溉研究[J]. 中国生态农业学报,2018,26(10):1454 - 1464.
Zhang Xiying. Water use and water-saving irrigation in typical farmlands in the North China Plain[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2018, 26(10):1454 - 1464. (in Chinese)

[49] 茅卫平,王奇,岳琨,等. 数值预报在天气预报中应用技术[C]//中国气象学会. 第33 届中国气象学会年会 S8 数值模式产品应用与评估,2016:261 - 265.

[50] 王浩栋,李佩. 区域尺度冬小麦产量与水分利用效率对灌溉定额和农田蒸散量的响应[J]. 灌溉排水学报,2024,43(8): 47 - 55.
Wang Haodong, Li Pei. The effect of irrigation amount and evapotranspiration on regional-scale winter wheat yield and water use efficiency[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2024, 43(8): 47 - 55. (in Chinese)