

张薇, 韦群, 吴天傲, 等. 基于GBDT算法的参考作物蒸散量模型在江苏省的预测[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(5): 1169-1180.  
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2020.05.014

# 基于GBDT算法的参考作物蒸散量模型在江苏省的预测

张薇<sup>1</sup>, 韦群<sup>2</sup>, 吴天傲<sup>1</sup>, 林洁<sup>3</sup>, 邵光成<sup>1</sup>, 丁鸣鸣<sup>4</sup>

(1.河海大学农业科学与工程学院, 江苏 南京 210098; 2.南京市浦口区水务局, 江苏 南京 211800; 3.南京市江宁区水务局, 江苏 南京 211100; 4.南京市水务局, 江苏 南京 210098)

**摘要:** 选取江苏省6个气象站点1997–2016年的逐日气象资料,建立了3种基于树型算法的参考作物蒸散量( $ET_0$ )预测模型,包括梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree, GBDT)、随机森林(Random forest, RF)和回归树(Regression tree)模型,以FAO-56 Penman-Monteith公式计算所得的 $ET_0$ 值作为标准值,对GBDT、RF、Regression tree模型和3种经验模型(EI-Sebail、Irmak、Hargreaves-Samani模型)的预测结果进行比较分析。结果表明:在相同气象因子输入组合下,GBDT、RF模型能取得较高的模拟精度,且明显高于Regression tree模型和经验模型,其中,气象参数组合为最高气温、最低气温和辐射的GBDT模型具有最高的模拟精度[全局评价指标(GPI)排名第1];通过敏感性分析发现,辐射是对江苏省逐日 $ET_0$ 影响最为显著的气象因子,其直接通径系数为0.512,对决定系数( $R^2$ )的贡献度为0.740,显著高于其他气象因子;通过可移植性分析发现,气象因子组合为最高气温、最低气温和辐射的GBDT、RF模型在江苏省内6个站点相互交叉验证下仍具有较高的预测精度。因此,可以将GBDT、RF模型应用于江苏省气象资料缺乏时的 $ET_0$ 预测,为农业灌溉提供可靠依据。

**关键词:** 参考作物蒸散量; 梯度提升决策树(GBDT)算法; 随机森林(RF)算法; 可移植性分析; 敏感性分析  
**中图分类号:** S16 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2020)05-1169-12

## Prediction models of reference crop evapotranspiration based on gradient boosting decision tree(GBDT) algorithm in Jiangsu province

ZHANG Wei<sup>1</sup>, WEI Qun<sup>2</sup>, WU Tian-ao<sup>1</sup>, LIN Jie<sup>3</sup>, SHAO Guang-cheng<sup>1</sup>, DING Ming-ming<sup>4</sup>

(1.College of Agricultural Science and Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2.Water Resources Bureau of Pukou Area in Nanjing City, Nanjing 211800, China; 3.Water Resources Bureau of Jiangning Area in Nanjing City, Nanjing 211100, China; 4.Nanjing Water Resources Bureau, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** Daily meteorological data from 1997 to 2016 in six meteorological stations of Jiangsu province were selected to establish three prediction models of reference crop evapotranspiration ( $ET_0$ ) based on tree algorithm, including gradient boosting decision tree (GBDT) model, random forest (RF) model and regression tree model. Taking  $ET_0$  value calculated by formula of FAO-56 Penman-Monteith as standard value, the prediction results of GBDT model, RF model, regression tree model and three empirical models (EI-Sebail model, Irmak model and Hargreaves-Samani model) were compared. The results showed that GBDT model and RF model could get high simulation accuracies under the combination of the same meteorological factor inputs, and the accuracies of GBDT model and RF model were significantly higher than regression tree model and empirical model. Among them, GBDT model with the meteorological param-

收稿日期:2020-02-10

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(51879072);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJKY19\_0523);中央高校基本科研业务费专项资金项目(2019B68014);江苏省水利科技项目(2015087)

**作者简介:** 张薇(1992-),女,福建龙岩人,硕士研究生,主要从事农业水资源高效利用研究,(E-mail)hallowinnie@163.com

**通讯作者:** 邵光成, (E-mail)sgctgy@163.com

eters, GBDT model with the meteorological param-

eters of maximum temperature, minimum temperature and radiation had the highest simulation accuracy (global performance indicator ranked No.1). Through sensitivity analysis, it was found that radiation was the most significant meteorological factor affecting the daily  $ET_0$  of Jiangsu province, its direct path coefficient was 0.512 and its contribution to the determination coefficient ( $R^2$ ) was 0.740, which were significantly higher than other meteorological factors. Through portability analysis, it was found that GBDT model and RF model with the meteorological parameters of maximum temperature, minimum temperature and radiation still had high prediction accuracies under cross-validation of six stations in Jiangsu province. Therefore, GBDT model and RF model can be applied for  $ET_0$  prediction in Jiangsu province when the meteorological data are absent and provide reliable evidence for agricultural irrigation.

**Key words:** reference crop evapotranspiration; gradient boosting decision tree (GBDT) algorithm; random forest (RF) algorithm; portability analysis; sensitivity analysis

参考作物蒸散量( $ET_0$ )是作物需水量计算、灌溉制度制定、水资源配置以及节水灌溉管理的核心参数,因此, $ET_0$ 的精确计算对作物的生长发育以及智能化灌溉的实现和精准农业的发展至关重要<sup>[1]</sup>。

目前参考作物蒸散量的计算方法大致分为实验测定法、经验公式法和数值模拟法<sup>[2]</sup>。实验测定法能够直接测算参考作物蒸散量,但由于设备昂贵、操作繁琐和地区限制性而难以推广<sup>[3]</sup>。基于空气动力学和能量平衡原理建立的 FAO-56 Penman-Monteith (FAO56-PM)模型被公认为计算半干旱地区和湿润地区  $ET_0$  最为权威的方法<sup>[4]</sup>。然而,FAO56-PM 计算  $ET_0$  所需的气象参数,包括最高气温、最低气温、总辐射、相对湿度和 2 m 高风速,在大多数地区不易获取或不能够完全获取,使得通过 FAO56-PM 准确计算  $ET_0$  变得较为困难<sup>[5-8]</sup>。经验公式法能够基于较少的气象参数得到相对可靠的计算结果<sup>[9-10]</sup>。Priestley 和 Taylor 对 Penman-Monteith 模型进行简化而提出了基于辐射的 Priestley-Taylor 模型<sup>[11]</sup>,Hargreaves 和 Samani 提出了基于温度的 Hargreaves-Samani 模型<sup>[12]</sup>。Priestley-Taylor 模型和 Hargreaves-Samani 模型具有较高的  $ET_0$  估算精度,同时只需要最高气温、最低气温和天顶辐射 3 个气象参数,但是它们的缺点是区域限制性较强、可移植性较差<sup>[13-15]</sup>。

近年来,凭借现代信息技术和人工智能的发展,利用多种人工智能算法拟合分析气象参数与  $ET_0$  之间的非线性关系从而得到最优拟合参数完成建模的数值模拟法,具有用时短、精度高、泛化能力良好的优点<sup>[16-19]</sup>,因此在  $ET_0$  的计算和预测中得到了更为广泛的应用与研究。Kumar 在 2002 年首次将人工神经网络(Artificial neural network,ANN)引入到  $ET_0$  计算中<sup>[20]</sup>。随后基于 ANN 算法和基于其他算法的

各种模型被迅速应用到  $ET_0$  的计算和预测中<sup>[21-22]</sup>。Tabari 等利用自适应神经模糊推理系统(Adaptive neuro-fuzzy inference system,ANFIS)和支持向量机(Support vector machine,SVM)能够精确拟合非线性关系的特点,将它们应用于气象因子和  $ET_0$  的映射模拟中并精确拟合了两者的非线性关系<sup>[23]</sup>。Abdullah 等引入了基于极限学习机(Extreme learning machine,ELM)的  $ET_0$  预测模型,该模型不仅可以有效提高模拟计算  $ET_0$  的速度和精度,同时还具有较好的泛化性能<sup>[24]</sup>。

然而,目前大多数人工智能模型结构都比较复杂,需要进行大量调试且计算成本较高<sup>[25]</sup>。基于树型算法的机器学习方法具有良好的模式识别和趋势检测性能并且结构相对简单,因而在作物  $ET_0$  估算中越来越受欢迎<sup>[26-31]</sup>。Feng 等将随机森林(Random forest,RF)模型应用于中国西南地区的  $ET_0$  预测,并与广义回归神经网络(Generalized regression neural network,GRNN)模型进行了比较,结果表明,两种模型均能很好地预测  $ET_0$  且有较高的精度,而 RF 模型的预测效果略好于 GRNN 模型<sup>[32]</sup>。王升等建立了基于 RF 和基因表达式编程(Gene expression programming, GEP)算法的  $ET_0$  模型,并与传统 Hargreaves 模型的计算结果进行了比较,结果表明,该模型在不同气象参数输入组合条件下均能较好地反映气象因子与  $ET_0$  之间的非线性关系<sup>[33]</sup>。梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree,GBDT)算法因结构简单且具有较高的计算效率和较强的过拟合处理能力,在许多其他领域得到了广泛的应用<sup>[34-36]</sup>。然而,基于 GBDT 算法的模型在  $ET_0$  预测上的应用和研究还较少,因此,本研究利用江苏省 6 个气象站点 1997-2016 年的逐日气象数据,通过建立基于梯度提升决策树

(GBDT)算法、随机森林(RF)算法以及回归树(Regression tree)算法的 $ET_0$ 模型对江苏省 $ET_0$ 的预测进行研究,对比和分析基于以上3种树型算法的 $ET_0$ 预测模型的性能,获得精度更高、更加适用于江苏省 $ET_0$ 预测的模型,为该地区作物需水量计算和灌溉决策提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区域与数据来源

江苏省地处中国大陆东部沿海地区中部,位于长江、淮河下游,经纬度为 $116^{\circ}18' \sim 121^{\circ}57' E$ ,  $30^{\circ}45' \sim 35^{\circ}20' N$ ,全省地形以平原为主,土地总面积 $1.067 \times 10^5 \text{ km}^2$ ,耕地面积 $4.58 \times 10^6 \text{ hm}^2$ 。多年平均气温 $13 \sim 16^{\circ}C$ ,年均降水量 $800 \sim 1\,200 \text{ mm}$ ,气候温和,雨量适中。江苏省属暖温带向亚热带过渡性气候,通常以淮河、苏北灌溉总渠一线为界。

本研究中选取江苏省徐州、淮安、射阳、南京、常州和南通气象站资料作为研究对象,其中徐州、淮

安、射阳属于暖温带半湿润季风气候,南通、南京、常州属于亚热带湿润季风气候(图1)。气象资料序列起止时间为1997年至2016年,气象参数包括逐日最高气温( $T_{\max}$ )、最低气温( $T_{\min}$ )、相对湿度( $RH$ )、2 m 高风速( $U_2$ )和辐射( $R_s$ )的连续数据(表1)。

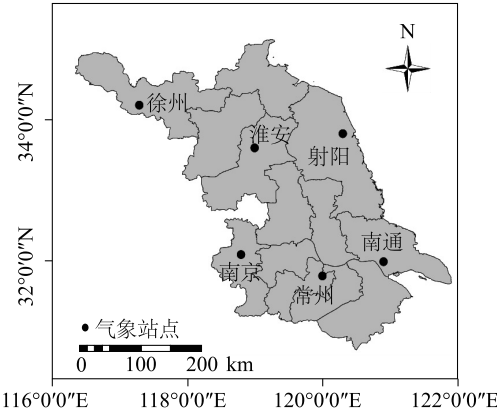


图1 气象站点分布图  
Fig.1 Distribution of meteorological stations

表1 气象站点地理位置及气象数据的年平均值

Table 1 Geographical locations of meteorological stations and annual mean values of meteorological data

站点 编号	站点 名称	纬度 ( $^{\circ}$ )	经度 ( $^{\circ}$ )	海拔 (m)	平均气温 ( $T_{ave}$ ) ( $^{\circ}C$ )	最高 气温 ( $T_{\max}$ ) ( $^{\circ}C$ )	最低 气温 ( $T_{\min}$ ) ( $^{\circ}C$ )	2 m 高风 速( $U_2$ ) (m/s)	相对湿度 ( $RH$ ) (%)	总辐射 ( $R_s$ ) [ $MJ/(m^2 \cdot d)$ ]	年降 雨量 ( $P$ ) (mm)	参考作物 蒸散量 ( $ET_0$ ) (mm/d)
58027	徐州	34.2	117.3	39.4	14.9	19.9	10.6	2.2	69.0	14.5	842.8	3.0
58141	淮安	33.6	119.0	5.0	14.4	19.3	10.4	2.0	76.0	14.2	979.1	2.7
58150	射阳	33.8	120.3	0.4	14.4	19.1	10.7	3.2	77.0	14.4	992.7	2.6
58238	南京	32.1	118.8	25.5	15.9	20.6	12.1	2.3	75.0	13.8	1 090.7	2.7
58343	常州	31.8	120.0	15.9	16.0	20.3	12.5	2.6	78.0	13.5	1 108.1	2.6
58259	南通	32.0	120.9	4.5	15.4	19.4	12.2	2.8	78.0	13.5	1 119.8	2.6

为了提高模型收敛的速度和减少变量尺度范围的影响,将所有输入的气象数据归一化至0到1之间,公式如下:

$$x_{norm} = \frac{x_0 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

式中, $x_{norm}$ 为归一化后的值, $x_0$ 、 $x_{min}$ 和 $x_{max}$ 分别为原始数据的真实值、最小值和最大值。

1.2 研究方法

1.2.1 FAO-56 Penman-Monteith 模型 由于研究区域各站点实测 $ET_0$ 资料很难获得,因此将FAO56-PM计算所得的 $ET_0$ 值作为模型训练和测试的标准值进行模型模拟精度的对比分析<sup>[4]</sup>。公式如下:

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{mean} + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)} \tag{2}$$

式中, $ET_0$ 为参考作物蒸散量(mm/d), $R_n$ 为净辐射[ $MJ/(m^2 \cdot d)$ ], $G$ 为土壤热通量[ $MJ/(m^2 \cdot d)$ ], $T_{mean}$ 为2 m高处日平均气温( $^{\circ}C$ ), $U_2$ 为2 m高处的风速(m/s), $e_s$ 为饱和水汽压(kPa), $e_a$ 为实际水汽压(kPa), $e_s - e_a$ 为饱和水汽压差(kPa), $\Delta$ 为饱和水汽压曲线的斜率, $\gamma$ 为湿度计常数(kPa/ $^{\circ}C$ )。

1.2.2 回归树(Regression tree)算法 分类与回归树(Classification and regression trees, CART)算法是应用广泛的决策树方法。CART将特征空间划分为

若干单元,然后根据特征向量来决定对应的每一个划分单元的输出。它使用最大均方差划分节点,将每个节点样本的均值作为测试样本的回归预测值。和分类树(Classification tree)算法通过分类进行决策不同,回归树(Regression tree)算法针对的是连续性问题,输出结果是一个具体的值。回归树算法计算简单,易于理解,可解释性强,但有较高的方差,容易过度拟合。关于回归树算法的具体原理和代码参见文献[37]、[38]。

**1.2.3 随机森林(RF)算法** 随机森林(Random forest, RF)算法是一种基于集成学习“Bagging”思想的树型算法。随机森林算法通过自主抽样法(Bootstrap)从原始数据里集中有放回地抽取多个样本,然后使用弱学习器(决策树)对抽取的样本进行训练,再把这些决策树组合,一起投票得出最终的分类或预测结果。弱学习器间不存在强依赖关系,能够并

行训练数据。RF 算法易于使用,超参数数量少,不易过拟合,因此被广泛应用于回归和分类问题中。关于 RF 算法的具体原理和代码参见文献[39]。

**1.2.4 梯度提升决策树(GBDT)算法** 梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree, GBDT)算法是一种基于集成学习“Boosting”思想的迭代决策树算法。GBDT 算法通过训练多个弱学习器(回归树)得出基于每个样本的残差,再基于所有的残差训练回归树并且根据回归树的权重更新得出新的模型——强学习器,即所有回归树的结论累加起来获得最终预测结果(图 2)。和 RF 算法不同,GBDT 算法的弱学习器间存在很强的依赖关系,难以并行训练数据。GBDT 算法对数据字段缺失不敏感并且可以减少偏差,而 RF 算法可以减少方差。因此,在过度拟合和计算成本方面,GBDT 算法优于 RF 算法。GBDT 算法的详细信息和计算程序详见文献[40]。

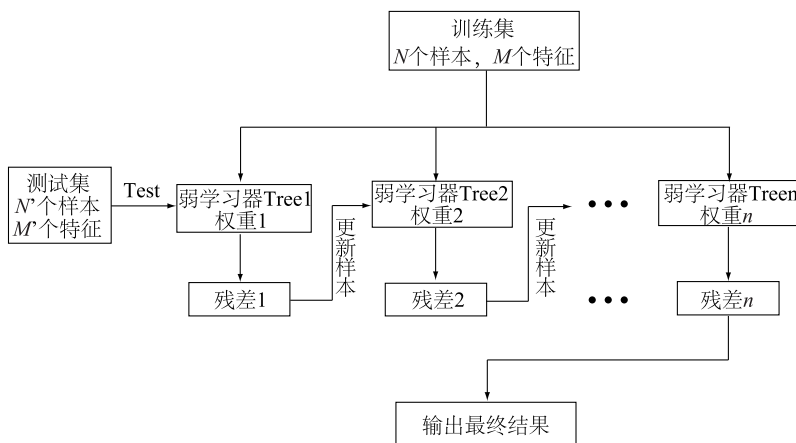


图 2 梯度提升决策树算法原理图

Fig.2 General architecture of gradient boosting decision tree algorithm

**1.2.5 经验模型** 选取 EI-Sebail (E-S)、Irmak (IR) 和 Hargreaves-Samani (H-S) 等 3 种常用  $ET_0$  计算经验模型与基于集成学习的模型进行对比分析,具体模型和计算公式见表 2。为确保以上经验模型能够更好地计算研究区域的逐日参考作物蒸散量,以上经验模型均以 FAO56-PM 计算值为标准值,通过多元线性回归进行本地化处理,处理方法如下:

$$ET_0^{PM} = a + bET_0^{empirical} \quad (3)$$

式中,  $ET_0^{PM}$  为 FAO56-PM 公式计算的  $ET_0$  值,  $ET_0^{empirical}$  为经验公式计算的  $ET_0$  值,  $a$ 、 $b$  为回归系数。

**1.2.6 输入组合与 10 折交叉验证** 本研究考虑了 4 种气象因子输入组合(表 3),以评估模型在气象参数缺失和在不同组合下对  $ET_0$  预测的影响。同时使用 10 折交叉验证方法,将初始数据集分割成 10 个子样本,每次将其中 1 个子样本单独保留用于验证,其他 9 个子样本用于训练,以最终 10 折交叉验证所得的平均误差指标作为模型最终表现,从而更好地验证模型精度,提高模型的稳定性和减少随机性。此外,以不同于 10 折交叉验证阶段的数据比例,即以 1997–2011 年的气象数据作为训练集,2012–2016 年的气象数据作为测试集,对模型日尺度上的精度进行评估。



表 2 参考作物蒸散量经验模型

Table 2 Empirical models of reference crop evapotranspiration

模型	计算公式	输入气象因子
EI-Sebail (E-S)	$ET_0 = \frac{\Delta (0.736 - 0.002T_{\text{mean}} - 0.128RH) R_a}{\lambda (\gamma + \Delta)}$	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, RH$
Irmak (IR)	$ET_0 = -0.611 + 0.149R_s + 0.079T_{\text{mean}}$	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_s$
Hargreaves-Samani (H-S)	$ET_0 = 0.000\ 939 (T_{\text{max}} - T_{\text{min}})^{0.5} (T_{\text{mean}} + 17.8) R_a$	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}$

$T_{\text{mean}}$ : 2 m 高处日平均气温 (°C);  $R_a$ : 天顶辐射 [ $\text{MJ}/(\text{mm}^2 \cdot \text{kg})$ ];  $\lambda$ : 水的气化潜热, 取  $2.45 \text{ MJ}/(\text{mm}^2 \cdot \text{kg})$ ;  $\Delta$ : 饱和水汽压曲线的斜率;  $\gamma$ : 湿度计常数 ( $\text{kPa}/^\circ\text{C}$ );  $R_s$ : 总辐射 [ $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ ];  $T_{\text{max}}$ : 最高气温 (°C);  $T_{\text{min}}$ : 最低气温 (°C);  $RH$ : 相对湿度 (%)。

表 3 不同气象因子输入组合的预测模型

Table 3 Prediction models for input combinations of meteorological factors

输入组合	输出	模型			
		梯度提升决策树	随机森林	回归树	经验模型
$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, RH, R_a$	$ET_0$	GBDT1	RF1	T1	E-S
$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_s$	$ET_0$	GBDT2	RF2	T2	IR
$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, U_2$	$ET_0$	GBDT3	RF3	T3	
$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_a$	$ET_0$	GBDT4	RF4	T4	H-S

1.2.7 结果评价 选用均方根误差 ( $RMSE$ )、平均绝对误差 ( $MAE$ )、可释方差分 ( $EVS$ )、纳什系数 ( $NSE$ )、决定系数 ( $R^2$ ) 作为评价模型模拟精度的指标, 并将其统一到全局评价指标 GPI (Global performance indicator) 中, 作为描述模型综合表现的评价指标。公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (ET_i^M - ET_i^{PM})^2} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |ET_i^M - ET_i^{PM}| \quad (5)$$

$$EVS = 1 - \frac{\text{Var}(ET_i^{PM} - ET_i^M)}{\text{Var}(ET_i^{PM})} \quad (6)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (ET_i^M - ET_i^{PM})^2}{\sum_{i=1}^N (ET_i^{PM} - ET_{0,\text{mean}})^2} \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (ET_i^{PM} - ET_{0,\text{mean}})(ET_i^M - ET_{M,\text{mean}})]^2}{\sum_{i=1}^N (ET_i^{PM} - ET_{0,\text{mean}})^2 \sum_{i=1}^N (ET_i^M - ET_{M,\text{mean}})^2} \quad (8)$$

$$GPI = \sum_{i=1}^5 (T_i - T_{i,\text{median}}) \quad (9)$$

式中,  $ET_i^M$  为其他模型模拟的第  $i$  个日值,  $ET_i^{PM}$  为 FAO56-PM 模型计算的第  $i$  个标准日值,  $N$  为测试集样本数量,  $ET_{0,\text{mean}}$  为标准日值的总平均值,  $ET_{M,\text{mean}}$  为其他模型计算的总平均值,  $T_i$  为上述 5 个

评价指标归一化后的值,  $T_{i,\text{median}}$  为对应参数的中位数。当  $T_i$  为  $RSME$  和  $MEA$  时,  $\alpha_i$  等于 -1, 其他情况等于 1。 $RMSE$  和  $MAE$  越接近于 0, 说明模型偏差越小, 模型精度越高;  $EVS$ 、 $NSE$  和  $R^2$  越接近 1, 说明吻合度越高, 模型质量越好, 可信度越高;  $GPI$  越高, 说明模型的总体预测表现越佳。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于参考作物蒸散量日值模型比较

对比基于  $ET_0$  日值的 3 种树型算法模型和 3 种经验模型之间的模拟精度 (表 4) 发现, 在气象因子缺失的情况下, 采用输入组合为  $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$  和  $R_s$  的 GBDT2、RF2、T2、IR 模型在 6 个站点表现均较好。其中 GBDT2 模型表现最佳,  $GPI$  排名在 6 个站点均为第 1; RF2 模型表现次之,  $GPI$  排名均为第 2, 具有相对高的模拟精度。GBDT2 和 RF2 模型在各站点的  $RMSE$  基本小于  $0.5 \text{ mm/d}$  (除徐州站点 RF3 的  $RMSE = 0.506\ 7 \text{ mm/d}$  外),  $MAE$  均小于  $0.3 \text{ mm/d}$ ,  $EVS$ 、 $NSE$  和  $R^2$  均大于 0.9。同时, T2、IR 模型也取得了较高的模拟精度。T2 模型的  $RMSE$  在  $0.48 \text{ mm/d}$  至  $0.67 \text{ mm/d}$  之间,  $MAE$  在  $0.35 \text{ mm/d}$  至  $0.48 \text{ mm/d}$  之间,  $EVS$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.84 至 0.89 之间; 经验模型 IR 的  $RMSE$  在  $0.46 \text{ mm/d}$  至  $0.66 \text{ mm/d}$  之间,  $MAE$  在  $0.36 \text{ mm/d}$  至  $0.51 \text{ mm/d}$  之间,

$EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.85 至 0.90 之间。

输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$  时,GBDT1、RF1 模型均取得了相对较高的模拟精度,而 RF1 模型的  $GPI$  排名略高于 GBDT1 模型。其中,GBDT1 模型的  $RMSE$  在 0.48 mm/d 至 0.58 mm/d 之间, $MAE$  在 0.30 mm/d 至 0.36 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.86 至 0.89 之间;RF1 模型的  $RMSE$  在 0.47 mm/d 至 0.57 mm/d 之间, $MAE$  在 0.29 mm/d 至 0.35 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.86 至 0.90 之间;T1 模型的  $RMSE$  在 0.62 mm/d 至 0.78 mm/d 之间, $MAE$  在 0.39 mm/d 至 0.47 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.72 至 0.83 之间。经验模型 E-S 的  $GPI$  排名在 6 个站点均为第 15 名,在所有模型中排最低,其  $RMSE$  在 0.88 mm/d 至 1.01 mm/d 之间, $MAE$  在 0.67 mm/d 至 0.75 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.56 至 0.65 之间。

输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$  时,GBDT4 模型的  $RMSE$  在 0.65 mm/d 至 0.72 mm/d 之间, $MAE$  在 0.43 mm/d 至 0.50 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.76 至 0.83 之间;RF4 模型的  $RMSE$  在 0.65 mm/d 至 0.73 mm/d 之间, $MAE$  在 0.43 mm/d 至 0.50 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.76 至 0.83 之间;T4 模型的  $RMSE$  在 0.80 mm/d 至 0.93 mm/d 之间, $MAE$  在 0.56 mm/d 至 0.64 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.64 至 0.70 之间;经验模型 H-S 在 6 个站点的  $RMSE$  在 0.68 mm/d 至 0.75 mm/d 之间, $MAE$  在 0.53 mm/d 至 0.56 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.73 至 0.81 之间。可见,GBDT4、RF4 模型的模拟精度明显高于 T4 模型和经验模型 H-S。

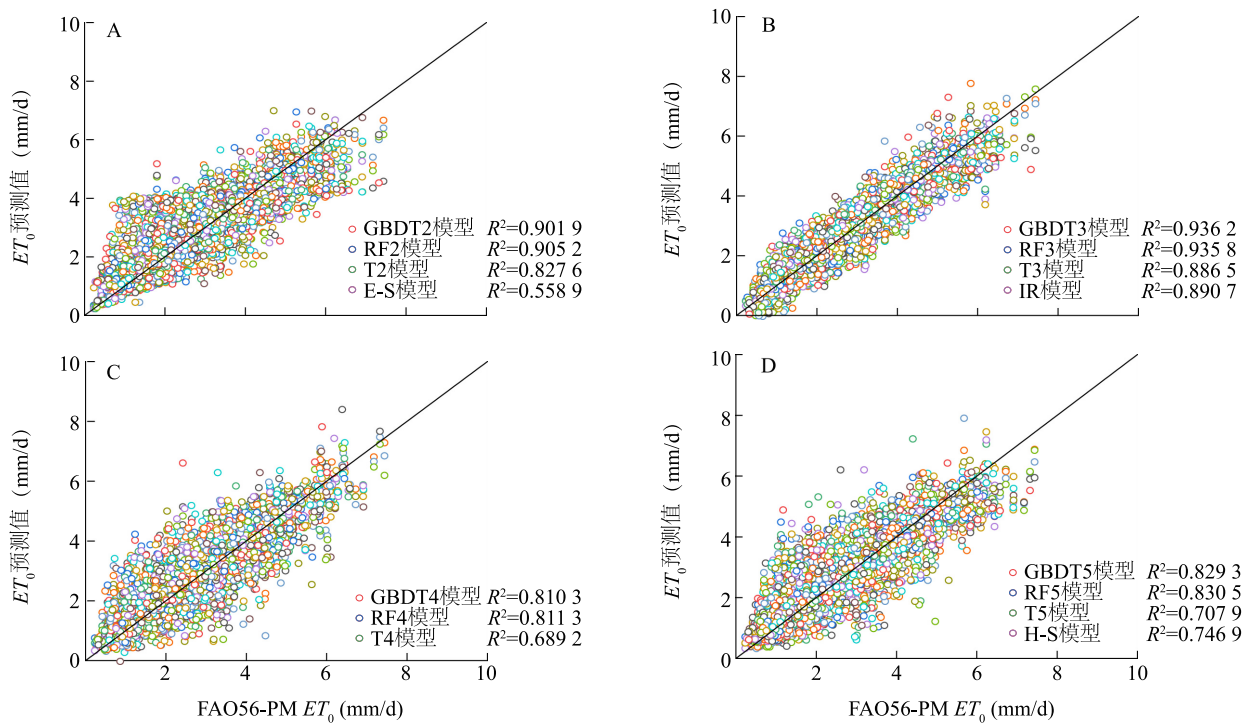
输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$  时,GBDT3、RF3、T3 模型均表现欠佳,模拟精度较低。其中,GBDT3 模型的  $RMSE$  略大于 0.7 mm/d,在 0.70 mm/d 至 0.74 mm/d 之间, $MAE$  在 0.48 mm/d 至 0.52 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.72 至 0.82 之间;RF3 模型的  $RMSE$  在 0.71 mm/d 至 0.93 mm/d 之间, $MAE$  在 0.49 mm/d 至 0.67 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.64 至 0.82 之间;T3 模型的  $RMSE$  在 0.89 mm/d 至 0.97 mm/d 之间, $MAE$  在 0.63 mm/d 至 0.70 mm/d 之间, $EVs$ 、 $NSE$  和  $R^2$  在 0.55 至 0.68 之间。

表 5 显示,4 种不同气象因子输入组合下的 GBDT 模型中,GBDT2 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$ )表现最佳,具有最高的模拟精度,其  $GPI$  在 6 个站点

均排在第 1 位,GBDT1 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  在 6 个站点均排在第 2 位,GBDT4 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  排在第 3 位,而 GBDT3 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$ )的  $GPI$  排名最低。同样地,对比 4 种不同气象因子输入组合下 RF 模型的模拟精度,在 6 个站点中,RF2 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$ )表现最佳,其  $GPI$  在 6 个站点均排于第 1 位,RF1 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  排于第 2 位,RF4 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  排名位于第 3 位,RF3 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$ )的  $GPI$  排名最低。对比 4 种不同气象因子输入组合下 Regression Tree 模型的模拟精度,在 6 个站点中,T2 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$ )同样地表现最佳, $GPI$  排名第 1,T1 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  排在第 2 位,T4 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  排在第 3 位,T3 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$ )的  $GPI$  排名最低。3 种经验模型中,IR 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_s$ )的  $GPI$  排名最高,H-S 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$ )的  $GPI$  排名第 2,E-S 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$ )排名最低。因此可知,采用输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$  的模型模拟精度最高,采用输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$  的模型模拟精度次之,采用输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$  的模型模拟精度较差,而输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$  的模型模拟精度最差。

由于各模型在 6 个气象站点的表现非常类似,本研究仅以江苏省省会南京市的模拟结果为例进行详细分析。图 3 是在不同气象因子输入组合下 GBDT、RF、Regression Tree 模型以及经验模型(E-S、IR 和 H-S)在南京站点预测的  $ET_0$  值与以 FAO56-PM 值为参考标准值的散点图。图 3 显示,采用输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$  的 GBDT2、RF2、T2 模型以及 IR 模型离散度最小,与 FAO56-PM 值的相关性最好。

可以看出,GBDT、RF 模型在各个站点的相同气象因子输入组合下都能达到较高的模拟精度,两种模型的模拟精度非常接近,但 GBDT 模型总体表现比 RF 模型更好。Regression Tree 模型和 3 种经验模型的模拟精度相对较低且变动较大。并且,气象因子输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_s$  时各模型的模拟表现均高于其他气象因子输入组合。因此,在气象资料缺乏的情况下,可以选用气象因子输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$  的 GBDT2 模型作为江苏省  $ET_0$  的预测模型。



A: 气象因子输入组合  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $R_a$ ; B: 气象因子输入组合  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_s$ ; C: 气象因子输入组合  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$ ; D: 气象因子输入组合  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_a$ 。

图3 南京站点各模型的  $ET_0$  预测值与 FAO56-PM 计算的  $ET_0$  值的散点图

Fig.3 Scatter diagrams of predicted  $ET_0$  values by different models and  $ET_0$  values calculated by FAO56-PM in Nanjing station

## 2.2 $ET_0$ 对气象因子的敏感性分析

以南京站为例,使用 SPSS 对  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $U_2$ 、 $RH$  和  $R_s$  进行  $ET_0$  的通路分析(表 6)。由表 6 可知,辐射( $R_s$ )对  $ET_0$  的直接通路系数为 0.512,对决定系数( $R^2$ )的贡献度达到 0.740,显著高于其他各气象因子,因此辐射  $R_s$  是对江苏省逐日  $ET_0$  影响最为显著的气象因子。此结论与本研究基于  $ET_0$  日值模型比较中,采用气象因子输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_s$  的模型模拟精度高于采用其他气象因子输入组合的模型的结论相一致。最高气温( $T_{\max}$ )对  $ET_0$  的直接通路系数为 0.286,对决定系数( $R^2$ )的贡献达到 0.150,说明最高气温( $T_{\max}$ )也对逐日  $ET_0$  具有较大的影响。最低气温( $T_{\min}$ )对  $ET_0$  直接通路系数和对决定系数( $R^2$ )的贡献度分别为 0.265 和 0.004,对逐日  $ET_0$  的影响最小。相对湿度( $RH$ )对  $ET_0$  的直接通路系数和对决定系数( $R^2$ )的贡献度分别为 -0.301 和 0.038,而风速( $U_2$ )对  $ET_0$  的直接通路系数和对决定系数( $R^2$ )的贡献度分别为 0.142 和 0.019,这与本研究中基于相对湿度( $RH$ )的模型模拟精度高于基于风速( $U_2$ )的模型模拟精度结果相一致,表明在江

苏省相对湿度( $RH$ )比风速( $U_2$ )对  $ET_0$  的影响更大,此结论与西北地区<sup>[41]</sup>和川中丘陵区<sup>[42]</sup>风速是  $ET_0$  变化主导因子的结论有明显差异。

## 2.3 GBDT2、RF2 模型在各站点间的可移植性分析

本研究中 GBDT2、RF2 模型(输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$ )能在较少参数输入下取得较高的  $ET_0$  预测精度。为检验 GBDT2、RF2 模型在江苏省的普适性和泛用程度,通过不同站点之间数据的交叉验证对 GBDT2、RF2 进行可移植性分析。结果(表 7、表 8)表明,除了在以徐州为训练站和射阳为验证站的组合中,RF2 模型的决定系数( $R^2$ )为 0.891 7,略小于 0.9,其余不同站点组合的 GBDT2 模型和 RF2 模型的  $R^2$  均大于 0.9,模型预测精度均达到较高水平。与不同站点组合前的预测精度相比,不同站点组合后 GBDT2 模型的下降比例在 5.17% 至 8.26% 之间,RF2 模型的下降比例在 5.51% 至 9.90% 之间,预测精度下降相对较小。由此可知 GBDT2 模型和 RF2 模型在江苏省各站点之间的可移植性较强,因此当缺乏气象资料时,可利用 GBDT2 模型或 RF2 模型使用临近气象站点的数据预测  $ET_0$ 。

表 4 基于不同算法的模型在江苏省 6 个站点的  $ET_0$  模拟精度对比Table 4 Comparison of  $ET_0$  simulation accuracy among models based on different algorithms at six stations in Jiangsu province

站点	指标	模型															
		$T_{\max}, T_{\min}, RH, R_a$				$T_{\max}, T_{\min}, R_s$				$T_{\max}, T_{\min}, U_2$			$T_{\max}, T_{\min}, R_a$				
		GBDT1	RF1	T1	E-S	GBDT2	RF2	T2	IR	GBDT3	RF3	T3	GBDT4	RF4	T4	H-S	
徐州	$RMSE(mm/d)$	0.573 6	0.562 9	0.711 7	1.006 7	0.492 4	0.506 7	0.661 6	0.654 1	0.731 7	0.742 6	0.969 8	0.717 3	0.725 4	0.929 7	0.746 7	
	$MAE(mm/d)$	0.353 5	0.347 8	0.461 5	0.745 1	0.364 3	0.373 2	0.478 5	0.501 7	0.518 1	0.526 7	0.691 4	0.491 2	0.496 9	0.633 9	0.558 8	
	$EVS$	0.887 0	0.890 7	0.824 3	0.648 8	0.919 1	0.914 5	0.851 9	0.851 7	0.816 9	0.811 5	0.677 6	0.824 8	0.821 6	0.700 0	0.806 7	
	$NSE$	0.884 4	0.887 9	0.821 0	0.648 0	0.915 9	0.911 1	0.847 6	0.851 3	0.812 6	0.806 9	0.673 8	0.820 7	0.817 0	0.693 5	0.806 4	
	$R^2$	0.888 1	0.891 2	0.825 6	0.649 8	0.920 3	0.915 9	0.853 7	0.853 2	0.818 4	0.813 0	0.679 1	0.826 3	0.823 0	0.701 4	0.808 1	
	$GPI$ 排名	4	3	7	15	1	2	5	6	10	11	14	8	9	13	12	
淮安	$RMSE(mm/d)$	0.521 7	0.511 8	0.704 1	0.971 6	0.426 0	0.440 9	0.554 5	0.580 5	0.713 9	0.923 4	0.969 8	0.676 6	0.673 2	0.852 3	0.728 4	
	$MAE(mm/d)$	0.321 7	0.319 4	0.436 8	0.726 6	0.314 5	0.323 1	0.405 6	0.446 6	0.503 4	0.666 1	0.691 4	0.464 2	0.463 8	0.602 7	0.555 9	
	$EVS$	0.887 9	0.891 8	0.789 8	0.608 4	0.927 1	0.922 2	0.875 0	0.860 1	0.792 8	0.647 9	0.677 6	0.814 2	0.815 9	0.704 6	0.779 0	
	$NSE$	0.886 1	0.890 0	0.788 3	0.607 6	0.925 1	0.919 9	0.872 7	0.860 0	0.789 2	0.645 4	0.673 8	0.811 5	0.813 1	0.700 6	0.778 7	
	$R^2$	0.889 7	0.893 6	0.791 7	0.610 0	0.929 1	0.924 3	0.877 0	0.862 0	0.794 9	0.649 9	0.679 6	0.816 1	0.817 8	0.706 6	0.780 9	
	$GPI$ 排名	4	3	9	15	1	2	5	6	10	14	13	8	7	12	11	
射阳	$RMSE(mm/d)$	0.484 3	0.476 8	0.626 8	0.884 6	0.374 2	0.383 0	0.487 4	0.471 8	0.711 9	0.719 5	0.894 0	0.651 3	0.651 7	0.801 4	0.685 8	
	$MAE(mm/d)$	0.300 6	0.298 4	0.396 9	0.672 6	0.281 0	0.286 1	0.362 6	0.364 5	0.517 5	0.523 9	0.661 6	0.460 7	0.463 1	0.586 1	0.531 0	
	$EVS$	0.872 1	0.876 2	0.783 9	0.563 2	0.924 4	0.921 1	0.870 7	0.875 6	0.727 3	0.721 1	0.563 4	0.771 1	0.771 1	0.651 8	0.737 5	
	$NSE$	0.869 7	0.873 5	0.780 9	0.562 1	0.922 7	0.919 3	0.868 7	0.875 5	0.722 6	0.716 6	0.559 9	0.767 9	0.767 7	0.648 6	0.737 0	
	$R^2$	0.874 2	0.878 1	0.786 4	0.565 6	0.925 0	0.922 6	0.872 3	0.877 0	0.728 9	0.722 5	0.564 8	0.772 3	0.773 0	0.652 5	0.739 0	
	$GPI$ 排名	4	3	7	15	1	2	6	5	11	12	14	8	9	13	10	
南京	$RMSE(mm/d)$	0.542 5	0.534 0	0.699 0	0.963 5	0.400 2	0.411 1	0.517 5	0.521 7	0.728 3	0.731 2	0.907 3	0.679 6	0.674 7	0.858 9	0.719 2	
	$MAE(mm/d)$	0.335 5	0.330 2	0.442 8	0.740 9	0.288 3	0.295 2	0.374 7	0.401 7	0.514 2	0.518 7	0.652 8	0.463 1	0.463 7	0.604 9	0.549 9	
	$EVS$	0.868 2	0.873 4	0.779 0	0.577 7	0.930 6	0.926 8	0.882 2	0.876 1	0.765 8	0.763 9	0.633 9	0.796 4	0.799 2	0.670 0	0.764 3	
	$NSE$	0.865 6	0.870 8	0.776 3	0.577 3	0.928 2	0.924 1	0.879 3	0.875 9	0.761 5	0.759 4	0.628 6	0.792 6	0.795 3	0.665 9	0.764 0	
	$R^2$	0.869 5	0.874 6	0.780 3	0.578 8	0.932 4	0.928 3	0.885 1	0.878 1	0.767 2	0.764 0	0.635 1	0.798 1	0.801 7	0.672 0	0.766 2	
	$GPI$ 排名	5	3	9	15	1	2	4	6	10	11	14	8	7	13	12	
常州	$RMSE(mm/d)$	0.543 9	0.530 5	0.770 3	0.953 8	0.387 4	0.394 8	0.509 0	0.490 0	0.709 4	0.711 1	0.905 5	0.670 8	0.655 9	0.829 8	0.721 3	
	$MAE(mm/d)$	0.318 5	0.315 0	0.440 6	0.743 5	0.284 6	0.290 4	0.373 5	0.380 4	0.488 9	0.494 1	0.639 1	0.436 0	0.437 1	0.568 1	0.555 8	
	$EVS$	0.865 0	0.871 3	0.728 7	0.580 7	0.934 5	0.932 1	0.886 3	0.889 6	0.776 2	0.774 7	0.632 2	0.799 2	0.807 8	0.689 6	0.760 4	
	$NSE$	0.862 9	0.869 2	0.726 5	0.580 4	0.932 6	0.930 0	0.883 3	0.889 5	0.771 8	0.770 7	0.628 2	0.795 1	0.803 8	0.685 2	0.760 1	
	$R^2$	0.866 2	0.872 9	0.729 9	0.582 1	0.937 0	0.934 2	0.888 9	0.891 4	0.778 8	0.776 3	0.634 0	0.801 4	0.810 3	0.691 8	0.762 0	
	$GPI$ 排名	6	5	12	15	1	2	4	3	9	10	14	8	7	13	11	
南通	$RMSE(mm/d)$	0.517 7	0.513 5	0.682 6	0.924 8	0.370 5	0.374 3	0.484 0	0.462 7	0.707 4	0.712 8	0.923 8	0.659 4	0.659 1	0.839 1	0.712 5	
	$MAE(mm/d)$	0.307 1	0.308 0	0.419 5	0.721 7	0.275 2	0.278 7	0.357 4	0.358 4	0.491 3	0.498 1	0.644 3	0.435 7	0.443 7	0.574 8	0.549 6	
	$EVS$	0.864 7	0.866 8	0.757 8	0.563 9	0.934 0	0.932 9	0.886 6	0.890 7	0.753 3	0.750 1	0.572 7	0.783 9	0.785 2	0.650 4	0.740 7	
	$NSE$	0.862 7	0.864 8	0.756 3	0.562 6	0.931 8	0.930 4	0.883 4	0.890 6	0.748 9	0.745 7	0.567 5	0.780 7	0.781 8	0.645 6	0.740 6	
	$R^2$	0.866 3	0.866 8	0.760 0	0.566 1	0.936 0	0.934 9	0.885 9	0.893 2	0.756 0	0.773 2	0.574 3	0.785 1	0.787 3	0.652 9	0.742 7	
	$GPI$ 排名	6	5	9	15	1	2	4	3	10	11	14	7	8	13	12	

$RMSE$ 、 $MAE$ 、 $EVS$ 、 $NSE$  和  $R^2$  分别表示均方根误差、平均绝对误差、可释方差分、纳什系数和决定系数,  $GPI$  排名表示综合排名。  $RMSE$  和  $MAE$  越接近于 0, 说明模型模拟偏差越小, 模型模拟精度越高;  $EVS$ 、 $NSE$  和  $R^2$  越接近 1, 说明吻合度越高, 模型模拟质量越好, 可信度越高。  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $RH$ 、 $U_2$  和  $R_s$  分别表示最高气温、最低气温、相对湿度、2 m 高风速和辐射。 GBDT1、GBDT2、GBDT3、GBDT4、RF1、RF2、RF3、RF4、T1、T2、T3、T4、E-S、IR、H-S 分别表示不同气象因子输入组合的  $ET_0$  模型。



表 5 基于不同算法的模型在不同气象因子输入组合下的  $ET_0$  模拟精度对比Table 5 Comparison of  $ET_0$  simulation accuracy with different meteorological factor input combinations among models based on different algorithms

站点	指标	模型														
		GBDT				RF				Regression Tree				经验模型		
		GBDT1	GBDT2	GBDT3	GBDT4	RF1	RF2	RF3	RF4	T1	T2	T3	T4	E-S	IR	H-S
徐州	RMSE(mm/d)	0.573 6	0.492 4	0.731 7	0.717 3	0.562 9	0.506 7	0.742 6	0.725 4	0.711 7	0.661 6	0.969 8	0.929 7	1.006 7	0.654 1	0.746 7
	MAE(mm/d)	0.353 5	0.364 3	0.518 1	0.491 2	0.347 8	0.373 2	0.526 7	0.496 9	0.461 5	0.478 5	0.691 4	0.633 9	0.745 1	0.501 7	0.558 8
	EVS	0.887 0	0.919 1	0.816 9	0.824 8	0.890 7	0.914 5	0.811 5	0.821 6	0.824 3	0.851 9	0.677 6	0.700 0	0.648 8	0.851 7	0.806 7
	NSE	0.884 4	0.915 9	0.812 6	0.820 7	0.887 9	0.911 1	0.806 9	0.817 0	0.821 0	0.847 6	0.673 8	0.693 5	0.648 0	0.851 3	0.806 4
	$R^2$	0.888 1	0.920 3	0.818 4	0.826 3	0.891 2	0.915 9	0.813 0	0.823 0	0.825 6	0.853 7	0.679 1	0.701 4	0.649 8	0.853 2	0.808 1
	GPI 排名	2	1	4	3	2	1	4	3	2	1	4	3	3	1	2
淮安	RMSE(mm/d)	0.521 7	0.426 0	0.713 9	0.676 6	0.511 8	0.440 9	0.923 4	0.673 2	0.704 1	0.554 5	0.969 8	0.852 3	0.971 6	0.580 5	0.728 4
	MAE(mm/d)	0.321 7	0.314 5	0.503 4	0.464 2	0.319 4	0.323 1	0.666 1	0.463 8	0.436 8	0.405 6	0.691 4	0.602 7	0.726 6	0.446 6	0.555 9
	EVS	0.887 9	0.927 1	0.792 8	0.814 2	0.891 8	0.922 2	0.647 9	0.815 9	0.789 8	0.875 0	0.677 6	0.704 6	0.608 4	0.860 1	0.779 0
	NSE	0.886 1	0.925 1	0.789 2	0.811 5	0.890 0	0.919 9	0.645 4	0.813 1	0.788 3	0.872 7	0.673 8	0.700 6	0.607 6	0.860 0	0.778 7
	$R^2$	0.889 7	0.929 1	0.794 9	0.816 1	0.893 6	0.924 3	0.649 9	0.817 8	0.791 7	0.877 0	0.679 6	0.706 6	0.610 0	0.862 0	0.780 9
	GPI 排名	2	1	4	3	2	1	4	3	2	1	4	3	3	1	2
射阳	RMSE(mm/d)	0.484 3	0.374 2	0.711 9	0.651 3	0.476 8	0.383 0	0.719 5	0.651 7	0.626 8	0.487 4	0.894 0	0.801 4	0.884 6	0.471 8	0.685 8
	MAE(mm/d)	0.300 6	0.281 0	0.517 5	0.460 7	0.298 4	0.286 1	0.523 9	0.463 1	0.396 9	0.362 6	0.661 6	0.586 1	0.672 6	0.364 5	0.531 0
	EVS	0.872 1	0.924 4	0.727 3	0.771 1	0.876 2	0.921 1	0.721 1	0.771 1	0.783 9	0.870 7	0.563 4	0.651 8	0.563 2	0.875 6	0.737 5
	NSE	0.869 7	0.922 7	0.722 6	0.767 9	0.873 5	0.919 3	0.716 6	0.767 7	0.780 9	0.868 7	0.559 9	0.648 6	0.562 1	0.875 5	0.737 0
	$R^2$	0.874 2	0.925 0	0.728 9	0.772 3	0.878 1	0.922 6	0.722 5	0.773 0	0.786 4	0.872 3	0.564 8	0.652 5	0.565 6	0.877 0	0.739 0
	GPI 排名	2	1	4	3	2	1	4	3	2	1	4	3	3	1	2
南京	RMSE(mm/d)	0.542 5	0.400 2	0.728 3	0.679 6	0.534 0	0.411 1	0.731 2	0.674 7	0.699 0	0.517 5	0.907 3	0.858 9	0.963 5	0.521 7	0.719 2
	MAE(mm/d)	0.335 5	0.288 3	0.514 2	0.463 1	0.330 2	0.295 2	0.518 7	0.463 7	0.442 8	0.374 7	0.652 8	0.604 9	0.740 9	0.401 7	0.549 9
	EVS	0.868 2	0.930 6	0.765 8	0.796 4	0.873 4	0.926 8	0.763 9	0.799 2	0.779 0	0.882 2	0.633 9	0.670 0	0.577 7	0.876 1	0.764 3
	NSE	0.865 6	0.928 2	0.761 5	0.792 6	0.870 8	0.924 1	0.759 4	0.795 3	0.776 3	0.879 3	0.628 6	0.665 9	0.577 3	0.875 9	0.764 0
	$R^2$	0.869 5	0.932 4	0.767 2	0.798 1	0.874 6	0.928 3	0.764 0	0.801 7	0.780 3	0.885 1	0.635 1	0.672 0	0.578 8	0.878 1	0.766 2
	GPI 排名	2	1	4	3	2	1	4	3	2	1	4	3	3	1	2
常州	RMSE(mm/d)	0.543 9	0.387 4	0.709 4	0.670 8	0.530 5	0.394 8	0.711 1	0.655 9	0.770 3	0.509 0	0.905 5	0.829 8	0.953 8	0.490 0	0.721 3
	MAE(mm/d)	0.318 5	0.284 6	0.488 9	0.436 0	0.315 0	0.290 4	0.494 1	0.437 1	0.440 6	0.373 5	0.639 1	0.568 1	0.743 5	0.380 4	0.555 8
	EVS	0.865 0	0.934 5	0.776 2	0.799 2	0.871 3	0.932 1	0.774 7	0.807 8	0.728 7	0.886 3	0.632 2	0.689 6	0.580 7	0.889 6	0.760 4
	NSE	0.862 9	0.932 6	0.771 8	0.795 1	0.869 2	0.930 0	0.770 7	0.803 8	0.726 5	0.883 3	0.628 2	0.685 2	0.580 4	0.889 5	0.760 1
	$R^2$	0.866 2	0.937 0	0.778 8	0.801 4	0.872 9	0.934 2	0.776 3	0.810 3	0.729 9	0.888 9	0.634 0	0.691 8	0.582 1	0.891 4	0.762 0
	GPI 排名	2	1	4	3	2	1	4	3	2	1	4	3	3	1	2
南通	RMSE(mm/d)	0.517 7	0.370 5	0.707 4	0.659 4	0.513 5	0.374 3	0.712 8	0.659 1	0.682 6	0.484 0	0.923 8	0.839 1	0.924 8	0.462 7	0.712 5
	MAE(mm/d)	0.307 1	0.275 2	0.491 3	0.435 7	0.308 0	0.278 7	0.498 1	0.443 7	0.419 5	0.357 4	0.644 3	0.574 8	0.721 7	0.358 4	0.549 6
	EVS	0.864 7	0.934 0	0.753 3	0.783 9	0.866 8	0.932 9	0.750 1	0.785 2	0.757 8	0.886 6	0.572 7	0.650 4	0.563 9	0.890 7	0.740 7
	NSE	0.862 7	0.931 8	0.748 9	0.780 7	0.864 8	0.930 4	0.745 7	0.781 8	0.756 3	0.883 4	0.567 5	0.645 6	0.562 6	0.890 6	0.740 6
	$R^2$	0.866 3	0.936 0	0.756 0	0.785 1	0.866 8	0.934 9	0.773 2	0.787 3	0.760 0	0.885 9	0.574 3	0.652 9	0.566 1	0.893 2	0.742 7
	GPI 排名	2	1	4	3	2	1	4	3	2	1	4	3	3	1	2

各指标和模型见表 4 注。

表 6 气象因子对参考作物蒸散量的通径分析

Table 6 Path analysis of meteorological factors to reference crop evapotranspiration

气象因子	直接通径系数	间接作用						对决定系数( $R^2$ )的贡献度
		$R_s$	$T_{\max}$	$RH$	$U_2$	$T_{\min}$	间接和	
$R_s$	0.512	—	0.004	0.158	0.019	0.067	0.248	0.740
$T_{\max}$	0.286	0.008	—	-0.152	-0.020	0.248	0.085	0.150
$RH$	-0.301	-0.268	0.144	—	-0.063	0.043	-0.145	0.038
$U_2$	0.142	0.069	-0.039	0.071	—	-0.021	0.080	0.019
$T_{\min}$	0.265	0.130	0.268	-0.090	-0.011	—	0.296	0.004

表 7 不同站点间 GBDT2 模型可移植性(决定系数)分析

Table 7 Portability (determination coefficient) analysis of GBDT2 model among different stations

训练站点	验证站点					
	徐州	淮安	射阳	南京	常州	南通
徐州	0.990 1	0.929 7	0.902 5	0.931 9	0.927 6	0.923 2
淮安	0.921 9	0.989 9	0.912 0	0.933 0	0.932 1	0.929 3
射阳	0.908 3	0.920 5	0.989 5	0.929 2	0.934 8	0.933 9
南京	0.918 9	0.929 1	0.921 9	0.990 9	0.937 5	0.934 9
常州	0.910 9	0.923 9	0.925 3	0.934 0	0.991 0	0.939 7
南通	0.909 8	0.922 3	0.925 2	0.932 0	0.939 8	0.991 1

表 8 不同站点间 RF2 模型可移植性(决定系数)分析

Table 8 Portability (determination coefficient) analysis of RF2 model among different stations

训练站点	验证站点					
	徐州	淮安	射阳	南京	常州	南通
徐州	0.988 7	0.923 9	0.891 7	0.924 6	0.919 6	0.914 1
淮安	0.917 6	0.990 0	0.902 4	0.927 7	0.925 5	0.922 6
射阳	0.903 2	0.915 5	0.989 7	0.925 6	0.928 8	0.928 4
南京	0.914 4	0.924 4	0.914 9	0.990 7	0.932 4	0.929 4
常州	0.906 3	0.918 8	0.918 2	0.929 1	0.991 0	0.936 4
南通	0.905 9	0.918 1	0.919 7	0.927 2	0.936 0	0.991 0

### 3 结 论

通过对 GBDT、RF 和 Regression Tree 模型以及经验模型(E-S、IR、H-S)的模拟结果对比分析发现,在 4 种气象因子输入组合中 GBDT、RF 模型的预测精度非常接近,而 GBDT 模型总体表现略优于 RF 模型,同时 GBDT、RF 模型的预测精度均明显高于

同种气象因子输入组合的 Regression Tree 模型和经验模型(H-S、IR 和 E-S)。其中,气象因子输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $R_s$  的 GBDT2 模型在所有站点的预测精度最高,可作为江苏省在气象资料缺乏时获得  $ET_0$  的最佳预测模型。

敏感性分析结果表明辐射  $R_s$  对  $ET_0$  的直接通径系数为 0.512,对决定系数( $R^2$ )的贡献度为 0.740,显著高于其他气象因子,因此辐射  $R_s$  是对江苏省逐日  $ET_0$  影响最为显著的气象因子。其次是最高气温( $T_{\max}$ )和相对湿度( $RH$ ),风速( $U_2$ )对  $ET_0$  的影响较小,最低气温( $T_{\min}$ )对  $ET_0$  的影响最小。

GBDT2、RF2 模型的可移植性分析结果表明,江苏省各气象站点间相互预测  $ET_0$  时精度较高,除 RF2 模型在徐州-射阳站点组合的决定系数( $R^2$ )略小于 0.9( $R^2=0.891\ 7$ )外,其余站点组合的决定系数( $R^2$ )均大于 0.9。可见 GBDT2、RF2 模型可移植性和泛化能力强。因此在站点气象资料缺失情况下可使用临近站点的气象资料建立 GBDT2 模型或 RF2 模型进行  $ET_0$  预测。

### 参考文献:

- [1] 徐俊增,彭世彰,丁加丽,等. 基于蒸渗仪实测数据的日参考作物蒸发腾发量计算方法评价[J]. 水利学报, 2010, 41(12):1497-1505.
- [2] 冯 禹,崔宁博,龚道枝,等. 基于极限学习机的参考作物蒸散量预测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(S1):153-160.
- [3] 李 晨,崔宁博,冯 禹,等. 四川省不同区域参考作物蒸散量计算方法的适用性评价[J]. 农业工程学报, 2016, 32(4):127-134, 316.
- [4] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements [M]. Rome: FAO Irrigation and Drainage Paper 56, 1998:1-15.
- [5] FAN J L, YUE W J, WU L F, et al. Evaluation of SVM, ELM

- and four tree-based ensemble models for predicting daily reference evapotranspiration using limited meteorological data in different climates of China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 263: 225-241.
- [6] WU L F, FAN J L. Comparison of neuron-based, kernel-based, tree-based and curve-based machine learning models for predicting daily reference evapotranspiration [J]. *PLoS One*, 2019, 14(5): e0217520.
- [7] KISI O. Applicability of Mamdani and Sugeno fuzzy genetic approaches for modeling reference evapotranspiration[J]. *Journal of Hydrology*, 2013, 504: 160-170.
- [8] SHIH S F, SNYDER G H. Leaf area index and evapotranspiration of taro[J]. *Agronomy Journal*, 1985, 77(4): 554-556.
- [9] 彭世彰,徐俊增. 参考作物蒸发蒸腾量计算方法的应用比较[J]. *灌溉排水学报*, 2004, 23(6): 5-9.
- [10] IRMAK S, IRMAK A, ALLEN R G, et al. Solar and net radiation-based equations to estimate reference evapotranspiration in humid climates[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2003, 129(5): 336-347.
- [11] PRIESTLEY C H B, TAYLO R J. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters[J]. *Mon Weather Rev*, 1972, 100: 81-92.
- [12] HARGREAVES G H, SAMANI Z A. Reference crop evapotranspiration from temperature[J]. *Appl Eng Agric*, 1985, 1: 96-99.
- [13] KISI O. Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree[J]. *J Hydrol*, 2015, 528: 312-320.
- [14] WANG L, KISI O, Zounemat-Kermani M, et al. Pan evaporation modeling using six different heuristic computing methods in different climates of China[J]. *J Hydrol*, 2017, 544: 407-427.
- [15] JOVIC S, NEDELJKOVIC B, GOLUBOVIC Z, et al. Evolutionary algorithm for reference evapotranspiration analysis[J]. *Comput Electron Agric*, 2018, 150: 1-4.
- [16] LANDERAS G, ORTIZ-BARREDO A, LO'PEZ J J. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain) [J]. *Agric Water Manag*, 2008, 95: 553-565.
- [17] FENG Y, CUI N B, ZHAO L, et al. Comparison of ELM, GANN, WNN and empirical models for estimating reference evapotranspiration in humid region of Southwest China[J]. *Journal of Hydrology*, 2016, 536: 376-383.
- [18] MOUSAVI R, SABZIPARVAR A A, MAROFI S, et al. Calibration of the Angström-Prescott solar radiation model for accurate estimation of reference evapotranspiration in the absence of observed solar radiation[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2015, 119(1/2): 43-54.
- [19] LADLANI I, HOUICHI L, DJEMILI L, et al. Estimation of daily reference evapotranspiration (ETO) in the North of Algeria using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and multiple linear regression (MLR) models: A comparative study[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2014, 39(8): 5959-5969.
- [20] KUMAR M, RAGHUWANSHI N S, SINGH R, et al. Estimating evapotranspiration using artificial neural networks[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2002, 128(4): 224-233.
- [21] 张皓杰,崔宁博,徐 颖,等. 基于 ELM 的西北旱区参考作物蒸散量预报模型[J]. *排灌机械工程学报*, 2018, 36(8): 140-145.
- [22] TRAORE S, WANG Y M, KERH T. Artificial neural network for modeling reference evapotranspiration complex process in Sudano-Sahelian zone [J]. *Agricultural Water Management*, 2010, 97(5): 707-714.
- [23] TABARI H, KISI O, EZANI A, et al. SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment [J]. *Journal of Hydrology*, 2012, 777: 78-89.
- [24] ABDULLAH S S, MALEK M A, ABDULLAH N S, et al. Extreme learning machines: A new approach for prediction of reference evapotranspiration[J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 527: 184-195.
- [25] HASSAN M A, KHALIL A, KASEB S, et al. Potential of four different machine-learning algorithms in modeling daily global solar radiation[J]. *Renewable Energy*, 2017, 111: 52-62.
- [26] FAN J, WANG X, WU L, et al. Comparison of support vector machine and extreme gradient boosting for predicting daily global solar radiation using temperature and precipitation in humid subtropical climates: A case study in China[J]. *Energy Conversion & Management*, 2018, 164: 102-111.
- [27] 于 玲,吴铁军. 集成学习: Boosting 算法综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2004, 17(1): 52-59.
- [28] HASTIE T, TIBSHIRANI R, FRIEDMAN J. Ensemble Learning [M]//HASTIE T, TIBSHIRANI R, FRIEDMAN J. *The Elements of Statistical Learning*. Springer Series in Statistics. New York, NY: Springer, 2009: 605-624.
- [29] BAUER E, KOHAVI R. An Empirical comparison of voting classification algorithms: Bagging, Boosting, and Variants[J]. *Machine Learning*, 1999, 36(1/2): 105-139.
- [30] DIETTERICH T G. An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: Bagging, Boosting, and Randomization[J]. *Machine Learning*, 2000, 40(2): 139-157.
- [31] MANIKUMARI N, MURUGAPPAN A, VINODHINI G. Time series forecasting of daily reference evapotranspiration by neural network ensemble learning for irrigation system[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2017, 80: 012069.
- [32] FENG Y, CUI N, GONG D, et al. Evaluation of random forests and generalized regression neural networks for daily reference evapotranspiration modelling [J]. *Agric Water Manage*, 2017, 193: 163-173.
- [33] 王 升,付智勇,陈洪松,等. 基于随机森林算法的参考作物蒸发蒸腾量模拟计算[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(3): 302-309.

- [34] 韩启迪, 张小桐, 申 维. 基于梯度提升决策树(GBDT)算法的岩性识别技术[J]. 矿物岩石地球化学通报, 2018, 37(6): 1173-1180.
- [35] 郑凯文, 杨 超. 基于迭代决策树(GBDT)短期负荷预测研究[J]. 贵州电力技术, 2017, 20(2): 82-84, 90.
- [36] 蔡文学, 罗永豪, 张冠湘, 等. 基于GBDT与Logistic回归融合的个人信贷风险评估模型及实证分析[J]. 管理现代化, 2017, 37(2): 1-4.
- [37] GORDON R B A D. Classification and regression trees[J]. Biometrics, 1984, 40(3): 874.
- [38] EVERITT B S. Classification and regression trees[M]//GOLDBERG J, FISCHER M. Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Ltd., 2005.
- [39] BREIMAN L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [40] FRIEDMAN J H. Stochastic gradient boosting[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2002, 38(4): 367-378.
- [41] 汪 彪, 曾新民, 刘正奇, 等. 中国西北地区参考作物蒸散量的估算与变化特征[J]. 干旱气象, 2016, 34(2): 243-251.
- [42] 冯 禹, 崔宁博, 魏新平, 等. 川中丘陵区参考作物蒸散量时空变化特征与成因分析[J]. 农业工程学报, 2014, 30(14): 78-86, 339.

(责任编辑: 张震林)