

基于 GPR、CatBoost、XGBoost 三种模型 预测江西地区水面蒸发量

陈志月^{1,2}, 吴立峰¹, 刘小强³, 伍周睿¹, 董建华⁴

(1. 南昌工程学院 鄱阳湖流域水工程安全与资源高效利用国家地方联合工程实验室, 江西 南昌 330099;
2. 河海大学 水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 3. 西北农林科技大学 旱区农业水土工程教育部
重点实验室, 陕西 杨凌 712100; 4. 昆明理工大学 农业与食品学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 水面蒸发量是水资源规划与管理、农业灌溉设计和水文模拟等方面的基础数据,它是水量平衡计算中的关键要素。为了提高水面蒸发量的预测精度,选用了3种经验模型和3种学习机模型预测江西地区水面蒸发量,3种学习机模型包括 GPR 模型、XGBoost 模型和 CatBoost 模型。依据江西地区 2001-2015 年 16 个气象站的逐日气象资料,如最高(低)气温、全球太阳辐射、地外太阳辐射、相对湿度和风速,构建 10 种不同的输入参数,通过对 4 种统计指标 (R^2 、 $RMSE$ 、 MBE 、 MAE) 的大小进行评估来评价模型的模拟精度。结果表明:当气象资料充足时,推荐 CatBoost 10 模型为江西地区水面蒸发量的预测模型,该模型在验证期的 R^2 、 $RMSE$ 、 MBE 、 MAE 值分别为 0.744、0.842、0.006、0.633 mm/d;在输入组合相同的条件下,3 种学习机模型的模拟精度均优于相应的经验模型。通过研究对比提高了江西地区水面蒸发量模型预测的精度。

关键词: 水面蒸发量; 预测模型; 经验模型; GPR; CatBoost; XGBoost; 江西地区

中图分类号: P332.2

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2020)06-0116-10

Prediction of pan evaporation of Jiangxi Province using GPR, CatBoost and XGBoost models

CHEN Zhiyue^{1,2}, WU Lifeng¹, LIU Xiaoqiang³, WU Zhou Rui¹, DONG Jianhua⁴

(1. National and Provincial Joint Engineering Laboratory for the Hydraulic Engineering Safety and efficient Utilization of Water Resources of Poyang Lake Basin, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 2. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 4. Faculty of Agriculture and Food, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Pan evaporation provides basic data for the planning and management of water resources, the design of agricultural irrigation and hydrological modeling. It is a key element in the calculation of water balance. In order to improve the accuracy of pan evaporation modeling, three empirical models and three learning machine models were used to predict the pan evaporation in Jiangxi Province, including GPR, XGBoost and CatBoost models. According to the meteorological data of 16 meteorological stations in Jiangxi, such as maximum/minimum temperature, global solar radiation, extra-terrestrial solar radiation, relative humidity, wind speed, 10 different input parameters were constructed, and four statistical indicators were adopted (R^2 , $RMSE$, MBE , MAE) to evaluate the performance of the models. The statistical results show that when meteorological data is sufficient, the CatBoost 10 model is recommended as the predictive model for pan evaporation in Jiangxi Province. The values of R^2 , $RMSE$, MBE , MAE in verification period are 0.744, 0.842 mm/d, 0.006 mm/d, 0.633 mm/d, respectively. When the input com-

收稿日期:2019-11-22; 修回日期:2020-06-21

基金项目:国家自然科学基金项目(51709143);江西省自然科学基金项目(20171BAB216051)

作者简介:陈志月(1997-),女,江西南昌人,硕士研究生,主要从事水文水资源规划与设计工作。

通讯作者:吴立峰(1985-),男,黑龙江阿城人,博士,讲师,硕士生导师,主要从事农业水土高效利用方面研究。

combination is the same, the accuracy of the three learning machine models is better than their corresponding empirical models. This improved the model accuracy of predicting pan evaporation in Jiangxi.

Key words: pan evaporation; prediction model; empirical model; GPR; XGBoost; CatBoost; Jiangxi area

1 研究背景

水面蒸发量的确定在水资源计算中具有不可替代的作用,流域水资源评价、水库水量计算和农田灌溉制度制定等都必须参考水面蒸发量。在我国,通常采用 E601 蒸发皿(直径 60 cm)和 E20 蒸发皿(直径 20 cm)直接测量水面蒸发量。20 世纪以来人类活动导致全球变暖,气候变化受到越来越多的关注,许多学者指出蒸发皿蒸发量的观测值并没有随着大气温度的升高而增加,反而呈现下降的趋势^[1-3],并把这种现象称为“蒸发悖论”^[4]。研究证明“蒸发悖论”的原因在于只是简单地建立气温与水面蒸发量的联系,而实际上风速、相对湿度、太阳辐射、水汽压、日照时数等气象因子均为影响水面蒸发量的主要因素^[5-7]。为了全面认识气象因子与水面蒸发量的相关关系,并确定在一定气候条件下影响水面蒸发量的主导因子,有些学者利用机器学习模型预测流域水面蒸发量,通过不断地优化输入参数来提高模型预测精度。

近年来,随着人工智能算法的快速发展,越来越多的机器学习模型被提出并应用于估算蒸散发,如人工神经网络^[8]、支持向量机^[9]、多层感知器^[10]、广义回归神经网络^[11]、自适应神经模糊推理系统^[12]和极限学习机^[13]等,这些机器学习模型在处理自变量与因变量之间的非线性关系方面具有强大的功能。刘彩红等^[14]评价了 BP 神经网络在新疆平原地区预测水面蒸发量的表现,认为该模型的预测精度较高,比其他常用方法构建简单且误差较小,且所需的材料易于获得。丁薇^[15]研究了 PCA - RBF 神经网络模型在太原地区预测水面蒸发量的适用性,结果表明 CA - RBF 神经网络模型的表现较好,预测精度达到了 83% 的合格率。有学者比较了 6 种基于软计算方法的模型(多层感知器(MLP)、广义回归神经网络(GRNN)、模糊遗传(FG)、最小二乘支持向量机(LSSVM)、多元自适应回归样条(MARS)、自适应神经模糊推理系统(ANFIS - GP))和两种回归模型(多元线性回归(MLR)和 Stephens and Stewart 模型(SS))预测水面月蒸发量的表现,得出不同的气候条件下模型的精度也不相同,大多数气象站点的蒸发量模拟结果显示 MLP 模型的性能优于其他模型,预测结果准确性排名为 MLP > GRNN >

LSSVM > FG > ANFIS - GP > MARS > MLR^[16]。

江西地区处于长江中下游,包含鄱阳湖流域,近年来旱涝灾害频发,属于水资源矛盾比较突出的地区。闵骞等^[3]对鄱阳湖流域近 50 年水面蒸发量的变化特征及其原因进行了分析,得出该流域存在“蒸发悖论”的现象,且认为水面蒸发量的变化是由于大范围气候变化胁迫的结果。由于水面蒸发量预测模型具有很强的地区适应性,且目前关于江西地区的水面蒸发量预测模型的研究还缺乏报道^[17],因此,为了进一步分析温度、风速、相对湿度、太阳辐射、水汽压等气象因子对鄱阳湖流域水面蒸发量变化的综合影响,以及资料缺乏时水面蒸发量的插补和模拟,本研究拟使用 3 种在蒸发量模拟中较少使用的机器学习方法(GPR、XGBoost 和 CatBoost),建立该地区的水面蒸发量模拟模型,找出该气候条件下影响水面蒸发量的主导气象因子,并确定最适宜的气象因子组合。

本次研究内容包括:(1)评估 GPR、XGBoost 和 CatBoost 这 3 种机器学习模型在江西地区预测水面蒸发量的适应性;(2)通过比较不同输入参数的模型模拟效果,明确在江西地区气候条件下影响水面蒸发量的主导气象因子;(3)将 3 种机器学习模型 GPR、XGBoost 和 CatBoost 与 3 种经验模型 Griffiths^[18]、Stephens and Stewart (SS)^[19]和 Priestley - Taylor (PT)^[20]相比较,以便选出气象资料不足时最适宜的水面蒸发量估算模型,为水面蒸发量的高精度模拟提供一定的参考。

2 数据来源与研究方法

2.1 研究区域概况

江西省位于我国东南部,东、西、南三面环山,北部为鄱阳湖冲击平原区,这种地形特点使得该地区地势南高北低,且有利于河流汇集。江西省内共有大小河流 2 400 多条,河网密集,五大河系(赣江、抚河、信江、饶河和修河)以鄱阳湖为汇聚中心组成了一个完整的水系。受到东亚季风的显著影响,该地区属于亚热带湿润气候,水资源丰富,雨量充沛,多年平均降水量为 1 341 ~ 1 943 mm,多年平均气温为 16.3 ~ 19.5 °C。

2.2 数据来源

本次研究选用了江西地区 16 个气象站点(修

水站、宜春站、吉安站、遂川站、赣县站、鄱阳站、景德镇站、南昌站、樟树站、贵溪站、玉山站、上饶站、南城站、广昌站、全南站和寻乌站)在2001-2015年期间的逐日气象资料,包括最高/最低气温(T_{max}/T_{min})、全球太阳辐射(R_s)、地外太阳辐射(R_a)、相对湿度(H_R)、风速(S_w)和E601蒸发皿实测的水面蒸发量,数据来源于中国气象科学数据共享服务网(ht-

tp://data.cma.cn/)地面观测数据中的逐日气象资料,若某日的1个气象数据丢失或错误时,该日的所有气象数据均被剔除。在筛选后的长系列连续气象资料中,选取2001-2010年的数据用于模型的率定,2010-2015年的数据用于模型的验证。表1为2001-2015年江西地区16个气象站的气象数据日平均值。

表1 2001-2015年江西地区16个气象站的气象数据日平均值

气象站	$T_{max}/$ °C	$T_{min}/$ °C	$H_R/$ %	$S_w/$ ($m \cdot s^{-1}$)	$R_a/$ ($MJ \cdot m^{-2} \cdot d^{-1}$)	$R_s/$ ($MJ \cdot m^{-2} \cdot d^{-1}$)	E601 蒸发皿/ ($mm \cdot d^{-1}$)
修水	23.260	13.190	78.179	1.067	31.682	11.801	2.203
宜春	22.711	14.578	79.526	1.828	32.090	10.992	2.626
吉安	23.764	15.857	78.414	1.560	32.219	11.471	2.580
遂川	24.155	15.729	76.041	1.676	32.455	11.934	2.768
赣县	24.782	16.496	72.218	1.409	32.605	12.375	2.672
鄱阳	22.610	15.405	73.529	1.980	31.685	11.844	2.831
景德镇	23.609	14.782	73.409	1.244	31.633	11.798	2.467
南昌	22.574	15.632	72.239	1.833	31.853	12.330	2.641
樟树	23.196	15.623	74.572	1.181	31.970	11.412	2.323
贵溪	23.610	15.594	74.811	1.626	31.878	11.468	2.643
玉山	23.388	14.637	75.113	1.994	31.897	11.826	2.722
上饶	23.754	14.466	75.823	1.270	31.849	12.392	2.312
南城	23.259	15.139	77.503	2.563	32.087	11.893	3.157
广昌	24.289	15.160	79.888	1.326	32.331	11.683	2.661
全南	25.133	16.185	75.983	1.570	32.851	11.780	2.802
寻乌	25.016	15.507	78.067	1.127	32.831	11.989	2.599

2.3 经验模型

Griffiths、Stephens and Stewart (SS) 和 Priestley - Taylor (PT) 3种经验模型是目前广泛使用的蒸散发估算模型^[21-23],其输入参数组合及模型方程见表2。由表2可以看出,3种经验模型对应不同的输入组合时,模型基于的方程式也各不相同,其中, a 、 b 、 c 均为拟合系数; T_a 为平均气温; R_n 为净辐射; γ 为湿度常数; Δ 为蒸汽气压曲线比降。

表2 3种经验模型的输入参数组合及模型方程

经验模型	输入参数组合	模型方程
Griffith	$T_{max}, T_{min}, R_a, S_w$	$E = a + bT_a + cS_w$
SS	T_{max}, T_{min}, R_s	$E = R_s(a + bT_a)$
PT	T_{max}, T_{min}, R_s	$E = a \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} R_n$

2.4 机器学习模型

(1) GPR模型。高斯过程回归(GPR)模型是利用高斯过程先验对数据进行回归分析的非参数模型。模型建立如下:

$$y = f(x) + \varepsilon \quad (1)$$

式中: $f(x)$ 为高斯过程函数; y 为观测值; x 为输入向量;噪声 $\varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$ 。

因此得到了关于观测值 y 的先验分布:

$$y \sim N(0, K(X, Y) + \sigma_n^2 I_n) \quad (2)$$

同时也得到了观测值和预测值的联合先验分布如下:

$$\begin{bmatrix} y \\ f_* \end{bmatrix} \sim N\left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 I_n & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{bmatrix}\right) \quad (3)$$

式中: $K(X, X)$ 为 n 阶正定协方差矩阵; $K(X, X_*)$ 为测试点与训练集输入之间的 $n \times 1$ 阶协方差矩阵;

$K(X_*, X_*)$ 为测试点自身的协方差; I_n 为 n 维单位矩阵。

算出预测值的后验算分布为:

$$f_* | X, y, x_* \sim N(\bar{f}_*, \text{cov}(f_*)) \quad (4)$$

且

$$\bar{f}_* = K(x_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I_n]^{-1} y \quad (5)$$

$$\text{cov}(f_*) = K(x_*, x_*) - K(x_* - X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I_n]^{-1} K(X, x_*) \quad (6)$$

式中: \bar{f}_* 和 $\text{cov}(f_*)$ 为测试点所对应的预测值的均值和方差。

(2) CatBoost 模型。CatBoost 是 Gradient Boosting (梯度提升) + Categorical Features (类别型特征), 能够很好地处理分类特征问题并能有效地减少过度拟合问题, 它根据公式(7)将分类特征值转化为数值结果。

令 $\theta = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n]^T$ 置换:

$$\hat{x}_k^i = \frac{\sum_{j=1}^n \prod \{x_j^i = x_k^i\} \cdot y_j + bP}{\sum_{j=1}^n \prod \{x_j^i = x_k^i\} \cdot y_j + b} \quad (7)$$

式中: P 为先验项; b 为先验项的权重。

(3) XGBoost 模型。极限梯度增强 (XGBoost) 模型是一种新的梯度增强学习机的实现方法, 其学习过程解释如下:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^k f_k(x_i) \quad (8)$$

$$f_k \in F \quad (9)$$

式中: k 为树的数目; f_k 为函数空间 F 中的 1 个函数; \hat{y}_i 为预测值; x_i 为输入的第 i 个样本; F 为所有可能的 CART 的集合。

XGBoost 算法迭代过程中步骤 t 的预测如下:

$$\hat{y}_i = 0$$

$$\hat{y}_i^{(1)} = f_1(x_i) = \hat{y}_i^{(0)} + f_1(x_i)$$

$$\hat{y}_i^{(2)} = f_1(x_i) + f_2(x_i) = \hat{y}_i^{(1)} + f_2(x_i) \quad (10)$$

⋮

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^k f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_i(x_i)$$

因此, 得到 XGBoost 算法的目标优化函数, 如公式(11)所示:

$$f_{obj}^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_{i=1}^l \Omega(f_i) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) + \text{constant} \quad (11)$$

式中: l 为损失函数; n 为观测的数目; Ω 为正项。

2.5 输入参数

本次研究以江西地区 16 个气象站点 2011 - 2015 年逐日最高气温、最低气温、相对湿度、风速、全球太阳辐射和地外太阳辐射作为输入参数, 建立了 10 种不同输入参数组合的 GPR 模型、CatBoost 模型和 XGBoost 模型, 如表 3 所示。

表 3 3 种学习机模型的 10 种不同输入参数组合

序号	输入组合	模型		
1	T_{\max}, T_{\min}	GPR 1	CatBoost 1	XGBoost 1
2	R_s	GPR 2	CatBoost 2	XGBoost 2
3	H_R	GPR 3	CatBoost 3	XGBoost 3
4	S_w	GPR 4	CatBoost 4	XGBoost 4
5	T_{\max}, T_{\min}, R_a	GPR 5	CatBoost 5	XGBoost 5
6	$T_{\max}, T_{\min}, R_a, S_w$	GPR 6	CatBoost 6	XGBoost 6
7	$T_{\max}, T_{\min}, R_a, H_R$	GPR 7	CatBoost 7	XGBoost 7
8	T_{\max}, T_{\min}, R_s	GPR 8	CatBoost 8	XGBoost 8
9	$T_{\max}, T_{\min}, R_s, H_R$	GPR 9	CatBoost 9	XGBoost 9
10	$T_{\max}, T_{\min}, R_s, S_w$	GPR 10	CatBoost 10	XGBoost 10

2.6 统计指标

通过决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、平均偏差 (MBE) 和平均绝对误差 (MAE) 4 种统计指标来评估模型预测水面蒸发量的性能。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{i,e} - Y_{i,m})^2} \quad (12)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (Y_{i,e} - \bar{Y}_{i,e})(Y_{i,m} - \bar{Y}_{i,m})]^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{i,e} - \bar{Y}_{i,e})^2 \sum_{i=1}^n (Y_{i,m} - \bar{Y}_{i,m})^2} \quad (13)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{i,e} - Y_{i,m}) \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{i,e} - Y_{i,m}| \quad (15)$$

式中: $Y_{i,e}$ 和 $Y_{i,m}$ 分别为水面蒸发量实测值和模型估算值, mm/d; $\bar{Y}_{i,e}$ 和 $\bar{Y}_{i,m}$ 分别为水面蒸发量实测值的平均数和模型估算值的平均数, mm/d。RMSE、MBE 的绝对值和 MAE 越小、 R^2 越大, 则说明模型拟合的效果越好, 精度越高。

3 结果与分析

3.1 3 种经验模型预测水面蒸发量的精度评估

江西地区主要以山地丘陵为主, 赣州是这种地貌特征的典型城市, 而且是江西省面积最大、人口最多的设区市。本文以赣县为例, 3 种经验模型在赣县气象站模拟江西地区水面蒸发量的精度指标统计

结果如表4所示。通过比较表4中各统计指标的值可以看出,PT模型总体上优于另外两种经验模型。虽然在率定期PT模型的 R^2 比SS模型的略小,但PT模型的 $RMSE$ 、 MBE 绝对值和 MAE 均比SS模型的小,总体上稳定性更高。从表4中还可看出,除了Griffith模型在验证期存在稍微低估现象($MBE \leq 0$),其他两种经验模型均高估了江西地区的水面蒸发量,即 MBE 均大于0,但PT模型的高估程度比SS模型低一些。

图1为3种经验模型水面蒸发量在赣县站的预

测值与实测值之间的散点分布图,由图1可看出,PT模型散点的分布更趋于1:1的关系,表明其模拟效果更好。

本文还评估了3种经验模型在江西地区16个气象测站水面蒸发量的整体预测表现,结果见表5。由表5可得出,验证期PT模型的 $RMSE$ 、 MBE 和 MAE 均小于SS模型的值,但 R^2 值较SS模型的明显要小,说明该模型预测精度不佳。因此在赣县站表现较好的PT模型在江西地区的16个测站上体现出不适性,难以推广至整个江西地区。

表4 3种经验模型预测水面蒸发量的精度指标统计结果(赣县站)

经验模型	率定期				验证期			
	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)
Griffith	0.493	1.238	0.000	0.983	0.572	1.147	-0.059	0.898
SS	0.573	1.202	0.218	0.907	0.619	1.149	0.233	0.869
PT	0.572	1.165	0.131	0.891	0.635	1.082	0.123	0.816

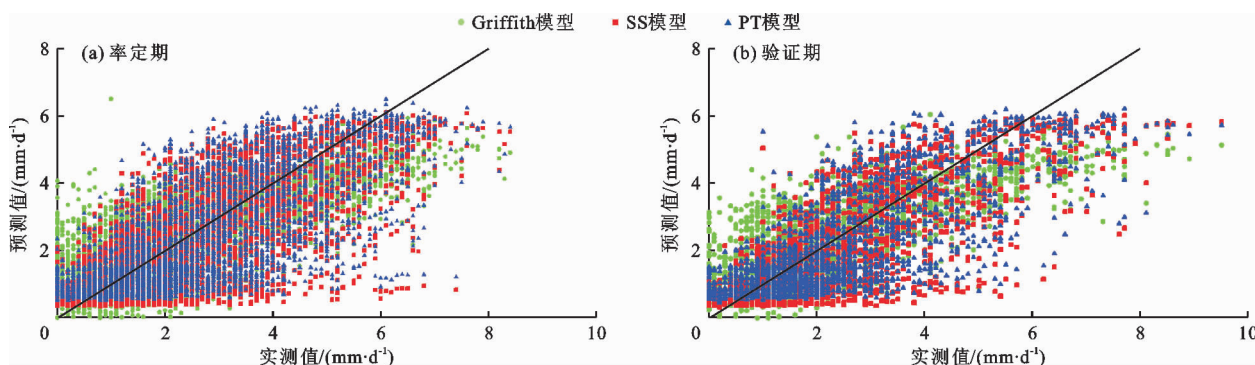


图1 3种经验模型预测水面蒸发量在率定期和验证期预测值与实测值的散点图(赣县站)

表5 3种经验模型预测水面蒸发量的精度指标统计结果(16个测站的平均值)

经验模型	率定期				验证期			
	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)
Griffith	0.476	1.198	0.000	0.955	0.459	1.196	-0.034	0.943
SS	0.570	1.165	0.228	0.876	0.581	1.145	0.256	0.865
PT	0.570	1.149	0.189	0.877	0.573	1.134	0.207	0.862

3.2 3种机器学习模型预测水面蒸发量的精度评估

为了筛选出最适宜于江西地区的水面蒸发量预测模型,选用3种学习机模型,即GPR、CatBoost和XGBoost。模型预测水面蒸发量的精度很大程度上取决于模型性质和输入参数。

以赣县站的气象资料作为输入参数,GPR、Cat-

Boost和XGBoost3种学习机模型预测水面蒸发量的精度指标统计结果见表6。比较表6中3种学习机模型不同输入组合的各统计指标均值可知,XGBoost模型的 R^2 最大, $RMSE$ 、 MBE 的绝对值和 MAE 最小,其预测精度优于GPR模型和CatBoost模型。另外,表6中3种学习机模型的 MAE 均接近于0,说

明存在轻微的过拟合或欠拟合。当输入组合中有 4 个参数时(T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s 或 R_a 、 S_w 或 H_R)，率定期估算精度最高的为 XGBoost 模型(均值： $R^2 = 0.833$ ， $RMSE = 0.705$ mm/d， $MBE = 0$ ， $MAE = 0.548$ mm/d)；而验证期估算精度最高的为 GPR 模型(均值： $R^2 = 0.715$ ， $RMSE = 0.938$ mm/d， $MBE = 0.042$ mm/d， $MAE = 0.7$ mm/d)。当输入组合中有

3 个参数时(T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s 或 R_a)，率定期和验证期估算精度最高的均为 XGBoost 模型(均值：率定期， $R^2 = 0.833$ ， $RMSE = 0.714$ mm/d， $MBE = 0$ ， $MAE = 0.554$ mm/d；验证期， $R^2 = 0.692$ ， $RMSE = 0.977$ mm/d， $MBE = 0.05$ mm/d， $MAE = 0.731$ mm/d)。表明 XGBoost 模型水面蒸发量估测值的偏离程度均小于其他两种模型。

表 6 10 种不同输入参数组合条件下 3 种学习机模型预测水面蒸发量的精度指标统计结果(赣县站)

模型	输入组号	率定期				验证期			
		R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)
GPR	1	0.632	1.053	-0.001	0.820	0.653	1.031	-0.016	0.791
	2	0.524	1.198	0.002	0.939	0.567	1.152	0.030	0.898
	3	0.348	1.402	0.001	1.136	0.296	1.498	0.282	1.188
	4	0.101	1.647	0.001	1.347	0.186	1.600	-0.041	1.332
	5	0.669	1.000	-0.002	0.774	0.667	1.009	-0.024	0.767
	6	0.712	0.932	0.000	0.717	0.694	0.969	-0.034	0.729
	7	0.743	0.880	0.000	0.675	0.724	0.925	0.121	0.690
	8	0.672	0.996	0.002	0.766	0.692	0.972	-0.019	0.731
	9	0.741	0.883	0.003	0.673	0.729	0.918	0.114	0.677
	10	0.719	0.921	0.002	0.711	0.712	0.940	-0.035	0.705
	均值	0.586	1.091	0.001	0.856	0.592	1.101	0.038	0.851
CatBoost	1	0.640	1.041	0.000	0.813	0.648	1.039	-0.011	0.799
	2	0.524	1.199	0.000	0.939	0.570	1.147	0.035	0.894
	3	0.348	1.403	0.000	1.136	0.301	1.495	0.291	1.180
	4	0.104	1.645	0.000	1.346	0.185	1.600	-0.040	1.330
	5	0.696	0.960	0.000	0.746	0.653	1.032	-0.019	0.790
	6	0.753	0.864	0.000	0.667	0.679	0.998	-0.028	0.748
	7	0.783	0.809	0.000	0.619	0.701	0.968	0.132	0.718
	8	0.704	0.946	0.000	0.731	0.682	0.986	-0.025	0.749
	9	0.810	0.757	0.000	0.578	0.711	0.951	0.116	0.704
	10	0.830	0.718	0.000	0.544	0.729	0.924	0.109	0.678
	均值	0.619	1.034	0.000	0.812	0.586	1.114	0.056	0.859
XGBoost	1	0.684	0.977	-0.001	0.762	0.640	1.051	-0.006	0.808
	2	0.596	1.105	0.001	0.870	0.560	1.161	0.022	0.903
	3	0.109	1.640	-0.002	1.340	0.166	1.604	-0.026	1.325
	4	0.728	0.909	0.001	0.707	0.654	1.030	-0.016	0.786
	5	0.819	0.744	0.000	0.579	0.677	0.999	-0.018	0.753
	6	0.841	0.697	0.001	0.540	0.701	0.970	0.137	0.722
	7	0.745	0.880	0.001	0.683	0.684	0.984	-0.025	0.748
	8	0.846	0.683	0.001	0.529	0.707	0.955	0.117	0.708
	9	0.832	0.717	0.000	0.560	0.706	0.955	-0.030	0.719
	10	0.912	0.524	0.000	0.407	0.719	0.941	0.116	0.692
	均值	0.711	0.888	0.000	0.698	0.621	1.065	0.027	0.816

当气象数据资料极其缺乏,只有大气温度、全球太阳辐射、相对湿度或风速时,以单一气象因子作为输入参数,对3种模型预测结果的均值进行对比,从而评价3种模型的精度。结果显示,XGBoost模型的精度仍然最高(率定期均值: $R^2 = 0.529$, $RMSE = 1.158$ mm/d, $MBE = 0$, $MAE = 0.920$ mm/d;验证期均值: $R^2 = 0.505$, $RMSE = 1.212$ mm/d, $MBE = -0.006$ mm/d, $MAE = 0.956$ mm/d)。可见XGBoost模型在气象资料不足时预测水面蒸发量具有明显的优越性。当气象资料充分时,CatBoost 10模型最优,其 R^2 、 $RMSE$ 、 MBE 、 MAE 值分别为0.729、0.924 mm/d、0.109 mm/d、0.678 mm/d。

上述3种学习机模型模拟结果均显示,当输入参数为完整的气象数据时,模型的模拟精度最高。如果在 T_{max} 、 T_{min} 、 R_a 的输入组合中增加1个参数(S_w 或 H_R),或者在 T_{max} 、 T_{min} 、 R_s 的输入组合中增加1个

参数(S_w 或 H_R),3种学习机模型的预测精度均会提高。已有研究表明^[22],输入参数增加,则模型的预测精度也随之提高,本次研究结果也与之相符。当输入组合中有3个参数时,3种学习机模型的模拟结果均显示输入参数为 T_{max} 、 T_{min} 、 R_s 的模型优于输入参数为 T_{max} 、 T_{min} 、 R_a 的模型,说明全球太阳辐射参数对模型预测精度的影响要大于地外太阳辐射参数的影响。此外,输入组合中只有大气温度(T_{max} 、 T_{min})作为参数的模型精度高于只有全球太阳辐射或相对湿度作为参数的模型精度,其中相对湿度作为唯一输入参数的模型精度最低。因此,10种不同输入参数组合的学习机模型模拟结果均显示,影响江西地区水面蒸发量的关键气象因子为 T_{max} 、 T_{min} 、 R_s 。

图2为3种学习机模型在赣县站模拟江西地区水面蒸发量的预测值与实测值之间的散点图,不同颜色的点表示不同输入组合的学习机模型。

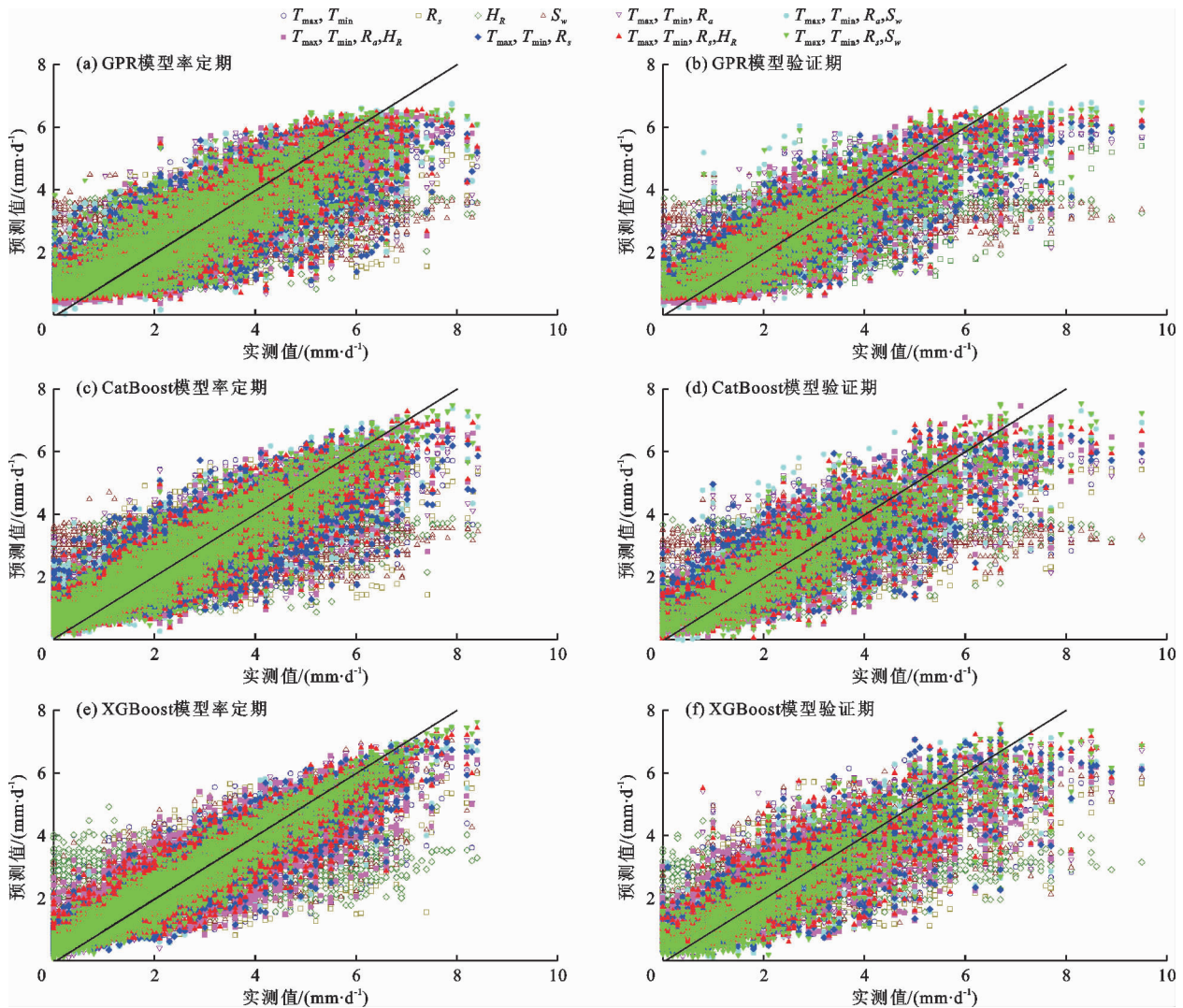


图2 10种不同输入参数组合条件下3种学习机模型在率定期和验证期的预测值与实测值散点图(赣县站)

从图 2 中可以明显看出,无论是率定期还是验证期, GPR 10、CatBoost 10 或 XGBoost 10 模型的散点图最接近 1:1 的关系,表明其拟合程度最高。

为了验证上述结果的准确性,对 3 种学习机模型在江西地区 16 个气象站模拟水面蒸发量的统计结果进行分析(见表 7),结果与赣县气象测站的分析结果大体一致。比较表 7 中 10 种不同输入参数模型的精度统计指标均值可知, XGBoost 模型的表现最佳,与 GPR 和 CatBoost 模型相比,其 R^2 最大, $RMSE$ 、 MBE 绝对值和 MAE 最小,因此预测水面蒸发

量的精度最高。当气象资料不充分只有 3 个参数时 (T_{max} 、 T_{min} 、 R_s 或 R_a), 甚至只有大气温度、全球太阳辐射、相对湿度或风速单个气象资料时,结果仍然显示 XGBoost 模型在率定期和验证期均优于其他两种学习机模型。但是,当输入组合中有 4 个参数时,验证期 CatBoost 10 模型的模拟效果最优,其 R^2 、 $RMSE$ 、 MBE 、 MAE 值分别为 0.744、0.842 mm/d、0.006 mm/d、0.633 mm/d,这表明当气象资料充分时,CatBoost 10 模型为江西地区水面蒸发量的最佳预测模型。

表 7 10 种不同输入参数组合条件下 3 种学习机模型预测水面蒸发量的精度指标统计结果(16 个测站的平均值)

模型	输入组号	率定期				验证期			
		R^2	$RMSE/$ ($mm \cdot d^{-1}$)	$MBE/$ ($mm \cdot d^{-1}$)	$MAE/$ ($mm \cdot d^{-1}$)	R^2	$RMSE/$ ($mm \cdot d^{-1}$)	$MBE/$ ($mm \cdot d^{-1}$)	$MAE/$ ($mm \cdot d^{-1}$)
GPR	1	0.607	1.036	-0.001	0.799	0.579	1.056	0.002	0.809
	2	0.526	1.142	0.002	0.890	0.544	1.103	0.017	0.854
	3	0.228	1.451	0.001	1.171	0.188	1.470	-0.007	1.181
	4	0.323	1.337	0.000	1.065	0.312	1.332	-0.011	1.046
	5	0.681	0.937	-0.001	0.717	0.640	0.979	-0.007	0.745
	6	0.725	0.867	0.000	0.660	0.690	0.923	0.006	0.698
	7	0.705	0.893	0.001	0.679	0.676	0.927	0.021	0.701
	8	0.705	0.900	0.002	0.686	0.683	0.935	-0.008	0.710
	9	0.739	0.845	0.002	0.641	0.701	0.891	0.009	0.673
	10	0.751	0.826	0.002	0.629	0.716	0.878	0.006	0.664
	均值	0.599	1.023	0.001	0.794	0.573	1.049	0.003	0.808
CatBoost	1	0.629	1.015	0.000	0.784	0.589	1.057	0.001	0.809
	2	0.533	1.142	0.000	0.890	0.552	1.104	0.007	0.856
	3	0.352	1.343	0.000	1.076	0.297	1.390	0.024	1.108
	4	0.082	1.599	0.000	1.301	0.090	1.568	-0.078	1.265
	5	0.686	0.935	0.000	0.718	0.610	1.030	0.003	0.786
	6	0.765	0.809	0.000	0.618	0.662	0.956	-0.002	0.726
	7	0.796	0.753	0.000	0.570	0.708	0.906	0.002	0.685
	8	0.704	0.908	0.000	0.699	0.644	0.989	-0.005	0.754
	9	0.817	0.714	0.000	0.539	0.711	0.903	-0.005	0.681
	10	0.842	0.663	0.000	0.499	0.744	0.842	0.006	0.633
	均值	0.621	0.988	0.000	0.769	0.561	1.074	-0.005	0.830
XGBoost	1	0.662	0.961	0.000	0.742	0.566	1.074	0.005	0.820
	2	0.597	1.055	0.000	0.826	0.529	1.122	0.014	0.868
	3	0.091	1.582	0.000	1.286	0.078	1.567	-0.070	1.262
	4	0.711	0.891	0.000	0.685	0.595	1.038	0.006	0.791
	5	0.825	0.698	0.000	0.538	0.652	0.963	0.015	0.731
	6	0.848	0.649	0.000	0.496	0.702	0.907	0.014	0.685
	7	0.735	0.854	0.000	0.659	0.632	0.995	0.000	0.758
	8	0.852	0.641	0.000	0.491	0.707	0.901	0.005	0.678
	9	0.837	0.673	0.000	0.522	0.678	0.930	0.002	0.708
	10	0.920	0.473	0.000	0.365	0.732	0.854	0.023	0.643
	均值	0.708	0.848	0.000	0.661	0.587	1.035	0.001	0.794

3.3 相同输入参数组合的经验模型与学习机模型预测精度评估

本文还对相同输入参数组合的学习机模型和经验模型预测江西地区水面蒸发量的性能进行了比较。同样以赣县站气象资料为例,结果见表8。由表8可看出,当 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_a 、 S_w 作为输入参数时,GPR 6、CatBoost 6和XGBoost 6在率定期和验证期优于Griffith模型,其中XGBoost 6模型的表现最佳;当 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s 作为输入参数时,GPR 8、CatBoost 8和XGBoost 8模型在率定期和验证期优于SS和PT模型,同样以XGBoost 8模型表现最佳。虽然XG-

Boost模型表现出轻微过拟合($MAE > 0$),但其 R^2 最大且 $RMSE$ 、 MAE 最小,因此,在相同输入参数的情况下,优先选用学习机模型作为江西地区水面蒸发量的估算方法。

为了验证学习机模型的稳定性,表9对相同输入参数组合的学习机模型与经验模型预测水面蒸发量的16个气象站统计结果平均值进行评估,得出的结果与表8的分析结果一致,即在输入参数为 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_a 、 S_w 或 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s 的条件下,学习机模型优于经验模型,其中XGBoost模型的预测精度最高,但其 $MBE > 0$,表现出过拟合的现象。

表8 相同输入参数组合的学习机模型和经验模型的预测精度指标统计结果(赣县站)

输入组合	模型	率定期				验证期			
		R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)
T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_a 、 S_w	Griffith	0.493	1.238	0.000	0.983	0.572	1.147	-0.059	0.898
	GPR 6	0.712	0.932	0.000	0.717	0.694	0.969	-0.034	0.729
	CatBoost 6	0.753	0.864	0.000	0.667	0.679	0.998	-0.028	0.748
	XGBoost 6	0.841	0.697	0.001	0.540	0.701	0.970	0.137	0.722
T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s	SS	0.573	1.202	0.218	0.907	0.619	1.149	0.233	0.869
	PT	0.572	1.165	0.131	0.891	0.635	1.082	0.123	0.816
	GPR 8	0.672	0.996	0.002	0.766	0.692	0.972	-0.019	0.731
	CatBoost 8	0.704	0.946	0.000	0.731	0.682	0.986	-0.025	0.749
XGBoost 8	0.846	0.683	0.001	0.529	0.707	0.955	0.117	0.708	

表9 相同输入参数组合的学习机模型和经验模型的预测精度指标统计结果(16个测站的平均值)

输入组合	模型	率定期				验证期			
		R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	R^2	$RMSE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MBE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	$MAE/$ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)
T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_a 、 S_w	Griffith	0.476	1.198	0.000	0.955	0.459	1.196	-0.034	0.943
	GPR 6	0.725	0.867	0.000	0.660	0.690	0.923	0.006	0.698
	CatBoost 6	0.765	0.809	0.000	0.618	0.662	0.956	-0.002	0.726
	XGBoost 6	0.848	0.649	0.000	0.496	0.702	0.907	0.014	0.685
T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s	SS	0.570	1.165	0.228	0.876	0.581	1.145	0.256	0.865
	PT	0.570	1.149	0.189	0.877	0.573	1.134	0.207	0.862
	GPR 8	0.705	0.900	0.002	0.686	0.683	0.935	-0.008	0.710
	CatBoost 8	0.704	0.908	0.000	0.699	0.644	0.989	-0.005	0.754
XGBoost 8	0.852	0.641	0.001	0.491	0.707	0.901	0.005	0.678	

4 讨论

本文提出的Griffiths、PT和SS 3种经验模型精度较低,稳定性不佳。在输入相同参数的条件下,即输入参数为 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_a 、 S_w 或 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s , 3种经

验模型的性能均低于相应的学习机模型。由于水面蒸发量受到多种气象条件的影响,而经验模型只是单纯依靠数据的拟合而得到的,缺乏机理性,因此难以反映水面蒸发量的动态变化。

本项研究表明GPR、XGBoost和CatBoost模型

在江西地区的适应性各不相同。气象资料充足时,验证期 CatBoost 10 模型在该区域表现最佳;而气象资料不足时,XGBoost 模型通常表现较好。造成这种现象的原因是:CatBoost 模型使用了贪婪算法,当输入数据不足以解释全部蒸发量变化原因时,模型会有一定程度的过度解释,即过拟合问题;当气象因子充足时,XGBoost 模型相对 CatBoost 模型更保守的拟合策略造成了轻微的欠拟合问题,因此其精度不如 CatBoost 模型。而 GPR 模型对数据的分布要求更高,当数据分布不符合高斯分布时,模型的精度会受到影响。因此,不推荐 GPR 模型作为该地区的预测模型。

在实际情况中,应根据所得气象资料情况来选用适宜的模型预测江西地区水面蒸发量,这对于偏远山区和蒸发皿观测数据缺失的地区具有一定的实用意义。本文还分析了 10 种不同输入参数组合的学习机模型模拟效果,得出影响江西地区水面蒸发量的关键气象因子为 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s , 即温度和地表总辐射。比较长江流域其他地区的相关研究可以看出,水面蒸发量的影响因素各有不同,如洞庭湖流域的关键气象因子是温度和日照时间^[23];四川盆地的主要气象因子依次为日照时数、风速、水汽压和气温^[7]。显然,太阳辐射是地球能量的来源,其直接影响着温度的变化,间接影响着风速、相对湿度等因子的变化,在江西地区,以太阳辐射的间接作用即改变地表温度来影响蒸发为主要特征,而其他地区以直接影响为主要特征。

5 结 论

本文研究评价了 3 种学习机模型 (GPR、XGBoost 和 CatBoost 模型) 和 3 种经验模型 (Griffiths、PT 和 SS 模型) 对江西地区水面蒸发量的模拟效果,得出结论如下:

(1) 气象资料充分时,验证期 CatBoost 10 模型表现最佳,即输入组合为 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s 、 S_w 时,该模型的 R^2 、 $RMSE$ 、 MBE 、 MAE 值分别为 0.744、0.842 mm/d、0.006 mm/d、0.633 mm/d,为江西地区适宜的水面蒸发量预测模型。

(2) 输入参数同为 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_a 、 S_w 或 T_{\max} 、 T_{\min} 、 R_s 时,3 种学习机模型均优于相应的经验模型,其中 XGBoost 模型的预测精度最高。

参考文献:

[1] 王艳君,姜彤,许崇育,等. 长江流域 1961-2000 年

蒸发量变化趋势研究[J]. 气候变化研究进展, 2005, 1(3):99-105.

- [2] 邱新法,刘昌明,曾燕. 黄河流域近 40 年蒸发皿蒸发量的气候变化特征[J]. 自然资源学报, 2003, 18(4):437-442.
- [3] 闵 蓁,苏宗萍,王叙军. 近 50 年鄱阳湖水面蒸发变化特征及原因分析[J]. 气象与减灾研究, 2007, 30(3):17-20.
- [4] RODERICK M L, FARQUHAR G D. The cause of decreased pan evaporation over the past 50 years[J]. Science, 2002, 298(5597):1410-1411.
- [5] 崔亚强,朱元骏. 陕西长武塬区蒸发皿蒸发量影响因子及预测[J]. 干旱气象, 2017, 35(4):575-580.
- [6] 陈 思. 干旱区水面蒸发量的影响因素研究[J]. 四川建材, 2017, 43(11):39-40.
- [7] 杨甫乐,荣艳淑,杨甫光. 四川盆地蒸发皿蒸发量变化趋势及影响因子分析[J]. 水资源保护, 2014, 30(3):38-44+60.
- [8] KHOOB A R. Artificial neural network estimation of reference evapotranspiration from pan evaporation in a semi-arid environment[J]. Irrigation Science, 2008, 27(1):35-39.
- [9] KISI O. Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree [J]. Journal of Hydrology, 2015, 528:312-320.
- [10] GHORBANI M A, DEO R C, YASEEN Z M, et al. Pan evaporation prediction using a hybrid multilayer perceptron-firefly algorithm (MLP-FFA) model: Case study in North Iran [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2018, 133:1119-1131.
- [11] FENG Yu, PENG Yong, CUI Ningbo, et al. Modeling reference evapotranspiration using extreme learning machine and generalized regression neural network only with temperature data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 136:71-78.
- [12] GOYAL M K, BHARTI B, QUILTY J, et al. Modeling of daily pan evaporation in subtropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(11):5267-5276.
- [13] FENG Yu, JIA Yue, ZHANG Qingwen, et al. National-scale assessment of pan evaporation models across different climatic zones of China [J]. Journal of Hydrology, 2018, 564:314-328.
- [14] 刘彩红,冯宗友. 基于 BP 神经网络的新疆平原地区水面蒸发量预测模型研究[J]. 重庆工学院学报(自然科学版), 2007, 21(6):87-89.
- [15] 丁 薇. 基于 PCA-RBF 神经网络的水面蒸发预测研究[J]. 山西水土保持科技, 2018(3):12-14+18.

(下转第 131 页)