



4种人工智能模型在江西省参考作物蒸散量计算中的适用性

刘小华¹, 魏炳乾^{1*}, 吴立峰², 杨坡¹

(1. 西安理工大学省部共建西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西 西安 710048; 2. 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)



刘小华

摘要:为了实现气象资料缺失下参考作物蒸散量 ET_0 的高精度预测,以江西南昌、吉安及龙南站 1966—2015 年每日最高气温 T_{\max} 、最低气温 T_{\min} 、日照时数 n 、相对湿度 RH 和 2 m 高风速 u_2 作为输入参数,以 FAO-56 Penman-Monteith(P-M)公式的计算结果作为对照,建立了 6 种不同气象要素组合条件下的 4 种 ET_0 计算模型,并分别与输入相同数据的经验法计算结果进行了比较。结果表明,在 3 个站点中,多元自适应回归样条法 MARS 模型的精度最高,且计算简便,可作为江西省蒸散量模拟的推荐方法。当 4 种模型的输入数据完整时,模拟精度均达到最高,表明 4 种模型均可适用于对参考作物蒸散量的模拟;输入数据缺失条件下,各气象要素对智能模型模拟 ET_0 的影响由大到小按参数排序依次为 $T_{\max}, T_{\min}, n, RH, u_2$ 。与传统经验公式相比,4 种智能模型的 ET_0 计算结果精度均优于输入相同数据的经验法。

关键词: 参考作物蒸散量; 日值对比; 智能模型; 江西省; 经验法

中图分类号: S277.9; S161.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-8530(2020)01-0102-07

Doi: 10.3969/j.issn.1674-8530.18.0070 **开放科学(资源服务)标识码(OSID):**

刘小华,魏炳乾,吴立峰,等. 4 种人工智能模型在江西省参考作物蒸散量计算中的适用性[J]. 排灌机械工程学报, 2020, 38(1): 102-108.

LIU Xiaohua, WEI Bingqian, WU Lifeng, et al. Applicability of four kinds of artificial intelligent models on prediction of reference crop evapotranspiration in Jiangxi province[J]. Journal of drainage and irrigation machinery engineering (JDIME), 2020, 38(1): 102-108. (in Chinese)

Applicability of four kinds of artificial intelligent models on prediction of reference crop evapotranspiration in Jiangxi province

LIU Xiaohua¹, WEI Bingqian^{1*}, WU Lifeng², YANG Po¹

(1. State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region of China, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China; 2. National and Provincial Joint Engineering Laboratory for the Hydraulic Engineering Safety and Efficient Utilization of Water Resources of Poyang Lake Basin, Nanchang, Jiangxi 330099, China)

Abstract: A highly precise estimate of reference crop evapotranspiration (ET_0) in absence of some meteorological data is on demand. Based on daily maximum and minimum ambient temperatures T_{\max} and T_{\min} , sunshine hours n , relative humidity, RH , and wind speed at 2 m height, u_2 , during 1966—2015 in Nanchang, Ji'an and Longnan meteorological stations in Jiangxi province, four artificial intelligent (AI) models for predicting ET_0 were established in terms of different combinations of six meteoro-

收稿日期: 2018-04-09; 修回日期: 2018-05-30; 网络出版时间: 2018-09-27

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1814.TH.20180927.1628.006.html>

基金项目: 陕西水利科技计划项目(2014skj-14); 陕西省教育厅科学研究计划项目(JK0739)

第一作者简介: 刘小华(1994—), 女, 江西赣州人, 硕士研究生(1145156071@qq.com), 主要从事农业工程研究。

通信作者简介: 魏炳乾(1963—), 男, 陕西兴平人, 教授(weibingqian@xaut.edu.cn), 主要从事农业工程、河流工程泥沙、山洪灾害研究。

logical elements by using FAO-56 Penman-Monteith (P-M) formula as standard. The predicted results were compared with those calculated by empirical method. The results show that the MARS model has the highest accuracy in three stations and its computation procedure is simple. Eventually, it is the recommended method for estimating ET_0 in the province. If the input data are complete, four models can achieve the best accuracy, indicating all the models are applicable to ET_0 prediction. In absence of some input data, the influence of meteorological elements on ET_0 estimation from the most important to the least important is as follows: $T_{\max} > T_{\min} > n > RH > u_2$. Compared with the traditional empirical formulas, the accuracy of four AI models is better for the same input data.

Key words: reference crop evapotranspiration; daily value contrast; intelligent model; Jiangxi Province; experiential method

参考作物蒸散量(ET_0)既是计算作物需水量的关键,又是实时灌溉预报和农田水分管理的重要参数。国内外通常以P-M公式作为计算 ET_0 的标准方法^[1],但是对气象数据要求很高,而许多地区很难获取完整的气象数据,故其应用受到限制,于是许多简易方法就得到了广泛应用,例如:基于气温的Hargreaves-Samani(H-S)法^[2],基于辐射的Irmak-Allen(I-A)法^[3]、Makkink法^[4]和Pristley-Taylor(P-T)法^[5]等。李晨等^[6]比较了Penman法、Penman van Bavel法和以上4种简易方法在四川省不同气候区的适用性,推荐在东部盆地使用H-S法,其他地区使用P-T法。张倩等^[7]评估了Irmak法、H-S以及P-M温度法等8种方法在河南新乡地区的适用性,推荐使用修正后的Imark法。吴立峰等^[8]对H-S等多种方法在西北地区的适用性进行了评价,并对参数进行了率定,给出了缺少不同气象资料时的替代方法。

人工神经网络因其独特的并行计算能力、较强的容错能力、自组织和自适应能力等,已经在自然科学等诸多领域得到了广泛应用,并取得了较好的成果。崔远来等^[9]利用遗传算法的全局空间寻优功能和BP网络映射能力强的优点,建立了以遗传算法确定最优网络结构的进化神经网络模型用于预测 ET_0 。段春青等^[10]基于混沌遗传程序设计建立的 ET_0 预测模型,预测结果较好。徐俊增等^[11]考虑 ET_0 时间序列规律性,建立了基于气象预报资料的 ET_0 神经网络预测模型,模型实用性得以提高。顾世祥等^[12]针对天气复杂地区建立了具有模糊集运算的逐日 ET_0 预测模型,对提高预测精度有着极佳的效果。许多其他算法例如径向基函数神经网络^[13]、广义回归神经网络^[14]、列文伯格-马夸尔特法^[15]、模糊推理系统^[16]等都在预报 ET_0 方面得到了应用。然而,尽管人工智能模型在预报 ET_0 方面已有不少研

究结果,但模型的适用范围多为局部地区,模型参数具有地域性特征,并且缺少适宜江西地区的系统解决办法。

文中在前人研究基础之上,以P-M法计算的 ET_0 为标准值,通过对比多层感知器 ET_0 计算模型、多元自适应样条 ET_0 计算模型、广义回归神经网络 ET_0 及支持向量机 ET_0 计算模型在不同气象资料组合下的模拟精度,从中选择适宜江西地区的最优模型,并获得气象资料不全时参考作物蒸散量简化计算法,以期为江西省农业灌溉制度制定和水资源优化配置提供支撑。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

江西省位于长江中下游南岸,赣北为鄱阳湖平原,赣中、南部以丘陵为主,东西两侧以山地为主。气候属中亚热带温暖湿润季风气候,多年年均气温为16.3~19.5℃,一般自北向南递增。江西省年降雨量为1 341~1 943 mm,河川径流主要靠降雨补给,故季节变化较大,汛期河水暴涨,容易泛滥成灾;又因江西为水稻种植基地,河水泛滥易使水稻产量下降。省内水资源时空分布不均,加大了水资源开发利用的难度,实际有效灌溉面积仅有41.2万hm²,农业灌溉水利用系数为0.45,远低于发达国家的农业灌溉水利用系数0.8。

1.2 数据来源

选取的江西省南昌、吉安、龙南3个站的每日气象资料(包括总辐射量、日照时数、20:00~20:00降雨量、平均气温、最高气温、最低气温、相对湿度和2 m高风速)来源于中国气象科学数据共享服务网地面观测数据中的日值数据集(见“国家气象信息中心”:<http://data.cma.cn/>)。虽然数据集数据

已经经过严格的质量控制,但为了比较不同 ET_0 估算算法的精度,故对气象资料不全的该日全部数据予以剔除。

1.3 研究方法

1.3.1 多层感知器模型

Rumehar 等提出的多层感知器 (MLP) 模型^[17] 是一种前馈人工神经网络模型,由一组输入向量反射到一组输出向量。该方法的具体思想:设某层中某一神经元 j 的输入为 net_j ,其输出为 y_j ,与此层相邻的低层中任一神经元 i 的输出为 y_i ,则有

$$net_j = \sum_i w_{ij}y_i, \quad (1)$$

和 $y_j = [1 + e^{-(net_j+h_j)/\theta_0}]^{-1}$, (2)

式中: w_{ij} 为神经元 j 与神经元 i 之间的连接权; h_j 为神经元的阈值; θ_0 用以调整函数的陡度^[18]。

1.3.2 多元自适应样条

多元自适应回归样条法 (MARS) 是一种专门针对高维数据拟合的回归方法,是模拟变量之间的非线性和相互作用的线性模型的扩展,其一般形式为

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \prod_{k=1}^{k_i} [s_{ki}(x_v(k,i) - t_{ki})], \quad (3)$$

式中: \hat{y} 为模型输出变量值; a_0 为常数; a_i 为基函数的系数; $\prod_{k=1}^{k_i} [s_{ki}(x_v(k,i) - t_{ki})]$ 为基函数; N 为基函数个数; s_{ki} 为变量空间节点的阈值; $x_v(k,i)$ 为独立变量的标识; t_{ki} 为变量空间的节点; k 为独立变量的个数。

模型建模的第一步是迭代过程,模型先生成初始基函数(迭代次数 $I=0$),即 $B_0(x)=1$ 每次迭代 ($I>1$),遍历所有的节点,成对地添加新的以减小误差最多的镜像基函数,直到基函数个数达到最大或者模型精度满足

$$B_{2I-1}(x) = B_i(x) b(x_v, t), \quad (4)$$

$$B_{2I}(x) = B_i(x) b(-x_v, t), \quad (5)$$

式中: $B_i(x)$ 为在迭代中生成的基函数,称作父基函数; $b(x_v, t)$ 为相应基函数的决策系数。

第 2 步是每次循环删除 1 个误差减小量最小的基函数,得到对应的子模型,直到模型只剩下截距项,引入广义交叉验证 GCV 准则如式(6),最终选取 GCV 值最小的子模型为最优模型进行模拟。

$$GCV = \frac{1}{m} \left\{ \sum_{n=1}^m (y_i - \hat{y})^2 / [1 - C(N_1)^2/m] \right\}, \quad (6)$$

$$C(N_1) = N_1 + 1 + dN_1, \quad (7)$$

式中: m 为输入的变量个数; N_1 为模型的有效系数

个数; d 为惩罚因子,一般取 2~4。

1.3.3 广义回归神经网络

广义回归神经网络 (GRNN) 于 1991 年由 SPECHT 提出^[19],是径向基网络的一种。它由 1 个径向网络层和 1 个线性网络层组成,以样本数据为后验条件,执行 Parzen 非参数估计,从观测样本中求出自变量和因变量的联合概率密度函数,直接计算因变量对自变量的回归值,依据概率最大原则计算网络输出^[20]。

文中使用不同输入参数的 GRNN 模型,可在 Matlab 中直接调用 GRNN 函数,其调用格式为 $net = newgrnn(P, T, SPREAD)$,其中 P 为 Q 组输入向量组成的 $R \times Q$ 维矩阵; T 为 Q 组目标向量组成的 $S \times Q$ 维矩阵; $SPREAD$ 为径向基函数的扩展速度,默认取 1^[21]。

1.3.4 支持向量机

支持向量机 (SVM) 弥补了传统神经网络学习算法的多项不足,能较好地解决以往方法中存在的过学习、非线性、局部极值点以及高维数等实际问题^[22]。该法首先假定线性问题,其数据集可表示为 $G = \{(x_i, d_i)\}_i^n$,其中 x_i 是输入向量, d_i 是目标值, n 是数据量。可表示为函数关系,即

$$f(x) = w\varphi(x) + b, \quad (8)$$

式中: $\varphi(x)$ 是向量空间 x 的高维超平面; w 和 b 的值通过结构风险最小化确定。

1.4 统计评价与数据处理

统计评价运用以上各方法计算参考作物蒸发蒸腾量的计算精度,常用均方根误差 (RMSE)、决定系数 (R^2)、纳什效率系数 (NSE) 等评价指标,其计算式为

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (C_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{C} - P_i)^2} \right], \quad (9)$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum (C - \bar{C})(P - \bar{P})}{\sqrt{\sum (C - \bar{C})^2 \sum (P - \bar{P})^2}} \right]^2, \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (C_i - P_i)^2}, \quad (11)$$

式中: n 为样本数; C 为观测值; P 为模拟值; \bar{C} 为观测值平均值; \bar{P} 为模拟值平均值。

若计算精度越高,则 RMSE 越接近 0, R^2 和 NSE 越接近于 1。

2 结果与分析

2.1 智能模型的日值对比

为了检验4种智能模型在江西省 ET_0 计算中的适用性,将南昌、吉安、龙南3个站点1966—2015年

每日最高气温(T_{\max})、最低气温(T_{\min})、日照时数(n)、相对湿度(RH)和2 m高风速(u_2)作为输入参数,分别计算了不同气象要素组合条件下的参考作物蒸散量,并结合P-M公式的计算结果进行验证。3个站点各模型在不同气象要素组合方式下的 ET_0 计算精度评价见表1。

表1 各站的精度评价结果
Tab.1 Evaluation results of accuracy in each station

组合	输入参数	北(南昌)			中(吉安)			南(龙南)		
		RMSE/(mm·d ⁻¹)	NSE	R ²	RMSE/(mm·d ⁻¹)	NSE	R ²	RMSE/(mm·d ⁻¹)	NSE	R ²
MLP1	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2, RH$	0.232	0.980	0.982	0.265	0.974	0.985	0.206	0.976	0.979
MLP2	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2$	0.340	0.959	0.965	0.295	0.970	0.975	0.264	0.961	0.965
MLP3	$T_{\max}, T_{\min}, u_2, RH$	0.514	0.906	0.915	0.510	0.907	0.934	0.462	0.889	0.903
MLP4	$T_{\max}, T_{\min}, n, RH$	0.335	0.960	0.965	0.340	0.960	0.970	0.260	0.962	0.966
MLP5	T_{\max}, T_{\min}, n	0.383	0.948	0.950	0.387	0.944	0.956	0.326	0.941	0.944
MLP6	n, u_2, RH	0.789	0.779	0.790	0.787	0.790	0.809	0.686	0.754	0.760
MARS1	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2, RH$	0.225	0.982	0.983	0.221	0.983	0.983	0.203	0.977	0.977
MARS2	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2$	0.304	0.967	0.966	0.269	0.975	0.975	0.252	0.965	0.964
MARS3	$T_{\max}, T_{\min}, u_2, RH$	0.465	0.912	0.912	0.462	0.927	0.928	0.421	0.901	0.901
MARS4	$T_{\max}, T_{\min}, n, RH$	0.301	0.968	0.968	0.294	0.971	0.970	0.239	0.968	0.967
MARS5	T_{\max}, T_{\min}, n	0.374	0.950	0.951	0.358	0.957	0.956	0.318	0.944	0.944
MARS6	n, u_2, RH	0.730	0.811	0.811	0.723	0.822	0.823	0.644	0.768	0.768
GRNN1	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2, RH$	0.231	0.976	0.977	0.252	0.981	0.981	0.205	0.966	0.969
GRNN2	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2$	0.319	0.967	0.967	0.280	0.973	0.973	0.262	0.961	0.963
GRNN3	$T_{\max}, T_{\min}, u_2, RH$	0.478	0.914	0.923	0.475	0.925	0.934	0.443	0.871	0.898
GRNN4	$T_{\max}, T_{\min}, n, RH$	0.322	0.956	0.965	0.291	0.967	0.972	0.268	0.954	0.960
GRNN5	T_{\max}, T_{\min}, n	0.385	0.947	0.948	0.385	0.953	0.956	0.322	0.942	0.943
GRNN6	n, u_2, RH	0.756	0.796	0.804	0.780	0.790	0.807	0.711	0.714	0.737
SVM1	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2, RH$	0.228	0.980	0.982	0.243	0.979	0.986	0.203	0.977	0.977
SVM2	$T_{\max}, T_{\min}, n, u_2$	0.317	0.964	0.965	0.268	0.968	0.976	0.256	0.964	0.964
SVM3	$T_{\max}, T_{\min}, u_2, RH$	0.468	0.911	0.915	0.467	0.924	0.934	0.430	0.896	0.899
SVM4	$T_{\max}, T_{\min}, n, RH$	0.313	0.965	0.966	0.325	0.963	0.971	0.243	0.967	0.967
SVM5	T_{\max}, T_{\min}, n	0.378	0.949	0.950	0.383	0.950	0.956	0.320	0.943	0.944
SVM6	n, u_2, RH	0.754	0.798	0.801	0.765	0.800	0.812	0.663	0.744	0.749

从表1可知,对于南昌站,MLP模型中MLP1组合的均方根误差RMSE(0.232 mm/d)最小,模型效率系数NSE(0.980)和相关系数R²(0.982)最大;而其他组合的RMSE略有增大,NSE和R²略有减小.RMSE越接近于0,说明模型误差越小;NSE和R²越接近于1,说明模型模拟精度越高,故认为MLP1的模拟精度最好.同理可知其他3种模型中第1组合MARS1,GRNN1,SVM1的模拟精度也为最好.对于吉安和龙南站,与南昌站类似,也是各模型的第1组合MLP1,MARS1,GRNN1,SVM1的误差最小,模拟精度最高.

综上可知,对于3个站点的4种人工智能模型,输入数据完整时组合1的模拟精度最高,适用性强;输入数据为 $T_{\max}, T_{\min}, n, u_2$ 的组合2和输入数据为 $T_{\max}, T_{\min}, n, RH$ 的组合4的模拟精度次之;输入数据为 $T_{\max}, T_{\min}, u_2, RH$ 的组合3的模拟精度低于输入

入数据仅有 T_{\max}, T_{\min}, n 的组合5;输入数据仅有 n, u_2, RH 的模型误差较大,其适用性差.

为了比较4种智能模型的差异,基于RMSE最小的顺序对4种模型的6种参数组合进行排序,结果如表2所示,可以看出3个站在6种参数组合下MARS模型的RMSE均最小,排第1位;SVM模型的RMSE均比GRNN和MLP模型的小,排第2位.在不足6种的参数组合下,GRNN模型的RMSE比MLP的小,排第3位,MLP模型排第4位.

针对3个站北部南昌、中部吉安及南部龙南,基于RMSE的平均排序,可知4种模型中MARS模型的RMSE最小,其次是SVM模型,GRNN模型为第3,MLP模型的RMSE最大.6种组合条件下,由4种模型在3个站点的应用,可知MARS模型适应性最好,MLP模型适应性较差.

表2 基于RMSE的各站模型排序
Tab.2 Element ranking in four models based on RMSE

组合	北(南昌)				中(吉安)				南(龙南)			
	MLP	MARS	GRNN	SVM	MLP	MARS	GRNN	SVM	MLP	MARS	GRNN	SVM
1	4	1	3	2	4	1	3	2	4	1	3	2
2	4	1	3	2	3	1	4	2	4	1	3	2
3	4	1	3	2	4	1	3	2	4	1	3	2
4	4	1	3	2	4	1	3	2	3	1	4	2
5	3	1	4	2	4	1	3	2	4	1	3	2
6	4	1	3	2	4	1	3	2	3	1	4	2
总计	23	6	19	12	23	6	19	12	22	6	20	12
平均排名	4	1	3	2	4	1	3	2	4	1	3	2

2.2 智能模型结果与 P-M 结果比较

图1为龙南站 MLP 模型在 6 个不同组合下的

参考作物蒸散量 ET_0 模拟值与 P-M 法计算结果的对比.

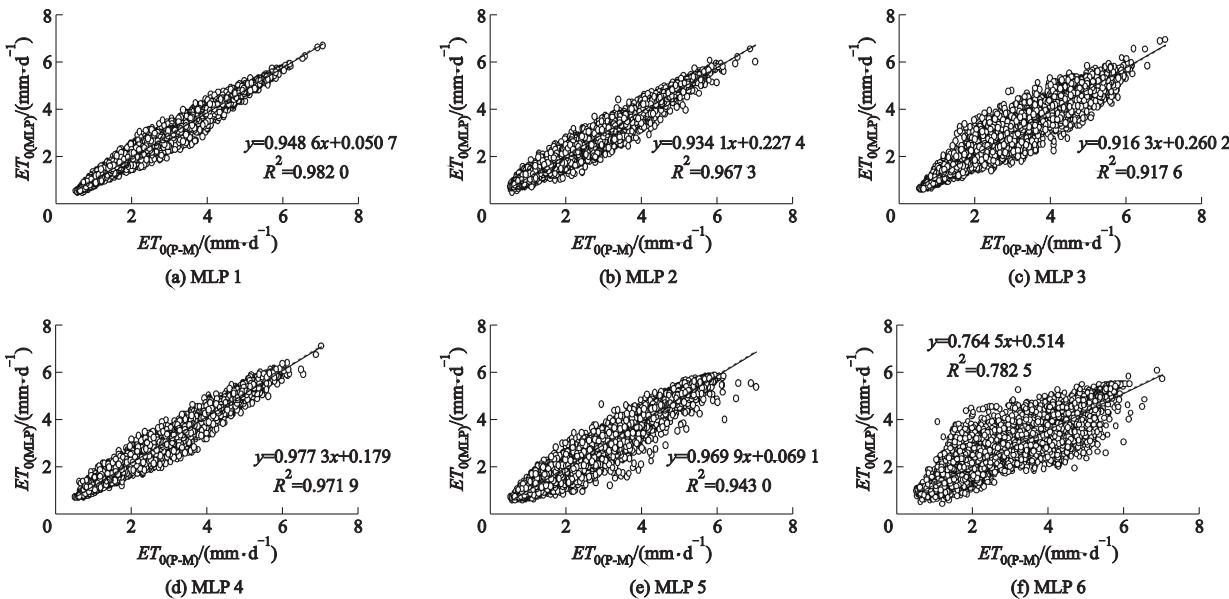


图1 龙南站 MLP 模型与 P-M 的 ET_0 对比
Fig.1 ET_0 comparison between MLP and P-M models in Longnan station

从图1可知,组合MLP1的模拟精度最高,可适用于参考作物蒸散量的模拟,而缺少某些气象资料的其余组合模拟精度有所降低;MLP2(T_{\max} , T_{\min} , n , u_2), MLP4(T_{\max} , T_{\min} , n , RH)的模拟精度稍逊于MLP1,说明RH和 u_2 对模型模拟 ET_0 的影响较小,在缺少RH和 u_2 资料时可选用该模型模拟 ET_0 . MLP5(T_{\max} , T_{\min} , n)的精度高于MLP3(T_{\max} , T_{\min} , u_2 , RH)的,说明日照时数对于模拟蒸散量的影响大于风速和湿度的影响. MLP6(n , u_2 , RH)组合中由于缺少温度数据,精度最差,说明温度对模型的影响最大.龙南站应用其他3个智能模型模拟不同组合下的蒸散量与P-M结果进行对比的结果也与MLP模型相同.

江西省由北向南的日照时数与湿度大致相同,主要区别在于温度,而风速对模型的计算结果影响较小.对于中部的吉安站和北部的南昌站,其结果与

龙南站一样,这说明4种智能模型在不同区域含有温度要素组合的计算精度均较高.因此认为在含有温度的气象组合条件下,4种模型均适用于全省任意地区的 ET_0 计算.

2.3 智能模型与经验法比较

由于组合2(MLP2, MARS2, GRNN2, SVM2)与PVB经验法的输入数据相同,组合5(MLP5, MARS5, GRNN5, SVM5)与I-A, Makkink, P-T法的输入数据相同,故将智能模型组合分别与输入相同数据的经验法进行比较,以说明智能模型在计算 ET_0 中的优越性与准确性.

经验法(P-T, I-A, Makkink 和 PVB 法)的计算精度见表3,其中 PVB 法的精度最差,其 RMSE 大于表1 中 4 种智能模型组合 2 (MLP2, MARS2, GRNN2, SVM2) 的 RMSE,且 NSE 和 R² 均小于智能

模型;P-T,I-A 和 Mak 法的精度相对较高,但与 4 种智能模型组合 5(MLP5,MARS5,GRNN5,SVM5) 相比 RMSE 仍较大,且 R^2 和 NSE 均小于智能模型,由此说明 4 种经验法的模拟精度均低于输入相同数据的智能模型,故建议在该地区使用智能模型法。

表 3 经验法计算精度一览
Tab.3 List of accuracy of empirical method

经验模型	RMSE/(mm · d ⁻¹)	NSE	R^2
Pristley-Taylor(P-T)	0.379	0.921	0.925
Irmak-Allen(I-A)	0.391	0.916	0.922
Makkink(Mak)	0.366	0.927	0.927
Penman-Van Bavel(PVB)	0.845	0.607	0.607

3 结 论

以江西南昌、吉安、龙南 3 个站点 1966—2015 年每日最高气温、最低气温、日照时数、相对湿度和 2 m 高风速作为输入参数,以 P-M 公式的计算结果为对照,建立了 6 种不同气象要素组合条件下的 4 种 ET_0 计算模型,并与经验法进行对比,得出了以下结论:

- 1) 统计结果表明,在相同输入资料条件下,4 种智能模型中 MARS 法模拟精度最高,其次是 SVM,GRNN 和 MLP 法.MARS 法计算简便可直接使用,是 4 种方法中最优的 ET_0 计算方法。
- 2) 当 4 种模型的输入数据完整时,模型的模拟效果最好,此时的 4 种模型均可推荐用于 ET_0 的模拟;当 4 种模型的输入数据仅有最高温度、最低温度、日照时数、风速或者最高温度、最低温度、日照时数、相对湿度时,模拟精度较高,可作为气象要素缺失条件下的推荐方法;当 4 种模型的最高、最低气温数据缺少时,模拟效果极差,不推荐使用.各气象要素对 4 种模型模拟 ET_0 的影响由大到小按要素排序依次为最高和最低气温、日照时数、相对湿度、风速。
- 3) 在 3 个站点中,4 种智能模型的 ET_0 计算精度均优于相同输入数据下的经验法,各经验法的 RMSE 为 0.366~0.845 mm/d,而相同输入数据下的智能模型的 RMSE 为 0.272~0.326 mm/d,经验法模拟精度均低于相同输入数据条件下的 4 种智能模型,表明了 4 种智能模型在江西的模拟精度优于经验法。

参 考 文 献(References)

[1] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop

evapotranspiration—guidelines for computing crop water requirements [R]. Rome: FAO Irrigation and Drainage Paper 56, 1998:300;6541.

- [2] HARGREAVES G H, ALLEN R G. History and evaluation of Hargreaves evapotranspiration equation [J]. Journal of irrigation and drainage engineering, 2003,129(1):53–63.
- [3] 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.
- [4] 杜加强,熊珊珊,刘成程,等.黄河上游地区几种参考作物蒸散量计算方法的适用性比较[J].干旱区地理,2013,36(5):831–840.
- [5] DU Jiaqiang, XIONG Shanshan, LIU Chengcheng, et al. Comparison of models for estimating reference crop evapotranspiration in the headwater catchment of the Yellow River Basin, China [J]. Arid area geography, 2013,36(5):831–840.(in Chinese)
- [6] 袁小环,杨学军,陈超,等.基于蒸渗仪实测的参考作物蒸散发模型北京地区适用性评价[J].农业工程学报,2014,30(13):104–110.
- [7] YUAN Xiaohuan, YANG Xuejun, CHEN Chao, et al. Applicability assessment of reference evapotranspiration models in Beijing based on lysimeter measurement [J]. Transactions of the CSAE, 2014,30(13):104–110. (in Chinese)
- [8] 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.
- [9] LI Chen, CUI Ningbo, FENG Yu, et al. Adaptation evaluation for reference evapotranspiration methods in different regions of Sichuan [J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(4):127–134. (in Chinese)
- [10] 张倩,段爱旺,高阳,等.基于温度资料估算参考作物腾发量的方法比较[J].农业机械学报,2015,46(2):104–109.
- [11] ZHANG Qian, DUAN Aiwang, GAO Yang, et al. Comparative analysis of reference evapotranspiration estimation methods using temperature data [J]. Transactions of the CSAM, 2015,46(2):104–109. (in Chinese)
- [12] 吴立峰,白桦,张富仓,等.FAO Penman-Monteith 及简化方法在西北适用性研究[J].农业机械学报,2016,47(12):139–151.
- [13] WU Lifeng, BAI Hua, ZHANG Fucang, et al. Applicability of FAO Penman-Monteith and alternative methods for estimating reference evapotranspiration in Northwest China [J]. Transactions of the CSAM, 2016,47(12):139–151.

- 139–151.(in Chinese)
- [9] 崔远来,马承新,沈细中,等.基于进化神经网络的参考作物腾发量预测[J].水科学进展,2005,16(1):76–81.
CUI Yuanlai, MA Chengxin, SHEN Xizhong, et al. Predicting reference evapotranspiration based on artificial neural network with genetic arithmetic [J]. Advances in water science, 2005,16(1):76–81. (in Chinese)
- [10] 段春青,邱林,黄强,等.基于混沌遗传程序设计的参考作物腾发量预测模型[J].水利学报,2006,37(4):499–503.
DUAN Chunqing, QIU Lin, HUANG Qiang, et al. Model for predicting reference evapotranspiration based on genetic programming with chaos algorithm [J]. Journal of hydraulic engineering, 2006, 37 (4) : 499 – 503. (in Chinese)
- [11] 徐俊增,彭世彰,张瑞美,等.基于气象预报的参考作物蒸发蒸腾量的神经网络预测模型[J].水利学报,2006,37(3):376–379.
XU Junzeng, PENG Shizhang, ZHANG Ruimei, et al. Neural network model for reference crop evapotranspiration prediction based on weather forecast [J]. Journal of hydraulic engineering, 2006,37(3):376–379. (in Chinese)
- [12] 顾世祥,何大明,李远华,等.逐日参照腾发量预测的改进方法[J].水利学报,2005,36(11):1292–1297.
GU Shixiang, HE Daming, LI Yuanhua, et al. Improved method for daily evapotranspiration prediction [J]. Journal of hydraulic engineering, 2005, 36 (11) : 1292 – 1297. (in Chinese)
- [13] SUDHEER K P, GOSAIN A K, RAMASASTRI K S. Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique [J]. Journal of irrigation and drainage engineering, 2003,129 (3):214–218.
- [14] KİŞİ Ö. Generalized regression neural networks for evapotranspiration modelling [J]. Hydrological sciences journal, 2006,51(6):1092–1105.
- [15] KİSİ O. Evapotranspiration Evapotranspiration modelling from climatic data using a neural computing technique [J]. Hydrological processes, 2007, 21 (14) : 1925 – 1934.
- [16] KİSİ O. Fuzzy genetic approach for modeling reference evapotranspiration[J]. Journal of irrigation and drainage engineering, 2010,136(3):175–183.
- [17] 韩玲.基于人工神经网络-多层感知器(MLP)的遥感影像分类模型[J].测绘通报,2004(9):29–30,42.
HAN Ling. The classification model of RS images based on artificial neural network–MLP [J]. Bulletin of surveying and mapping, 2004(9):29–30,42. (in Chinese)
- [18] 程相君,王春宁,陈生谭.神经网络原理及其应用 [M].北京:国防工业出版社,1995.
- [19] SPECHT D F. The general regression neural network—rediscovered [J]. Neural network, 1993,6 (7) : 1033 – 1034.
- [20] 薛新华,陈群.基于GRNN的砂土液化危害等级评价模型研究[J].四川大学学报(工程科学版),2010,42 (1):42–47.
XUE Xinhua, CHEN Qun. Study on hazard degree evaluation of sand liquefaction based on the generalized regression neural network [J]. Journal of Sichuan University (engineering science edition) , 2010,42(1) : 42–47. (in Chinese)
- [21] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE transactions on neural networks, 1999, 10 (5):998–999.
- [22] 苗荣慧,黄锋华,杨华,等.基于光谱和Gabor纹理信息融合的油桃品种识别[J].江苏农业科学,2019,47 (6):174–178.
MIAO Ronghui, HUANG Fenghua, YANG Hua, et al. Identification of nectarine varieties based on spectral and Gabor texture fusion information [J]. Jiangsu agricultural sciences, 2019,47(6):174–178. (in Chinese)

(责任编辑 张文涛)