

# 不同简化算法模型模拟都江堰灌区参考作物蒸散量

娄忠秋<sup>1,2</sup>, 李 桢<sup>1</sup>

(1.四川水利职业技术学院, 四川 都江堰 611800;

2.四川大学 水力学与山区河流开发保护国家重点实验室/水利水电学院, 成都 610065)

**摘 要:**为找出适用于都江堰灌区参考作物蒸散量( $ET_0$ )的简化计算模型,以灌区附近成都、都江堰、乐山、遂宁和雅安 5 个站点 1961—2017 年的逐日气象资料为基础,计算 Penman-Monteith(PM)模型、极限学习机(ELM)模型、广义回归神经网络(GRNN)模型、Priestley-Taylor(PT)模型、Makkink(MK)模型、Ritchie(RC)模型的逐日  $ET_0$  数据,以相对均方根误差(RMSE)、决定系数( $R^2$ )和模型效率系数( $E_{ns}$ )为评价指标体系比较不同模型计算精度,分析得出在仅有温度资料和辐射资料情况下适用于都江堰灌区的简化计算模型。结果表明:在计算  $ET_0$  时,GRNN 模型和 ELM 模型表现出了较高的计算精度和一致性,ELM 模型  $R^2$ , RMSE,  $E_{ns}$  分别为 0.852 4~0.911 0, 0.363~0.413 mm/d 和 0.856~0.903, GRNN 模型  $R^2$ , RMSE,  $E_{ns}$  分别为 0.835 7~0.886 3, 0.366~0.497 mm/d 和 0.832~0.879, 同时比较输入辐射前后 2 个模型的模拟精度可知,辐射是  $ET_0$  计算的关键因素。综上所述,ELM 模型在计算  $ET_0$  日值和月值时的计算精度均较高,可作为都江堰灌区在气象资料缺失情况下的  $ET_0$  标准计算模型。

**关键词:**参考作物蒸散量; 辐射; 极限学习机; 广义回归神经网络; Penman-Monteith 模型

中图分类号:S161.4

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2019)05-0272-06

## Different Simplified Algorithm Models Simulate Reference Crop Evapotranspiration in Dujiangyan Irrigation District

LOU Zhongqiu<sup>1,2</sup>, Lizhen<sup>1</sup>

(1.Sichuan Water Conservancy Vocational College, Dujiangyan,

Sichuan 611800, China, 2.State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River

Engineering & College of Water Resource and Hydropower, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** In order to find a simplified calculation model for reference crop evapotranspiration ( $ET_0$ ) in Dujiangyan Irrigation District, based on daily weather data from 1961 to 2017 in Chengdu, Dujiangyan, Leshan, Suining and Ya'an sites near the irrigation district, we calculated the daily  $ET_0$  data of the Penman-Monteith (PM) model, the extreme learning machine (ELM) model, the generalized regression neural network (GRNN) model, the Priestley-Taylor (PT) model, the Makkink (MK) model, and the Ritchie (RC) model. The relative root mean square error (RMSE), the decision coefficient ( $R^2$ ) and the model efficiency coefficient ( $E_{ns}$ ) were used as the evaluation index system to compare the calculation accuracy of different models. The results showed that the GRNN model and the ELM model displayed the higher computational accuracy and consistency; the  $R^2$  of ELM model ranged from 0.852 4 to 0.911 0, and the RMSE ranged from 0.363 to 0.413 mm/d, the  $E_{ns}$  ranged from 0.856 to 0.903; the  $R^2$  of GRNN model ranged from 0.835 7 to 0.886 3, and the RMSE were 0.366~0.497 mm/d, the  $E_{ns}$  were 0.832~0.879. It is known that radiation is a key factor in the calculation of  $ET_0$  by comparing the simulation accuracy of the two models before and after the input radiation. In summary, the ELM model has higher calculation accuracy and can be used as the  $ET_0$  standard calculation model in the case of missing meteorological data in Dujiangyan Irrigation District.

收稿日期:2018-12-17

修回日期:2018-12-25

第一作者:娄忠秋(1989—),男,甘肃武威人,讲师,主要从事水利工程相关工作。E-mail:louzhongqiu1989@sohu.com

通信作者:李桢(1982—),男,四川乐山人,硕士,副教授,主要从事水利工程相关工作。E-mail:lizhen1982@sohu.com

**Keywords:** reference crop evapotranspiration; radiation, the extreme learning machine; the generalized regression neural network; the Penman-Monteith model

蒸散(Evapotranspiration, ET)作为唯一一项同时出现在水平衡和能量平衡方程的因素,在农业水管理及水文预报中扮演着重要的角色<sup>[1]</sup>。目前对 ET 的监测主要有实测法和估算法两种,估算法由于其成本低、精度高、便于实现,已被广泛应用于 ET 估算当中<sup>[2-3]</sup>。参考作物蒸散量(Reference crop evapotranspiration,  $ET_0$ )是基于作物系数法计算 ET 的重要参数之一,其准确估测对农田蒸散预测及农田水分管理意义重大。目前对  $ET_0$  的计算多采用公式法进行,该方法在仅需气象资料的条件下,即可完成对  $ET_0$  的预测,原理简单,数据获取渠道较广泛,在无法获得  $ET_0$  实测资料的条件下,找出适合该地区的  $ET_0$ 。计算公式是国内外研究的热点。国际粮农组织 FAO-56 分册因 Penman-Monteith (PM) 模型,综合考虑了空气动力学项和辐射项,物理意义明确,推荐该模型为计算  $ET_0$  的标准模型<sup>[4-5]</sup>。但该方法对气象资料的要求较高,需要长时间序列的温度、风速、相对湿度和辐射等资料,在资料缺乏及条件落后的地区难以实现,因此对  $ET_0$  简化计算模型的研究已成为了热点<sup>[6]</sup>。

由于不同  $ET_0$  计算模型在不同区域的计算精度不同,国内针对不同气候条件下的最优  $ET_0$  计算模型选取做了一定的研究,也为本文研究提供了一定的理论基础。已有研究表明,辐射是影响  $ET_0$  最关键的因素之一<sup>[7-8]</sup>,约 80% 是由于温度与辐射引起的,因此,本文选择 Priestley-Taylor (PT) 模型等辐射法模型,并计算不同机器学习模型在考虑辐射前后的精度,通过比较不同模型的精度,进一步验证了辐射对  $ET_0$  计算模型精度的影响。李晨等<sup>[9]</sup>分析了适用于四川省不同地区的  $ET_0$  简化计算模型,指出了由于四川省温度日差大,使得基于辐射的 PT 模型在四川省的计算精度普遍较高。同时,机器学习模型由于其计算原理简单、计算精度较高,现已普遍应用于  $ET_0$  精确估算当中,Feng 等<sup>[10]</sup>研究了 3 种机器学习模型在川中丘陵区适用性,指出极限学习机模型 (ELM) 及广义回归神经网络模型 (GRNN) 模型的计算精度明显高与普通  $ET_0$  简化计算模型,同时考虑辐射后模型精度提高。张薇等<sup>[11]</sup>在河北省同样指出机器学习模型的计算精度高于 HS 模型,验证了机器学习模型的科学性。本文的研究在找出适用于都江堰灌区最优计算模型的同时,进一步说明了辐射对模

型计算的重要性。

都江堰灌区面积达 2.32 万  $\text{km}^2$ ,总耕地面积超过 1.10 万  $\text{km}^2$ ,是国内重要的大型灌区之一<sup>[12]</sup>,研究都江堰灌区最优  $ET_0$  简化算法,对当地灌溉决策及粮食生产有着重要的意义。已有研究表明,辐射是影响都江堰灌区的  $ET_0$  最关键因素<sup>[8]</sup>,本文选择辐射法计算  $ET_0$  中的 Priestley-Taylor (PT) 模型、Makink (MK) 模型、Ritchie (RC) 模型和机器学习算法中的极限学习机 (ELM) 模型、广义神经网络 (GRNN) 模型,基于 1961—2017 年的逐日气象资料,选出适用于都江堰灌区的  $ET_0$  简化计算模型,该模型的提出可为当地水资源决策的制定提供理论依据。

## 1 研究方法

### 1.1 研究区概况及数据来源

都江堰灌区 ( $103^{\circ}15' - 105^{\circ}50'E, 29^{\circ}31' - 31^{\circ}25'N$ ) 地处四川平原,属亚热带季风气候。灌区空气湿润,多年平均相对湿度可达 88%,年降雨量约 1 200 mm,温度适中,年平均气温  $15.10 \sim 17.40^{\circ}\text{C}$ ,年平均日照时数超过 1 000 h。都江堰灌区的正常运行,直接影响着整个四川省的灌溉、防洪、运输和发电,对当地生活起着至关重要的作用。本文选择灌区附近的成都、都江堰、乐山、遂宁和雅安 5 个站点 1961—2017 年的逐日气象资料,计算不同模型的  $ET_0$  数值,找出最优模型。

本文数据均来自于国家气象中心,数据控制良好,气象资料主要包括站点日最高气温 ( $T_{\max}$ )、最低气温 ( $T_{\min}$ )、日照时数 ( $n$ )、相对湿度 (RH) 和 10 m 处风速 ( $U_{10}$ )。

### 1.2 研究方法

1.2.1 Penman-Monteith 模型 (PM) 1998 年 FAO-56 分册推荐的 Penman-Monteith (PM) 模型为  $ET_0$  计算的标准模型,其模型型式及参数意义见文献<sup>[13]</sup>。

1.2.2 Priestley-Taylor 模型 (PT) PT 模型公式如下<sup>[14]</sup>:

$$ET_{0-PT} = \frac{\alpha}{\lambda} \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} (R_n - G) \quad (1)$$

式中:  $ET_{0-PT}$  为由 PT 模型计算得到的  $ET_0$  ( $\text{mm/d}$ );  $\alpha$  为常数,取 1.26;  $\lambda$  为水汽化潜热 ( $\text{MJ/kg}$ );  $\gamma$  是干湿计常数 ( $\text{kPa/}^{\circ}\text{C}$ );  $\Delta$  是蒸汽压曲线的斜率 ( $\text{kPa/}^{\circ}\text{C}$ );  $R_n$  是作物表面的净辐射 [ $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ ];  $G$  是土壤热量通量密度 [ $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ ]。

1.2.3 Makkink 模型(MK) MK 模型公式如下<sup>[15]</sup>:

$$ET_{0-MK} = \frac{0.61}{2.45 \Delta + \gamma} R_s - 0.12 \quad (2)$$

式中:  $ET_{0-MK}$  为由 MK 模型计算得到的  $ET_0$  (mm/d);  $R_s$  为太阳辐射 [ $MJ/(m^2 \cdot d)$ ]; 其余参数意义与前文一致。

1.2.4 Ritchie 模型(RC) RC 模型公式如下<sup>[16]</sup>:

$$ET_{0-RC} = \alpha_1 \times [0.00387 R_s \times (0.6 T_{\max} + 0.4 T_{\min} + 29)] \quad (3)$$

式中:  $ET_{0-RC}$  为由 RC 模型计算得到的  $ET_0$  (mm/d);  $T_{\max}$  为最高温度 ( $^{\circ}C$ );  $T_{\min}$  为最低温度 ( $^{\circ}C$ );  $\alpha_1$  为经验系数, 取值如下:

$$\alpha_1 = \begin{cases} 1.1 + 0.05 \times (T_{\max} - 35) & T_{\max} > 35^{\circ}C \\ 1.1 & 5^{\circ}C < T_{\max} \leq 35^{\circ}C \\ 0.01 \times \exp[0.18 \times (T_{\max} + 20)] & T_{\max} \leq 5^{\circ}C \end{cases} \quad (4)$$

1.2.5 极限学习机模型(ELM) 极限学习机模型(ELM)是一种简单的单隐层前馈神经网络学习算法<sup>[17]</sup>。图 1 为 ELM 模型原理图, 采用 Matlab2016 年软件对 ELM 模型进行编程计算, 输入参数为  $T_{\max}$ ,  $T_{\min}$  和  $R_s$ , 以 1961—2000 年的数据训练模型, 以 2001—2017 年的数据验证模型精度。

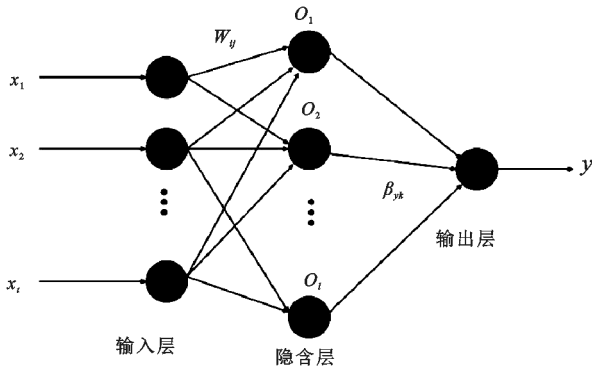


图 1 ELM 模型计算原理

1.2.6 广义神经网络模型(GRNN) 本文采用的 GRNN 由输入层、模式层、求和层和输出层等 4 层神经元组成, 利用 GRNN 输入参数为  $T_{\max}$ ,  $T_{\min}$  和  $R_s$ , 以 1961—2000 年的数据训练模型, 以 2001—2017 年的数据验证模型精度, 在 Matlab 2016 年中直接调用 GRNN 函数, 调用格式及模型参数见参考文献<sup>[18]</sup>。

1.2.7 评价指标体系 本文模型模拟结果评价指标体系采用相对均方根误差(RMSE)、相对误差(RE)、模型效率系数( $E_{ns}$ )和决定系数( $R^2$ )综合分析精度, 具体公式如下。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Y_i - X_i)^2} \quad (5)$$

$$RE = \frac{(Y_i - X_i)}{X_i} \times 100 \quad (6)$$

$$E_{ns} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]^2}{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (8)$$

式中:  $Y_i$  为模型的模拟值;  $\bar{Y}$  为其平均值;  $X_i$  为 P-M 模型计算的标准值;  $\bar{X}$  为  $X_i$  的平均值;  $m$  为数据样本数。RMSE 和 RE 越小, 表明模型模拟误差越小;  $E_{ns}$  和  $R^2$  越接近 1, 表明模型模拟精度越高。

## 2 结果与分析

### 2.1 各模型 $ET_0$ 日值计算结果及精度比较

图 2 为都江堰灌区各站点不同模型模拟  $ET_0$  日值与 PM 模型模拟值的比较。可以看出, GRNN 模型和 ELM 模型在不同站点的精度普遍较高, 其中 GRNN 模型的  $R^2$ , RMSE,  $E_{ns}$  分别为 0.835 7~0.886 3, 0.366~0.497 mm/d 和 0.832~0.879, ELM 模型的  $R^2$ , RMSE,  $E_{ns}$  分别为 0.852 4~0.911 0, 0.363~0.413 mm/d 和 0.856~0.903, 同时 ELM 模型拟合方程斜率为 0.960 5~1.036 7, 表明该模型的计算结果与 PM 模型误差最低, 且一致性最高, 同时可最好地反映出气象因子与  $ET_0$  之间的关系。与机器学习模型相比, PT 模型在都江堰灌区的模拟精度较高, 而其余  $ET_0$  简化计算模型的模拟精度较低, 其中 MK 模型在不同站点的拟合方程斜率为 0.789 3~0.876 1, RC 模型为 1.169 8~1.329 3, 与标准值“1”偏差较大, 同时 2 个模型的 RMSE 分别达到了 0.498~0.574 mm/d 和 0.557~0.617 mm/d,  $R^2$  和  $E_{ns}$  均明显低于其余模型, 由此可知, ELM 模型、GRNN 模型和 PT 模型的计算精度明显高于 MK 模型和 RC 模型。

### 2.2 各模型 $ET_0$ 月值计算结果比较

图 3 为都江堰灌区不同站点不同模型模拟  $ET_0$  月值结果比较及相对误差(RE)年内变化。图 3 显示, 不同模型模拟的  $ET_0$  月值在年内的变化趋势基本一致, 呈开口向下的二次抛物线型式, 其中不同模型模拟的  $ET_0$  月值主要集中在 3—10 月的主要作物生长季, 占全年  $ET_0$  的 82.9%~87.1%, 其值在 7 月最大, 而在 12 月、1 月最小; 综合比较不同模型与 PM 模型的计算结果, 可以看出 MK 模型在不同站点均低估了  $ET_0$ , 而 RC 模型则均高估了  $ET_0$  值, 5 种模型中精度较高的为 ELM 模型、GRNN 模型和 PT 模型。

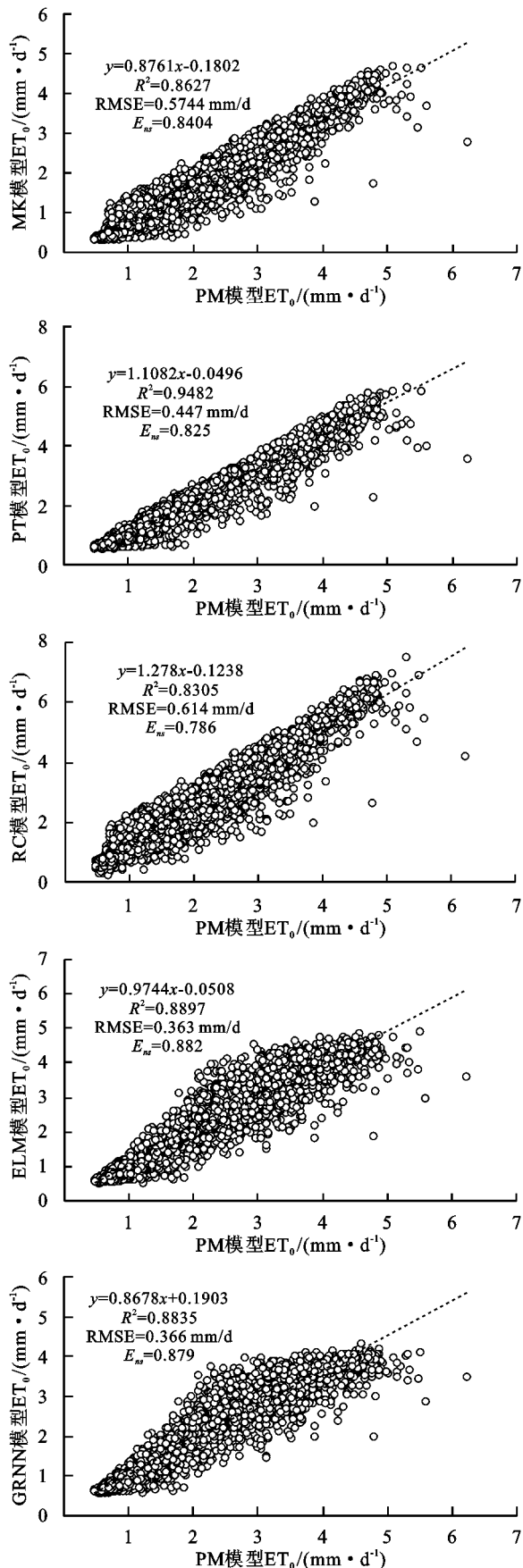


图2 都江堰灌区成都站各模型  $ET_0$  日值计算结果比较

由相对误差年内变化图可以看出,与PM模型相比,MK模型与RC模型的计算精度较差,其中MK模型

RE均为负,表明计算结果偏低,同时其计算精度在全年内呈现先提高后降低的趋势,在1月和12月的计算精度最低,相对误差最高可达到-32.15%,RC模型RE均为正,表明计算结果偏高,其相对误差在年内呈先减小后增加的趋势,在1月和12月的计算精度最低,相对误差最高可达到35.75%;PT模型、ELM模型和GRNN模型计算精度普遍高于RC模型和MK模型,3种模型RE变化范围分别为-4.36%~18.74%,-2.37%~14.38%和-10.49%~17.58%,ELM模型和GRNN模型RE在温度较高时误差较小,在秋、冬温度较低时的误差相对较大,说明在温度较低时机器学习模型模拟精度相对较低,这与冯禹等<sup>[5]</sup>人的研究结论基本一致。综上所述,PT模型、ELM模型和GRNN模型的计算精度较高,而ELM模型计算精度最高,可作为都江堰灌区  $ET_0$  简化计算模型使用。

### 2.3 辐射对模型模拟精度的影响

由于辐射是影响都江堰灌区  $ET_0$  形成的主要原因,为找出辐射法计算都江堰灌区  $ET_0$  的优势,更形象解释辐射的重要性,本文计算了在输入变量  $T_{max}$ 、 $T_{min}$  和  $R_s$  和仅输入变量  $T_{max}$ 、 $T_{min}$  时的ELM模型、GRNN模型计算精度,结果见表1。表1显示,在输入辐射项  $R_s$  后,ELM模型与GRNN模型的计算精度明显提高,输入  $R_s$  前后,在不同站点ELM模型  $R^2$  提高了0.03~0.05, RMSE降低了0.06~0.16 mm/d,  $E_m$  提高了0.03~0.11, GRNN模型  $R^2$  提高了0.03~0.05, RMSE降低了0.05~0.07 mm/d,  $E_m$  提高了0.03~0.07,表明输入  $R_s$  可明显降低误差同时提高计算结果一致性,同时ELM模型在输入  $R_s$  后计算精度提高更显著。

## 3 讨论

本文研究表明,在  $ET_0$  简化计算模型中,PT模型计算精度较高,RC模型和MK模型计算精度较低。不同模型计算精度主要与当地区域下垫面情况、气候及所在海拔等因素有关<sup>[19]</sup>。都江堰灌区位于四川平原地区,地处亚热带季风气候,气候湿润,表明PT模型在湿润地区的计算精度较高,这与李晨<sup>[9]</sup>、符娜<sup>[20]</sup>等的结果一致;MK模型误差普遍在0.55 mm/d以上,精度较低,这可能是由于模型式中的参数为常数,无法根据不同区域特点选择最适宜的值,同时MK模型的计算数值主要与当地饱和蒸汽压有关<sup>[21]</sup>,导致其在湿润地区的计算精度普遍较低,更适用于干燥区域,这与左德鹏等<sup>[22]</sup>的结论一致;RC模型不但与辐射值有关,其准确值也与当地温度变化有关,都江堰灌区常年平均温度基本在16.0℃左右,温度日较差小,导致与温度有关的方法计算精度均较低,这可能也是RC模型在都江堰灌区计算误差较大的原因之一。



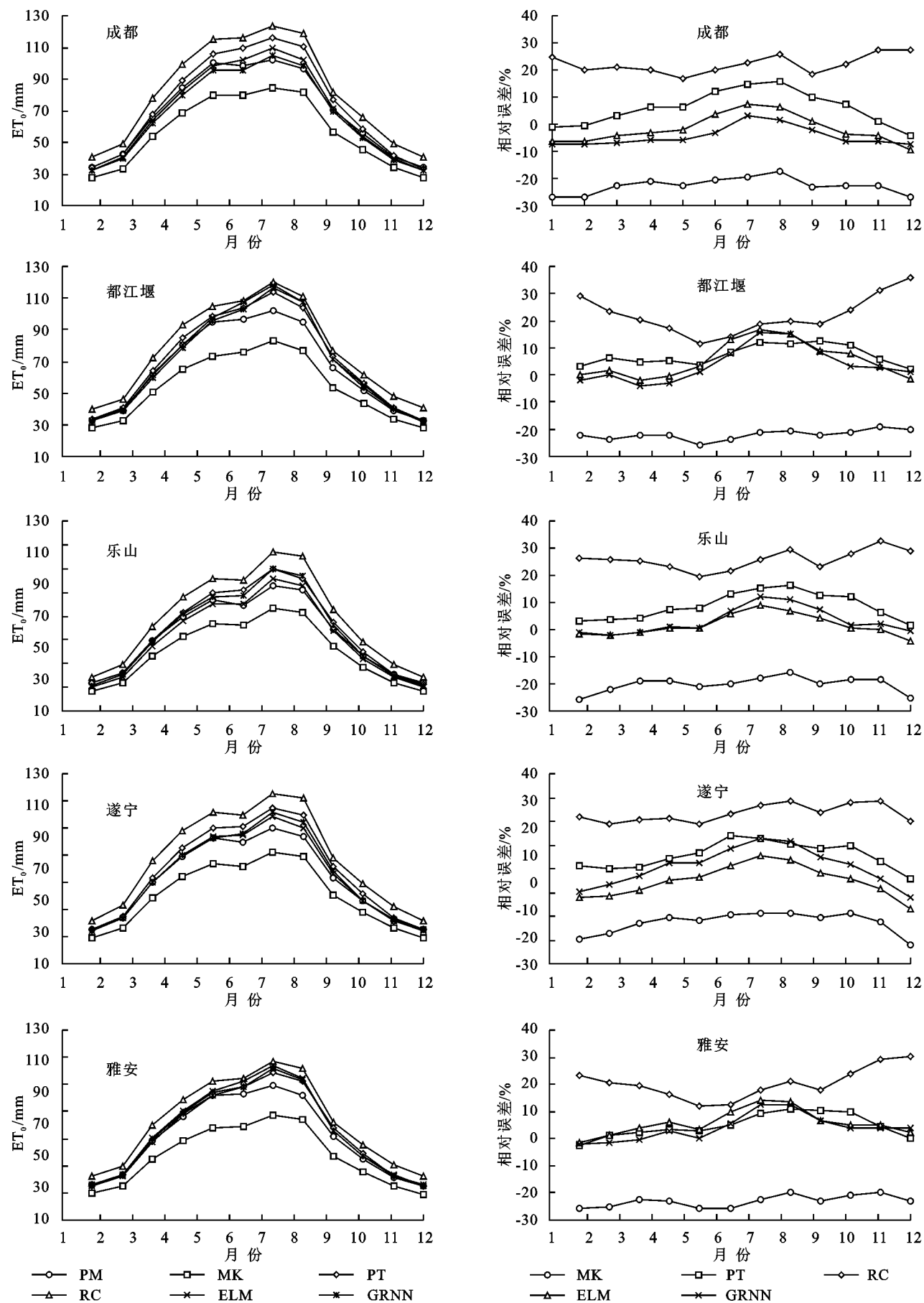


图3 都江堰灌区不同站点各模型  $ET_0$  月值计算结果比较及相对误差年内变化

表 1 考虑辐射对模型精度影响

模型	参数	成都			都江堰			乐山			遂宁			雅安		
		$R^2$	RMSE/ (mm·d <sup>-1</sup> )	$E_{ns}$	$R^2$	RMSE/ (mm·d <sup>-1</sup> )	$E_{ns}$	$R^2$	RMSE/ (mm·d <sup>-1</sup> )	$E_{ns}$	$R^2$	RMSE/ (mm·d <sup>-1</sup> )	$E_{ns}$	$R^2$	RMSE/ (mm·d <sup>-1</sup> )	$E_{ns}$
ELM	$T_{max}, T_{min}, R_s$	0.89	0.36	0.88	0.85	0.38	0.86	0.91	0.37	0.90	0.89	0.41	0.92	0.90	0.40	0.86
ELM	$T_{max}, T_{min}$	0.84	0.44	0.83	0.80	0.54	0.75	0.88	0.43	0.86	0.86	0.47	0.85	0.87	0.50	0.83
GRNN	$T_{max}, T_{min}, R_s$	0.88	0.37	0.88	0.84	0.49	0.83	0.89	0.4	0.88	0.88	0.45	0.87	0.88	0.43	0.87
GRNN	$T_{max}, T_{min}$	0.83	0.44	0.83	0.79	0.54	0.76	0.85	0.45	0.85	0.84	0.50	0.84	0.85	0.49	0.83

本文指出 WNN 模型的计算精度较低,该模型原理主要基于梯度下降算法,导致其收敛速度较慢,同时模型学习结果存在较大的不确定性,使得该模型计算精度偏低<sup>[23]</sup>,而 GRNN 模型和 ELM 模型的计算精度普遍较高,这可能是由于模型综合考虑了 ET<sub>0</sub> 与气象因子之间的线性关系,可以较好反映出 ET<sub>0</sub> 变化规律,从而对 ET<sub>0</sub> 进行预测,ELM 模型由于其输入权值和隐含层偏差被随机初始化给定,导致了输出权值利用广义逆进行计算,使得模型较传统的机器学习模型具有学习速度快等优点,保证了其计算精度<sup>[24]</sup>。而 GRNN 模型依据概率最大原则,无需设置具体模型参数,学习样本一经确定,则相应的网络结构和各神经元之间的连接权值也随之确定,导致其较传统神经网络模型精度有所提高,但 GRNN 模型中的参数虽研究区域不同,所取值也不尽相同,导致其存在自适应能力弱等缺点<sup>[25]</sup>,这也是 GRNN 模型计算精度低于 ELM 模型的主要原因之一。由于 GRNN 模型与 ELM 模型均属于机器学习模型,其适用区域不存在一定的限制,可在不同气候特点区域内均取得较高的精度,但在模拟时需有一定的数据进行训练,因此,在应用过程中,应保证具有足够长的基础数据序列来训练模型,以保证模型的计算精度。

本文以 PM 模型计算结果为基础,验证了不同模型的计算精度,虽 PM 模型为推荐的标准模型,但在实际应用过程中应以实测数据为基准,同时验证 PM 模型的适用性,并对其参数进行优化。同时本文计算机器学习模型时输入的  $R_s$  的值是由气象站点日照时数推算而得,在今后的应用中也应采用实测的辐射  $R_s$  的值进一步基于 ELM 模型和 GRNN 模型推求 ET<sub>0</sub> 的值。

4 结论

(1) 在模拟 ET<sub>0</sub> 日值时,RC 模型和 MK 模型与 PM 模型结果的拟合性较差,而 ELM 模型、GRNN 模型和 PT 模型的计算精度的拟合方程斜率更接近于标准值“1”,同时 RMSE 较低、而  $R^2$  和  $E_{ns}$  较高;

(2) 不同模型模拟 ET<sub>0</sub> 月值在年内变化的趋势

基本一致,而 RC 模型结果高估了 ET<sub>0</sub>,MK 模型低估了 ET<sub>0</sub>,GRNN 模型和 ELM 模型在模拟 ET<sub>0</sub> 月值时的计算精度较高;

(3) 辐射是计算都江堰灌区 ET<sub>0</sub> 需关键考虑的因素,考虑辐射之后,GRNN 模型和 ELM 模型的计算精度明显提高,同时 ELM 模型在计算 ET<sub>0</sub> 日值和月值时的计算精度均较高,可作为都江堰灌区在气象资料缺失情况下的 ET<sub>0</sub> 标准计算模型。

参考文献:

[1] Xu C Y, Singh V P. Evaluation of three complementary relationship evapotranspiration models by water balance approach to estimate actual regional evapotranspiration in different climatic regions[J]. Journal of Hydrology, 2005,308:105-121.

[2] 黄焱,王景雷,孙景生,等.作物蒸散不同时空尺度模型及尺度转换方法研究进展[J].中国农业通报,2013,29(21):23-26.

[3] 卢晓鹏,段顺琼,马显莹,等.单双作物系数法计算玉米需水量的对比研究[J].节水灌溉,2012(11):18-21.

[4] Allen R G, Pereira L S, Raes D, et al. Crop evapotranspiration guidelines for computing crop water requirements[M]. Rome: Food and Agriculture Organization of United Nation, 1998.

[5] 冯禹,崔宁博,龚道枝.机器学习算法和 Hargreaves 模型在四川盆地 ET<sub>0</sub> 计算中的比较[J].中国农业气象,2016,37(4):415-421.

[6] 王升,陈洪松,聂云鹏,等.基于基因表达式编程算法的参考作物腾发量模拟计算[J].农业机械学报,2015,46(4):106-112.

[7] Samani Z. Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2000,126(4):265-267.

[8] 贾悦,崔宁博,魏新平,等.气候变化与灌溉对都江堰灌区参考作物蒸散量影响研究[J].四川大学学报:工程科学版,2016,48(S1):69-79.

[9] 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.

- [20] 袁沫汐,邹玲,林爱文,等.湖北省地区植被覆盖变化及其对气候因子的响应[J].生态学报,2016,36(17):5315-5323.
- [21] 李晓荣,高会,韩立朴,等.太行山区植被 NPP 时空变化特征及其驱动力分析[J].中国生态农业学报,2017,25(4):498-508.
- [22] Zhang Y J, Xu M, Chen H, et al. Global pattern of NPP to GPP ratio derived from MODIS data; effects of ecosystem type, geographical location and climate[J]. *Global Ecology & Biogeography*, 2010,18(3):280-290.
- [23] Nakano T, Nemoto M, Shinoda M. Environmental controls on photosynthetic production and ecosystem respiration in semi-arid grasslands of Mongolia[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008,148(10):0-1466.
- [24] Gang C, Zhou W, Wang Z, et al. Comparative Assessment of Grassland NPP Dynamics in Response to Climate Change in China, North America, Europe and Australia from 1981 to 2010[J]. *Journal of Agronomy & Crop Science*, 2015,201(1):57-68.
- [25] Chambers J Q, Tribuzy E S, Toledo L C, et al. Respiration from a tropical forest ecosystem; partitioning of sources and low carbon use efficiency[J]. *Ecological Applications*, 2004,14(S):72-88.
- [26] Ryan M G, Hubbard R M, Pongracic S, et al. Foliage, fine-root, woody-tissue and stand respiration in *Pinus radiata* in relation to nitrogen status[J]. *Tree Physiology*, 1996,16(3):333-343.
- [27] Lin X, Han P, Zhang W, et al. Sensitivity of alpine grassland carbon balance to interannual variability in climate and atmospheric CO<sub>2</sub> on the Tibetan Plateau during the last century [J]. *Global and Planetary Change*, 2017,154:23-32.

~~~~~  
(上接第 277 页)

- [10] Feng Y, Cui N, 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.
- [11] 张薇,霍树义,贾悦.机器学习模型在河北省参考作物蒸散量计算中的比较[J].节水灌溉,2018(4):50-53,58.
- [12] 李翊.都江堰灌区空间信息技术应用现状与需求分析[J].中国农村水利水电,2015(12):30-34.
- [13] 贾悦,崔宁博,魏新平,等.基于反距离权重法的长江流域参考作物蒸散量算法适用性评价[J].农业工程学报,2016,32(6):130-138.
- [14] Priestley C H B, Taylor R J. On the assessment of surface heat flux and evapotranspiration using large-scale parameters [J]. *Monthly Weather Review*, 1972,100(2):81-92.
- [15] Makkink G F. Testing the Penman Formula by means of lysimeters[J]. *Instit. Water Engineers*, 1957,11:277-288.
- [16] Hoffman G J, Howell T A. Management of Farm Irrigation Systems[M]// *Management of farm irrigation systems*. American Society of Agricultural Engineers, 1990.
- [17] 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.
- [18] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2013.
- [19] 李菲菲,饶良懿,吕琨珑,等. Priestley-Taylor 模型参数修正及在蒸散发估算中的应用[J].浙江农林大学学报,2013,30(5):748-754.
- [20] 符娜,宋孝玉,夏露,等.云南省不同生态水文分区参考作物蒸散量算法适用性评价[J].农业机械学报,2017,48(5):208-217.
- [21] 刘晓英,林而达,刘培军. Priestley-Taylor 与 Penman 法计算参照作物腾发量的结果比较[J].农业工程学报,2003,19(1):32-36.
- [22] 左德鹏,徐宗学,程磊,等.基于辐射的潜在蒸散量估算方法适用性分析[J].干旱区地理,2011,34(4):565-573.
- [23] 邓艾东,赵力,包永强.粒子群优化小波神经网络用于碰摩声发射源定位[J].中国电机工程学报,2009,29(32):83-87.
- [24] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C H. Extreme learning machine; theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006,70(1/2/3):489-501.
- [25] 王少福,张金磊,赵仕俊,等.广义回归神经网络的改进及在预测控制中的应用[J].微电子学与计算机,2009,26(6):32-35.