

基于 5 种人工智能模型计算重庆地区参考作物蒸散量

鲍玲玲¹, 杨永刚¹, 刘建军¹, 张卫华²

(1.重庆市水利电力建筑勘测设计研究院, 重庆 400020; 2.西南大学 资源环境学院, 重庆 400715)

摘 要:为获得计算重庆地区参考作物蒸散量(Reference crop evapotranspiration, ET_0)的最优模型,选用支持向量机模型(SVM)、高斯指数模型(GEM)、随机森林模型(RF)、极限学习机模型(ELM)和广义回归神经网络模型(GRNN)5 种人工智能模型,以丰都、奉节、沙坪坝、万州、酉阳共 5 个站点 1991—2016 年的逐日气象数据为基础,估算 ET_0 日值、月值,并与 Penman-Monteith(P-M)计算结果进行了对比,结果表明:不同模型精度存在差异,在相同气象参数输入的情况下,人工智能模型计算精度要高于经验模型,在相同参数输入的情况下,GEM 模型误差指标最低而一致性指标最高,日照时数 n 是影响重庆地区 ET_0 变化和影响模型精度的最关键因素,而 GEM 模型为重庆地区 ET_0 估算的最优人工智能模型。

关键词:重庆; 参考作物蒸散量; 人工智能模型; 经验模型; 日照时数

中图分类号:S161.4

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2021)01-0085-08

Calculation of Reference Crop Evapotranspiration in Chongqing Based on 5 Artificial Intelligent Models

BAO Lingling¹, YANG Yonggang¹, LIU Jianjun¹, ZHANG Weihua²

(1.Chongqing Surveying and Design Institute of Water Resources, Electric Power and Architecture, Chongqing 400020, China; 2.College of Resources and Environment, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: In order to obtain the optimal model for calculating reference crop evapotranspiration (ET_0) in Chongqing, the five artificial intelligent models such as support vector machines (SVM), Gaussian exponential model (GEM), random forest model (RF), extreme learning machine model (ELM) and generalized regression neural network model (GRNN) were used as the calculation models. Based on the daily meteorological data from Fengdu, Fengjie, Shapingba, Wanzhou, and Youyang from 1991 to 2016, the daily and monthly ET_0 under different combinations of meteorological parameter inputs were estimated, and compared with the calculation results of the standard model Penman-Monteith (PM). The results show that the accuracies of different models are different; under the input of the same meteorological parameters, the calculation accuracy of the artificial intelligence model is higher than that of the empirical model; the error index of the GEM model is the lowest and the consistency index is the highest. Sunshine duration is the most critical factor impacting the accuracy of modeling and change in ET_0 in Chongqing. GEM model is the optimal artificial intelligence model to estimate ET_0 in Chongqing.

Keywords: Chongqing; reference crop evapotranspiration; artificial intelligent models; empirical model; sunshine hours

近年来,全球变暖逐渐加剧,洪灾、旱灾等极端气候事件不断发生,国内作物产量受频繁水旱灾害的严重影响^[1-2]。为降低自然灾害对作物产量的影响,需

要制定精确预测作物需水量的方法,及时为灌溉决策提供依据^[3-4]。作物系数法是确定作物需水量的主要方法之一,通过计算作物系数 K_c 与参考作物蒸散量

收稿日期:2020-02-03

修回日期:2020-03-23

资助项目:重庆市社会民生类重点研发项目“渝东北小微型水利工程防治洪旱灾害关键技术研究”(cstc2018jcsx-mszdX0052)

第一作者:鲍玲玲(1981—),女,江苏省无锡市人,硕士,正高级工程师,主要从事水文与水资源研究。E-mail:27729560@qq.com

通信作者:张卫华(1974—),男,河北省沙河市人,博士,副教授,主要从事水文学及水资源研究。E-mail:swuwater@126.com

(Reference crop evapotranspiration, ET_0) 的乘积, 最终确定作物需水量, 该方法已在新疆^[5]、河北等^[6]地得到了证明。 ET_0 的准确估算是精确获得作物需水量的关键, 目前国际粮农组织 FAO-56 分册推荐 Penman-Monteith (P-M) 公式为计算的标准方法^[7-8], 以辐射项和空气动力学项为基本原理, 综合考虑了各种气象因素, 保证了公式的计算精度, 但该公式需要的气象资料较多, 对于气象数据难以获得的区域难以使用, 因此在一定程度上限制了 P-M 公式的应用^[9-10], 找到合适的区域 ET_0 简便估算方法成为了国内外研究的热点。

目前估算 ET_0 的方法分为经验模型和人工智能模型 2 大类^[11-12], 人工智能模型近几年得到了广泛的应用^[13]。魏俊等^[14]以极限学习机模型为基础, 建立了西北地区 ET_0 估算模型, 精度高于 Hargreaves-Samani, Chen, El-Sebail 和 Bristow 等经验模型; 徐颖等^[15]基于极限学习机模型, 计算了西北旱区 ET_0 , 确定了最优激活函数及参数组合输入; 冯禹等^[16]基于遗传算法优化 BP 神经网络模型对川中丘陵区 ET_0 进行了估算, 模型精度明显高于 Priestley-Taylor 模型、Makkink 模型、Hargreaves 模型和 McCloud 模型。在同样气象数据输入的前提下, 人工智能模型精度均高于经验模型, 但针对人工智能模型而言, 在不同区域究竟采用何种气象数据输入方式的研究较少。本研究将 5 种气象数据进行排列组合, 得出 7 种气象数据输入组合, 分析不同组合下人工智能模型精度, 对找到影响区域 ET_0 关键因素, 确定标准输入组合方式具有十分重要的意义, 同时对人工智能模型在 ET_0 估算中的应用推广十分必要。

作为国家重点生态功能区和农产品主产区, 重庆受季风气候影响, 降雨年际年内变化幅度大, 春旱、秋旱频发, 夏季受副热带高压控制, 雨旱同期, 农作物常常遭受着洪旱灾害的双重威胁, 严重影响了作物产量, 重庆是我国重要的粮食生产基地, 针对 ET_0 最优估算模型的研究可为当地作物需水量确定和灌溉决策确定提供重要的指导依据, 因此是十分必要的^[17]。同时现有对人工智能模型的选择较单一, 未能对多种人工智能模型计算效果进行比较, 由于不同人工智能模型在不同区域的精度不同, 且所采用的最优气象数据输入组合同样不同, 同时尚未发现针对重庆地区 ET_0 估算模型的研究。因此, 本文基于重庆地区丰都、奉节、沙坪坝、万州、酉阳共 5 个站点 1991—2016 年的逐日气象数据, 以支持向量机模型 (SVM)、高斯指数模型 (GEM)、随机森林模型 (RF)、极限学习机模型 (ELM) 和广义回归神经网络模型 (GRNN) 5 种人工智能模型为基

础, 得出重庆地区不同气象参数输入组合 ET_0 最优估算模型, 为该地区灌溉决策制定提供依据。

1 研究方法

1.1 研究区概况及模型选择

重庆 (105°17'—110°11'E, 28°10'—32°13'N) 地处长江上游, 东临湖南, 西邻四川, 北接陕西, 南到贵州, 是西南地区重要的粮食生产基地。重庆为典型的亚热带季风气候, 年平均气温 16~18℃, 降水丰富, 年均降水量超过 1 000 mm, 年日照时数 1 000~1 400 h, 属于全国日照最低的地区之一。本文选择重庆地区丰都、奉节、沙坪坝、万州、酉阳共 5 个站点 1991—2016 年的逐日气象数据, 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 2 m 处风速 (U_2)。具体站点分布图可见图 1。

为得出计算重庆地区的 ET_0 标准人工智能模型, 本文以 P-M 模型为计算标准, 分别选择支持向量机模型、高斯指数模型、随机森林模型、极限学习机模型和广义回归神经网络模型共 5 种人工智能模型, 其中支持向量机模型、随机森林模型、极限学习机模型和广义回归神经网络模型精度已在部分地区得到验证, 但在重庆地区的精度仍未见研究报道, 同时高斯指数模型尚未应用于国内 ET_0 估算当中, 因此本文基于这 5 种模型对重庆地区 ET_0 进行模拟, 可较好地适应人工智能模型预测研究的前沿方向。

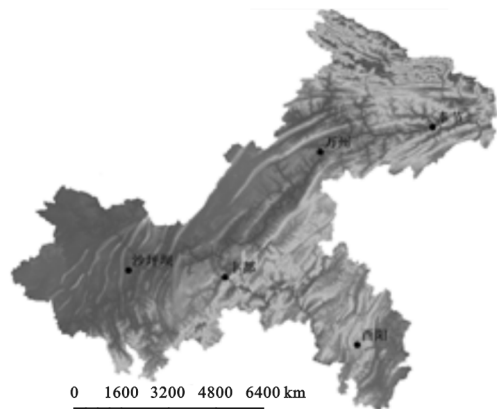


图1 重庆地区气象站点分布

1.2 Penman-Monteith 公式

FAO-56 分册推荐的 Penman-Monteith (P-M) 公式为 ET_0 计算的标准模型, 其模型型式及参数意义见文献^[17], 具体公式如下:

$$ET_{0-PM} = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)} \quad (1)$$

式中:ET₀是由 P-M 方法计算得到的参考作物蒸散量数值(mm/d),R_n是作物表面的净辐射[MJ/(m²·d)];T是2 m 高处的日均气温(℃);G是土壤热量通量密度[MJ/(m²·d)];U₂是2 m 高处的风速(m/s);e_s是饱和水汽压差(kPa);e_a是实际水汽压差(kPa);Δ是蒸汽压曲线的斜率(kPa/℃);γ是干湿计常数(kPa/℃)。

1.3 支持向量机模型

1999 年 Vapnik^[18]首先提出了支持向量机模型(Support vector machine,SVM)。该模型以结构经验最小化代替传统的经验最小化,克服了神经网络的诸多不足,模型原理可用下式表示:

$$f(x)=\sum_{i=1}^n\alpha_iy_i\kappa(x_i,x_j)+b \tag{2}$$

式中:x_j,y_i为输入向量的纵坐标;κ(x_i,x_j)是由输入向量x_i转换而来的高维特征向量;α_i为输入向量的权重;b为经验系数。

1.4 高斯指数模型

Liu 等^[19]提出了高斯指数模型(Gaussian exponential model,GEM)。该模型分为 3 个程序,首先,通过 K-means 算法对原始样本进行聚类学习。其次,基于最大似然估计进行参数估计,最后,根据最大后验概率标准重新组合学习样本。该模型可以定义为:

$$f(n)=H_i\times\exp(-\frac{2(n-N_i)}{W_i^2})$$

(i=1,2,⋯,n) (3)

式中:H_i是峰值幅度;N_i是高峰时间位置;W_i是高斯波的半宽。

1.5 随机森林模型

随机森林(Random forest,RF)模型由 Breiman 提出。该模型在模型训练期间引入随机属性选择,该模型基于随机性和差异提取数据,可以大大提高决策的准确性^[20]。

1.6 极限学习机模型

极限学习机模型(Extreme learning machine,ELM)是单隐层前馈神经网络学习算法,其学习速度比传统神经网络算法更快,主要包括输入层、隐含层和输出层 3 个部分,首先通过输入层输入所求变量,通过与隐含层之间的权重ω_{ij},计算出输出层权重β_{jk}和输出变量矩阵,得出最终结果^[21]。

1.7 广义回归神经网络模型

广义回归神经网络模型(Generalized regression neural network,GRNN)由输入层、模式层、求和层和输出层等 4 层神经元组成^[22]。

1.8 模型训练与模型精度验证

本文以 5 个气象站点 1991—2016 年逐日气象数

据进行模型训练与预测,气象数据主要包括日最高气温(T_{max})、最低气温(T_{min})、日照时数(n)、相对湿度(RH)和 2 m 处风速(U₂),以 1991—2011 年的数据训练模型,以 2012—2016 年的数据验证模型精度,采用不同的气象参数输入组合,验证不同组合形式下不同模型的精度,具体组合形式见表 1。

表 1 不同模型参数输入组合

组合 序号	模型代号					输入参数
	SVM	GEM	RF	ELM	GRNN	
1	SVM1	GEM1	RF1	ELM1	GRNN1	T _{max} ,T _{min} ,n,RH,U ₂
2	SVM2	GEM2	RF2	ELM2	GRNN2	T _{max} ,T _{min} ,n,U ₂
3	SVM3	GEM3	RF3	ELM3	GRNN3	T _{max} ,T _{min} ,RH,U ₂
4	SVM4	GEM4	RF4	ELM4	GRNN4	T _{max} ,T _{min} ,n,RH
5	SVM5	GEM5	RF5	ELM5	GRNN5	T _{max} ,T _{min} ,n
6	SVM6	GEM6	RF6	ELM6	GRNN6	n,RH,U ₂
7	SVM7	GEM7	RF7	ELM7	GRNN7	T _{max} ,T _{min}

以均方根误差(RMSE),相对均方根误差(RRMSE),确定系数(R²),平均绝对误差(MAE)和效率系数(E_{ns})5 种指标形成评价指标体系,用于评判不同模型的精度,具体公式如下:

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^m(Y_i-X_i)^2}\times100\% \tag{3}$$

$$RRMSE=\frac{\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^m(Y_i-X_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^m(Y_i-\bar{Y})^2}}\times100\% \tag{4}$$

$$R^2=\frac{[\sum_{i=1}^m(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})]^2}{\sum_{i=1}^m(X_i-\bar{X})^2\sum_{i=1}^m(Y_i-\bar{Y})^2} \tag{5}$$

$$MAE=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^m|X_i-Y_i| \tag{6}$$

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

式中:X_i和 Y_i分别为模型模拟值及实测值;X̄为 X_i的平均值。

由于评估指标过多,单个评估指标很难比较不同的模型。因此,引入 GPI 指数来全面评估模型仿真结果,通过计算不同模型 GPI 的数值,比较不同模型精度,其中 GPI 数值越高,表明该模型精度越高^[23],具体公式如下:

$$GPI_i=\sum_{j=1}^5\alpha_j(g_j-y_{ij}) \tag{8}$$

式中:α_j为常数,反映了不同指标对于最终精度的影响程度,其代表了指标性质与精度最优值之间的距离,因此对于负相关的误差指标 MAE,RRMSE 和 RMSE,α_j取 1,正相关的一致性指标 E_{ns}和 R²,α_j取 -1,g_j为不同指标的缩放值的中位数;y_{ij}为不同指标的尺度值。

2 结果与分析

2.1 ET₀ 日值精度指标对比

分别计算不同站点共 35 种模型的精度指标, 计算结果可见表 2。由表中可以看出, 不同模型在不同参数输入下的精度存在差异。在丰都站, 当以组合 1 为输入组合时, GEM1 模型精度最高, SVM1 模型精度次之, RMSE 分别为 0.150, 0.207 mm/d, RRMSE 分别为 6.67% 和 9.19%, R^2 分别为 0.989, 0.979, E_{ns} 分别为 0.989, 0.978, MAE 分别为 0.116, 0.161 mm/d, 2 种模型的 GPI 指数分别为 1.135, 0.732, 排名较高; 在组合 2 的条件下, 同样是 GEM2 模型和 SVM2 模型表现出了较高的精度, 而 RF2 模型精度最低, 其 RMSE 为 0.295 mm/d, RRMSE 为 13.13%, R^2 为 0.957, E_{ns} 为 0.956, MAE 为 0.227 mm/d, GPI 指数为 0.068; 输入组合 3 时, GEM3 模型精度远高于其余模型, 其 RMSE 为 0.278 mm/d, RRMSE 为 12.36%, R^2 为 0.961, E_{ns} 为 0.961, MAE 为 0.196 mm/d, GPI 指数为 0.244; 当输入组合 4 时, GEM4 模型和 SVM4 模型精度较高, RF4 模型精度最低; 输入组合 5 时, GEM5 模型精度较高, 其 GPI 指数为正, 达到了 0.260, 其余模型精度较低, GPI 指数均为负; 输入组合 6 的模型精度远低于其余模型, 精度最高的模型为 GEM6 模型, 但 GPI 值仅为 -2.548; 输入组合 7 时, GEM7 精度最高, 而 GRNN7 模型精度最低。

在奉节站, 当输入组合 1 时, GEM1 模型精度最高, RMSE 为 0.368 mm/d, RRMSE 为 12.51%, R^2 为 0.937, E_{ns} 为 0.935, MAE 为 0.291 mm/d, GPI 指数为 0.820, 在所有模型中精度最高; 当输入组合 2 时, GEM2 模型精度远高于其余模型; 在该站点, 输入其余组合时均表现为 GEM 模型精度最高。

在其余站点, 当输入不同的参数组合时, 均表现为 GEM 模型精度远高于相同组合输入情况下的其余模型。

图 2 为整个区域不同模型的计算精度对比。由图中可以看出, 在整个重庆地区, 在相同组合下同样表现为 GEM 模型精度最高, 而 GRNN 模型和 RF 模型的精度较低。在相同模型下, 输入组合 1 时表现出的精度最高, 表明输入 5 种全气象参数可保证模型计算精度, 在 4 种气象参数输入的组合下, 输入组合 2 (T_{max} , T_{min} , n , U_2) 和组合 4 (T_{max} , T_{min} , n , RH) 的精度明显高于输入组合 3 (T_{max} , T_{min} , U_2 , RH), 这表明辐射项 n 是保证模型精度不可缺少的重要因素, 而组合 4 的精度要高于组合 2, 这表明相对湿度 RH 对 ET₀ 变化的影响程度高于风速 U_2 。输入 3 种气象参

数时, 组合 5 的精度要显著高于组合 6, 表明 T_{max} 和 T_{min} 同样是影响模型精度的关键因素。比较组合 5 和组合 7 的精度可知, 有无辐射项 n 对模型精度的影响显著, 综上分析, 重庆地区 5 种气象因素对 ET₀ 变化的影响程度由高到低依次为日照时数 n 、温度项 T_{max} 和 T_{min} 、相对湿度 RH、风速 U_2 。

表 2 ET₀ 日值计算精度指标 (以丰都为例)

指标	RMSE/ (mm · d ⁻¹)	RRMSE/ %	R^2	E_{ns}	MAE/ (mm · d ⁻¹)	GPI 指数
SVM1	0.207	9.19	0.979	0.978	0.161	0.732
SVM2	0.271	12.07	0.963	0.962	0.211	0.248
SVM3	0.351	15.63	0.938	0.937	0.251	-0.342
SVM4	0.248	11.04	0.97	0.969	0.186	0.444
SVM5	0.303	13.49	0.538	0.953	0.23	-0.913
SVM6	0.639	28.41	0.797	0.792	0.511	-3.101
SVM7	0.444	19.74	0.9	0.899	0.322	-1.138
GEM1	0.15	6.67	0.989	0.989	0.116	1.135
GEM2	0.215	9.56	0.977	0.976	0.169	0.669
GEM3	0.278	12.36	0.961	0.961	0.196	0.244
GEM4	0.19	8.46	0.982	0.982	0.145	0.858
GEM5	0.271	12.04	0.963	0.963	0.207	0.26
GEM6	0.583	25.1	0.827	0.827	0.484	-2.548
GEM7	0.315	14	0.95	0.949	0.239	-0.082
RF1	0.231	10.27	0.973	0.973	0.177	0.559
RF2	0.295	13.13	0.957	0.956	0.227	0.068
RF3	0.372	16.54	0.932	0.929	0.262	-0.5
RF4	0.268	11.92	0.965	0.963	0.2	0.295
RF5	0.332	14.78	0.945	0.944	0.249	-0.216
RF6	0.658	29.24	0.78	0.779	0.534	-3.328
RF7	0.332	14.75	0.945	0.944	0.25	-0.214
ELM1	0.208	9.25	0.979	0.978	0.163	0.72
ELM2	0.275	12.24	0.963	0.961	0.216	0.216
ELM3	0.356	15.83	0.937	0.935	0.252	-0.372
ELM4	0.26	11.54	0.968	0.966	0.194	0.36
ELM5	0.319	14.18	0.95	0.948	0.238	-0.103
ELM6	0.641	28.53	0.79	0.79	0.525	-3.169
ELM7	0.32	14.23	0.949	0.948	0.237	-0.109
GRNN1	0.262	11.63	0.974	0.965	0.194	0.364
GRNN2	0.287	12.78	0.959	0.958	0.219	0.134
GRNN3	0.395	17.56	0.926	0.92	0.292	-0.717
GRNN4	0.258	11.48	0.967	0.966	0.194	0.367
GRNN5	0.338	15.04	0.95	0.942	0.255	-0.25
GRNN6	0.63	28.2	0.795	0.795	0.524	-3.098
GRNN7	0.411	18.3	0.914	0.914	0.297	-0.852

2.2 ET₀ 月值趋势对比

图 3 (以丰都为例) 为不同模型计算 ET₀ 月值的年内分布趋势对比。由图中可以看出, 不同模型计算结果与 P-M 模型计算结果变化趋势基本一致, 均呈现先增加后降低的变化趋势, 其中在输入组合 1 时, 不同模型 ET₀ 月值变化趋势与 P-M 模型计算结果最为接近, 在组合 1 中 GEM 模型与 P-M 模型计算结

果的曲线图拟合效果最好,GRNN 模型和 RF 模型在各个站点的拟合效果较差;在组合 2 时,拟合效果较组合 1 有所降低,同样表现为 GEM2 模型的拟合效果最高;在输入组合 3 时,不同站点均表现为 GEM3 模型精度最高;组合 4 与组合 2 的模拟结果较一致,

计算精度要显著高于组合 3;组合 5 和组合 6 输入参数较少,而组合 5 的计算精度显著高于组合 6,组合 7 虽然仅输入了 T_{\max} 和 T_{\min} 2 种参数,但其精度要高于组合 6。显然在进行 ET_0 月值模拟计算时,组合 6 输入 n, RH, U_2 等 3 种参数是不可取的。

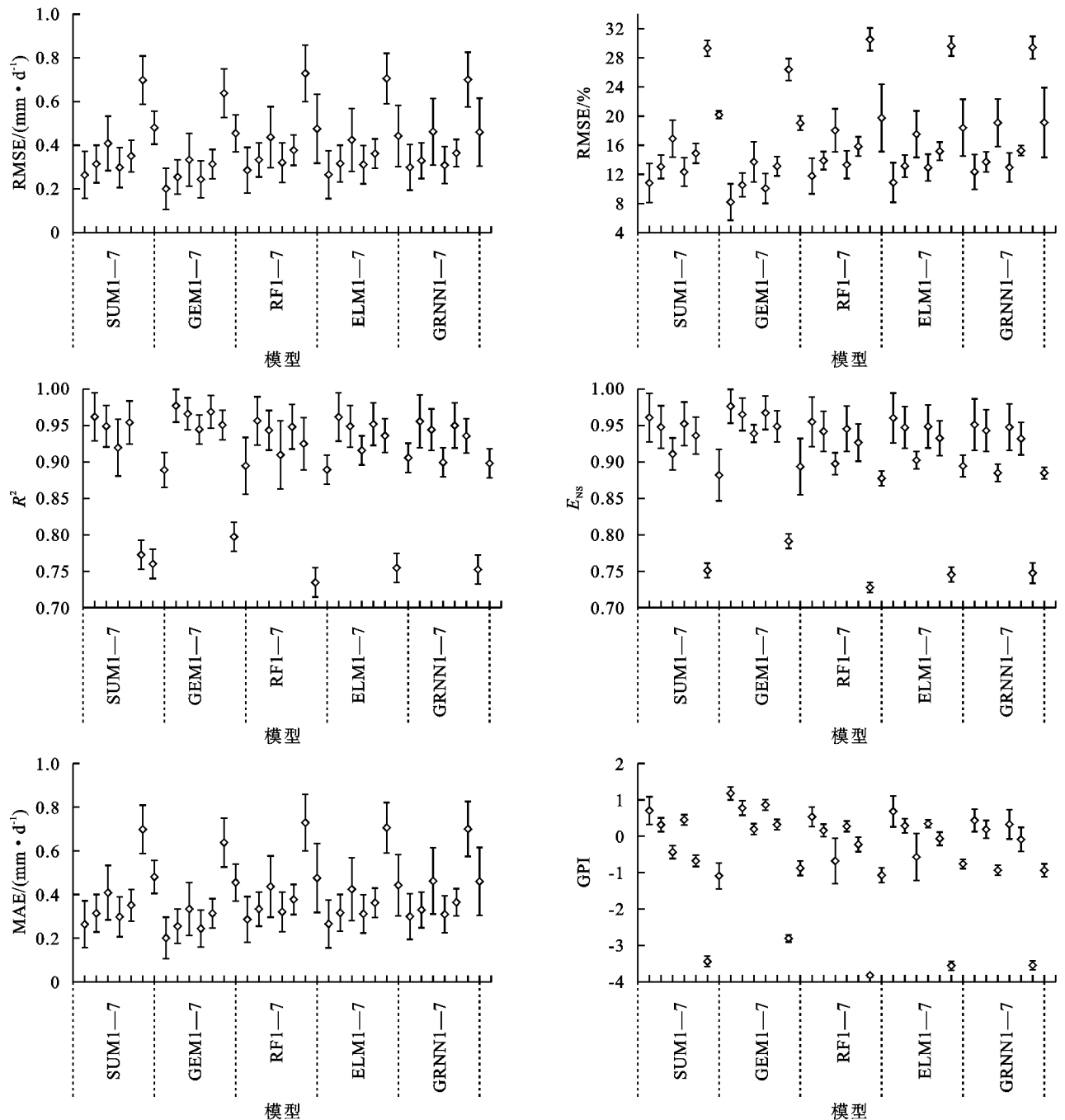


图 2 整个研究区域不同模型不同组合计算精度

2.3 人工智能模型与经验模型对比

为证明人工智能模型的优势,本文计算了 4 种经验模型的精度,并与相同参数输入情况下精度最低的人工智能模型对比,结果见表 3。由表 3 可知,虽然输入 T_{\max}, T_{\min}, n 的 SVM5 模型和输入 T_{\max}, T_{\min} 的 SVM7 模型的精度在人工智能模型中最低,但其精度仍高于相

同输入参数的经验模型,因此,在缺少气象资料情况下,建议在重庆地区采用人工智能模型计算 ET_0 。

3 讨论

在相同输入参数条件下的人工智能模型精度要明显高于经验模型,这与刘小华等^[24]、魏俊等^[14]、邢立文

等^[25]的研究结论基本一致。本文研究发现,GEM 模型在所有模型中表现出了最高的精度,该模型可通过比较标准数据和模拟数据之间的关系,从而计算出高斯指数

用于模型模拟,在一定程度上保证了模型精度。Lesser 等^[26]验证了 GEM 模型与其余模型的计算精度,同样指出该模型可保证模型效率和训练速度,其精度最高。

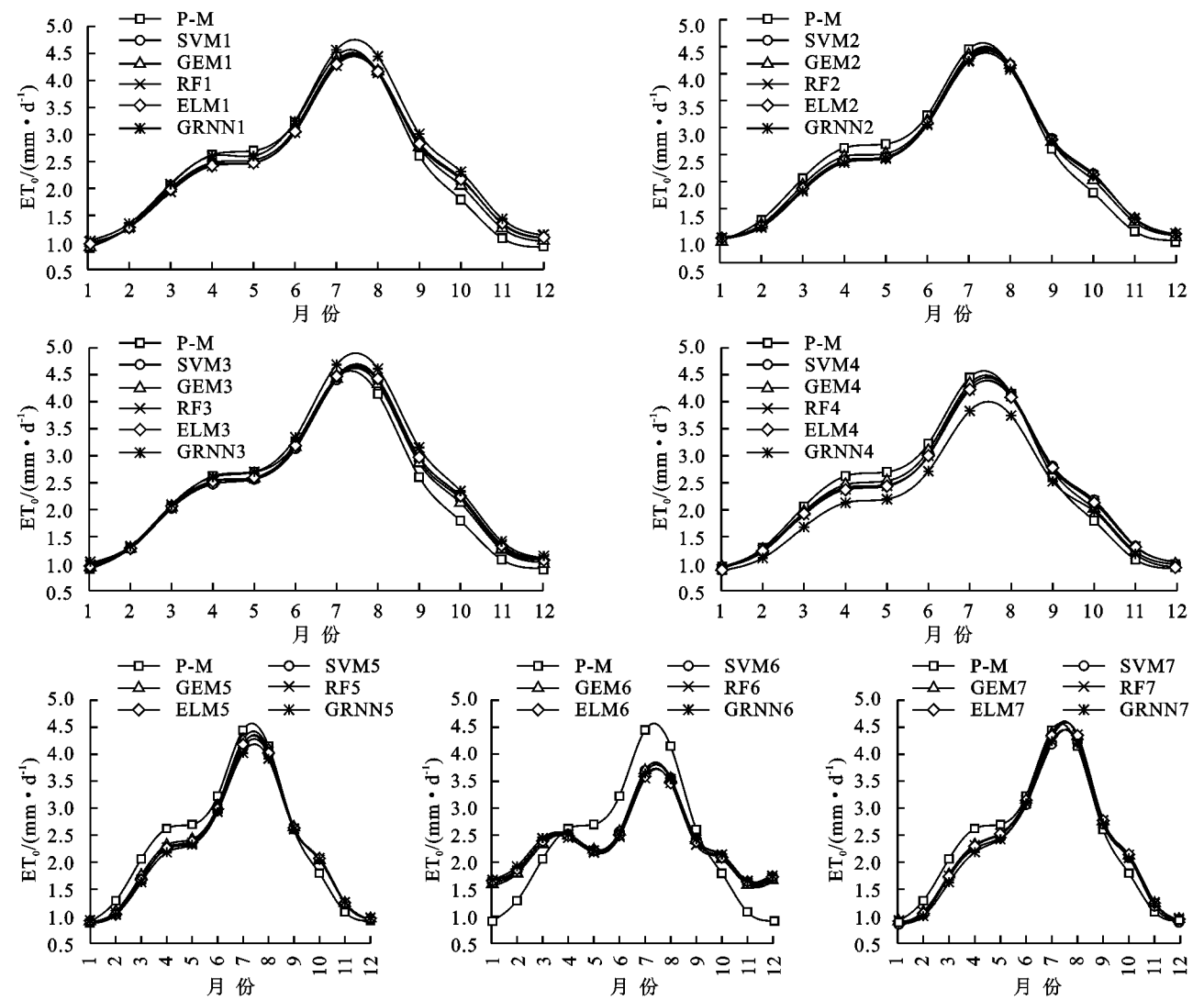


图 3 不同模型丰都站 ET₀ 月值变化趋势

表 3 人工智能模型与经验模型精度对比

经验模型	输入参数	RMSE/(mm·d ⁻¹)	RRMSE/%	R ²	E _{ns}	MAE/(mm·d ⁻¹)
Priestley-Taylor(P-T)	T _{max} , T _{min} , n	0.408	17.384	0.712	0.708	0.314
Makkink(M-K)		0.514	18.149	0.703	0.698	0.412
SVM5		0.351	14.890	0.773	0.936	0.270
Hargreaves(H-S)	T _{max} , T _{min}	0.508	22.473	0.698	0.697	0.429
Mcloud(M-C)		0.594	25.374	0.687	0.671	0.513
SVM7		0.481	20.176	0.889	0.882	0.355

本文研究表明,所有的应用模型能够较好反映出 ET₀ 与大气之间变化关系的复杂过程,这主要是由于人工智能算法能够识别 ET₀ 与环境变量之间的非线性关系^[27]。在不同站点中,GEM 模型在不同输入参数组合条件下,都表现出了最高的精度,同时该模型的预测模拟时间仅为 15 s,远低于其余模型(ELM 为 20 s,SVM 模型为 33S,GRNN 模型为 50 s,RF 模

型为 65 s),作为一种较新的建模技术,GEM 模型在预测日 ET₀ 方面表现出较高精度,这在以往的研究中从未得到证实,同时该模型的计算效率要高于其余模型,这表明该模型方法具有简单的网络结构和非调优机制。这一优势可将该模型用于解决诸如干旱、降雨和径流预测等实时预报问题中。

本文研究同时表明,ELM 模型能够普遍较好估

算日 ET_0 。SVM 模型、GRNN 模型和 RF 模型需要更长的时间来寻找各自的最优参数。与其余模型相比,ELM 模型更有效地避免过拟合,并具有更高的趋近度^[28]。同时,已有研究表明,ELM 模型在运行过程中存在 Sine 函数、Radbas 函数和 Hardlim 函数共 3 种激活函数,本文采用 ELM 模型默认的 Sine 激活函数进行计算,虽已有研究表明,Sine 激活函数下的 ELM 模型精度最高,但在重庆地区尚未得到验证。在今后的研究中,将对不同激活函数下的 ELM 模型精度进行比较,以期得到适用于重庆市 ET_0 模拟的最优 ELM 模型激活函数。本文同时发现,影响重庆地区 ET_0 变化的主要因素由高到低依次为日照时数 n 、温度项 T_{\max} 和 T_{\min} 、相对湿度 RH、风速 U_2 。可基于无偏导数法计算该地区 5 种气象因素对于的 ET_0 敏感系数,从而验证该结论^[29]。计算出的敏感系数结果可见表 4,由表 4 可以看出,日照时数、温度项的敏感系数较高,相对湿度 RH 次之,风速的敏感系数最低,进一步验证了本文结论。

本文以 1991—2011 的数据进行训练模型,估算了 2012—2016 年的 ET_0 数据,得到了较高的精度,验证了 GEM 模型的精确性。CMIP6 数据给出了未来不同气候情景下的气象数据值,在今后的研究中,可以用 CMIP6 的气象数据,对不同气候情景下 ET_0 进行估算,进一步验证 GEM 模型的准确性。

表 4 不同站点气象因素对的 ET_0 敏感系数

站点	日照 时数 n	温度项 T	相对 湿度 RH	风速 U_2
丰都	0.42	0.32	-0.17	0.01
奉节	0.48	0.20	-0.21	0.01
沙坪坝	0.43	0.17	-0.08	0.01
万州	0.38	0.21	-0.16	0.01
酉阳	0.51	0.16	-0.19	0.02

4 结 论

(1) 不同站点不同气象输入组合条件下,GEM 模型均表现出了较高的精度,其次是 ELM 模型,表明 GEM 模型可作为重庆地区 ET_0 计算的标准模型使用。

(2) 对比人工智能模型与经验模型的计算结果可知,在相同气象参数输入的情况下,人工智能模型计算精度要高于经验模型。

(3) 由 T_{\max} 、 T_{\min} 、 n 、RH、 U_2 共 5 种气象参数的输入情况可知,5 种气象参数对重庆地区 ET_0 变化的影响程度由高到低依次为日照时数 n 、温度项 T_{\max} 和 T_{\min} 、相对湿度 RH、风速 U_2 ,日照时数 n 、温度项 T_{\max} 和 T_{\min} 是保证重庆地区人工智能模型精度必不

可少的因素。

(4) 在实际应用中,当区域气象数据无法获取完全时,仅靠获取区域日照和温度数据,即可基于 GEM 模型得到较高精度的 ET_0 数据,可为计算区域作物需水量提供重要的参数支持。

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(1/4):105-121.

[2] Wang Q, Xu Y P, Wang Y F, et al. Individual and combined impacts of future land-use and climate conditions on extreme hydrological events in a representative basin of the Yangtze River Delta, China[J]. Atmospheric Research, 2020,236:1-14.

[3] 张雅芳,郭英,沈彦俊,等.华北平原种植结构变化对农业需水的影响[J].中国生态农业学报,2020,28(1):8-16.

[4] 黄航行,李思恩.1968—2018 年民勤地区参考作物需水量的年际变化特征及相关气象影响因子研究[J].灌溉排水学报,2019,38(12):63-67.

[5] 李丰琇,马英杰.基于双作物系数法的新疆覆膜滴灌夏玉米蒸散量估算[J].农业机械学报,2018,49(11):268-274.

[6] 曹永强,朱明明,李维佳.河北省典型区主要作物有效降雨量和需水量特征[J].生态学报,2018,38(2):560-570.

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

[8] 娄忠秋,李桢.不同简化算法模型模拟都江堰灌区参考作物蒸散量[J].水土保持研究,2019,26(5):272-277,286.

[9] 冯禹,崔宁博,龚道枝.机器学习算法和 Hargreaves 模型在四川盆地 ET_0 计算中的比较[J].中国农业气象,2016,37(4):415-421.

[10] 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.

[11] 李晨,李王成,赵自阳,等.宁夏引黄灌区几种参考作物蒸散量计算方法适用性及修正研究[J].中国农村水利水电,2019(11):54-59,65.

[12] 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.

[13] 陈宣全,崔宁博,李继平,等.多元自适应回归样条算法模拟川中丘陵区参考作物蒸散量[J].农业工程学报,2019,35(16):152-160.

[14] 魏俊,崔宁博,陈雨霖,等.基于极限学习机模型的中国西北地区参考作物蒸散量预报[J].中国农村水利水电,2018(8):35-39.

- [15] 徐颖,张皓杰,崔宁博,等.基于不同 ELM 的西北旱区参考作物蒸散量模拟模型[J].中国农村水利水电,2019(1):6-12.
- [16] 冯禹,王守光,崔宁博,等.基于遗传算法优化神经网络的参考作物蒸散量预测模型[J].资源科学,2014,36(12):2624-2630.
- [17] 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.
- [18] Vapink V. The nature of statistical learning theory [M]. New York:Springer-Verlag, 1999.
- [19] Liu C, Zheng D, Zhao L, et al. Gaussian fitting for carotid and radial artery pressure waveforms:comparison between normal subjects and heart failure patients[J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2014,24(1):271-277.
- [20] Buja A, Swayne D, Littman M, et al. Data visualization with multidimensional scaling[J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 2008,17(2):444-472.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] Desideri U, Zepparelli F, Morettini V, et al. Comparative analysis of concentrating solar power and photovoltaic technologies:technical and environmental evaluations[J]. Appl Energy, 2013,102:765-784.
- [24] 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,38(1):102-108.
- [25] 邢立文,崔宁博,董娟.基于 LSTM 深度学习模型的华北地区参考作物蒸散量预测研究[J].水利水电技术,2019,50(4):64-72.
- [26] Lesser B, Mücke M, Gansterer W N. Effects of reduced precision on floating-point SVM classification accuracy[J]. Procedia Computer Science, 2011,4:508-517.
- [27] Xu T R, Guo Z X, Xia Y L, et al. Ferreira, Shaomin Liu, Kaicun Wang, Yunjun Yao, Xiaojuan Zhang, Changsen Zhao. Evaluation of twelve evapotranspiration products from machine learning, remote sensing and land surface models over conterminous United States[J]. Journal of Hydrology, 2019,578:1-12.
- [28] Corinne C, Liang S L. Evaluation of ten machine learning methods for estimating terrestrial evapotranspiration from remote sensing[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2019,78:1-9.
- [29] 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.

(上接第 84 页)

- [9] 李锡泉,田育新,袁正科,等.湘西山地不同植被类型的水土保持效益研究[J].水土保持研究,2003,10(2):123-125.
- [10] 孙从建,侯慧新,陈伟,等.典型黄土塬区不同植物措施水土保持效应分析[J].自然资源学报,2019,34(7):1405-1406.
- [11] 梁文广,钱钧,高士佩.基于“3S”技术的南京市水土流失定量监测及分析[J].长江科学院院报,2018,35(7):51-56.
- [12] 南京市人民政府.《南京市水土保持规划 2016—2030》[Z].宁政复[2018]13 号,2018.
- [13] 王万忠.黄土地区降雨特性与土壤流失关系的研究 II—降雨侵蚀力指标 R 值的探讨[J].水土保持通报,1983,3(5):62-64.
- [14] 谢云,刘宝元,章文波.侵蚀性降雨标准研究[J].水土保持学报,2000,14(4):6-11.
- [15] 黄路平,毛政元,傅水龙,等.福建省长汀县降雨侵蚀力及其与水土流失的关系研究[J].自然灾害学报,2015,24(5):104-105.
- [16] 汪邦稳,方少文,宋月君,等.赣北第四纪红壤区侵蚀性降雨强度与雨量标准的确定[J].农业工程学报,2013,29(11):100-101.
- [17] 胡续礼.水土流失定量监测中降雨侵蚀力因子的研究[D].南京:南京农业大学,2006.
- [18] 章文波,谢云,刘宝元.中国降雨侵蚀力空间变化特征[J].山地学报,2003,21(1):33-40.
- [19] 杨云斌,张建军,李梁,等.晋西黄土区降雨过程对小流域产流的影响[J].北京林业大学学报,2019,4(3):105-114.
- [20] 王万忠.黄土地区降雨特性与土壤流失关系的研究 III:关于侵蚀性降雨的标准问题[J].水土保持通报,1984,4(2):58-63.
- [21] 朱明.数据挖掘导论[M].北京:中国科学技术大学出版社,2010.
- [22] 廖延娜,李梦君,张婧琪. K 均值聚类—粒子群优化多目标定位算法[J].电子设计工程,2018,26(2):56-60.
- [23] 孙卓. k -均值聚类算法及其应用[J].农业网络信息,2013(7):41-44.