

基于 MEA – BPNN 的西北旱区参考作物蒸散量预报模型

崔宁博<sup>1,2</sup> 魏俊<sup>1</sup> 赵璐<sup>1,2</sup> 张青雯<sup>1</sup> 龚道枝<sup>3</sup> 王明田<sup>4</sup>

(1. 四川大学水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 成都 610065;

2. 南方丘区节水农业研究四川省重点实验室, 成都 610066;

3. 中国农业科学院农业环境与可持续发展研究所作物高效用水与抗灾减损国家工程实验室, 北京 100081;

4. 中国气象局成都高原气象研究所, 成都 610071)

**摘要:** 为有效提高西北旱区参考作物蒸散量(Reference crop evapotranspiration,  $ET_0$ )预报精度,在西北旱区选择 5 个代表性气象站点,构建 10 种基于思维进化算法(Mind evolutionary algorithm, MEA)优化的误差反向传波神经网络(Back propagation neural network, BPNN)  $ET_0$  预报模型,并将其与 Hargreaves – Samani 模型、Irmak 模型和 48 – PM 模型等 3 种在西北旱区  $ET_0$  计算精度较高的模型进行比较。结果表明:在不同输入的情况下 MEA – BPNN 模型模拟精度具有相对较高水平,其中 MEA – BPNN1(输入最高气温  $T_{max}$ 、最低气温  $T_{min}$ 、相对湿度  $R_H$ 、日照时数  $n$  和距地面 2 m 高处的风速  $u_2$ )、MEA – BPNN2(输入  $T_{max}$ 、 $T_{min}$ 、 $n$  和  $u_2$ )及 MEA – BPNN3(输入  $T_{max}$ 、 $T_{min}$ 、 $R_H$  和  $u_2$ )模型的  $R^2$ 、NSE 均大于 0.96, RMSE、MAE 也分别小于 0.34、0.25 mm/d,以上 3 种 MEA – BPNN 模型的整体评价指标(Global performance indicator, GPI)排名分别为 1、2、3; MEA – BPNN7(输入  $T_{max}$ 、 $T_{min}$  和  $u_2$ )的  $R^2$ 、NSE 分别为 0.966 2、0.962 2, RMSE、MAE 分别为 0.361 0、0.276 1 mm/d,模拟精度较高;MEA – BPNN 模型可移植性的分析表明:MEA – BPNN 模型在西北旱区具有较强的泛化能力,基于不同站点数据构建的预报模型也有较高精度;在相同输入情况下 MEA – BPNN 模型模拟精度均高于 Hargreaves – Samani 模型、Irmak 模型和 48 – PM 模型。因此,在气象资料缺乏情景下 MEA – BPNN 模型可作为西北旱区  $ET_0$  计算的推荐模型,可为实时精准灌溉预报的实现提供科学依据。

**关键词:** 参考作物蒸散量; 预报模型; 思维进化; 神经网络; 西北旱区; 可移植性

**中图分类号:** S161.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2018)08-0228-09

Reference Crop Evapotranspiration Prediction Model of Arid Areas of Northwest China Based on MEA – BPNN

CUI Ningbo<sup>1,2</sup> WEI Jun<sup>1</sup> ZHAO Lu<sup>1,2</sup> ZHANG Qingwen<sup>1</sup> GONG Daozhi<sup>3</sup> WANG Mingtian<sup>4</sup>

(1. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

2. Provincial Key Laboratory of Water-saving Agriculture in Hill Area of Southern China, Chengdu 610066, China

3. State Engineering Laboratory for Efficient Water Use and Disaster Loss Reduction of Crops, Institute of Environment and Sustainable Development in Agriculture, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China

4. Institute of Plateau Meteorology, China Meteorological Administration, Chengdu 610071, China)

**Abstract:** To effectively improve the prediction accuracy of the reference crop evapotranspiration ( $ET_0$ ) in the arid regions of Northwest China, five representative meteorological sites were selected in the arid Northwest China to construct 10 errors back propagation neural network (BPNN) optimized by mind evolutionary algorithm (MEA) model. This model was used to forecast  $ET_0$  and compared with the three models of Hargreaves – Samani model, Irmak model and 48 – PM model which had higher accuracy in the northwest arid region. The results showed that the simulation accuracy of the MEA – BPNN model was basically high at different input levels, including MEA – BPNN1 (input  $T_{max}$ ,  $T_{min}$ ,  $R_H$ ,  $n$  and  $u_2$ ), MEA – BPNN2 (input  $T_{max}$ ,  $T_{min}$ ,  $n$  and  $u_2$ ) and MEA – BPNN3 (input  $T_{max}$ ,  $T_{min}$ ,  $R_H$  and  $u_2$ ). The

收稿日期: 2018 – 03 – 09    修回日期: 2018 – 03 – 29

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2016YFC0400206)、国家自然科学基金项目(51779161)、“十二五”国家科技支撑计划项目(2015BAD24B01)和 2017 年中央高校基本科研业务费专项资金项目(2016CDDY – S04 – SCU)

**作者简介:** 崔宁博(1981—),男,副教授,博士,主要从事节水灌溉理论与技术研究,E-mail: 407027245@qq.com

**通信作者:** 赵璐(1986—),女,高级实验师,博士,主要从事节水农业和水文气象研究,E-mail: luyal121@163.com

determination coefficient  $R^2$  and Nash - Sutcliffe efficiency coefficient NSE of the models were greater than 0.96, RMSE and MAE was less than 0.34 mm/d and 0.25 mm/d. The GPI rankings of the above three MEA - BPNN models were 1, 2 and 3, respectively. The  $R^2$  and NSE of MEA - BPNN7 (input  $T_{\max}$ ,  $T_{\min}$ , and  $u_2$ ) was 0.966 2 and 0.962 2, RMSE and MAE was 0.361 0 mm/d and 0.276 1 mm/d, respectively, and the simulation accuracy was high. The analysis of the portability of the MEA - BPNN model showed that the MEA - BPNN model in the arid northwestern China had strong generalization ability, and the forecasting model constructed based on different site data also had high accuracy. The simulation accuracy of the MEA - BPNN model was higher than that of the Hargreaves - Samani model, Irmak model and 48 - PM model with the same input. Therefore, in the absence of meteorological data, the MEA - BPNN model can be used as a recommended model for the calculation of  $ET_0$  in the northwest arid regions, which can provide a scientific basis for real-time accurate irrigation forecasting.

**Key words:** reference crop evapotranspiration; forecast model; mind evolutionary; neural networks; northwest arid area; portability

# 0 引言

参考作物蒸散量 (Reference crop evapotranspiration,  $ET_0$ ) 是国际通用水资源评价和作物需水量计算的核心参数,同时也是智慧灌溉及灌区高效用水的重要指标<sup>[1]</sup>,其准确计算对作物需水量预报、水资源优化调配及最严格水资源管理制度的落实具有重大意义。目前  $ET_0$  的确定方法大致分为实际测定、公式法和数值模拟等 3 种,实际测定工作繁琐且有很强的地域局限性<sup>[2]</sup>,缺乏可操作性,难以推广;公式法基于各种气象因子建立数学模型进行  $ET_0$  估算,操作性较强,应用较为广泛,目前科学家已提出 50 余种  $ET_0$  计算方法,这些方法又可细分为温度法、辐射法和综合法 3 种<sup>[3]</sup>,但该类方法计算精度都相对较低,可移植性较差;数值模拟是将已有气象数据输入机器学习 (Machine learning, MC) 模型中进行非线性关系分析,找到最优拟合路径并记忆,将最优路径作为预报模型,该方法具有用时短、精度高、泛化性能 (Generalization ability) 好等优点。

1998 年国际粮农组织 (Food and Agriculture Organization, FAO) 将 Penman - Monteith (P - M) 模型作为  $ET_0$  标准计算模型<sup>[4]</sup>。然而 P - M 模型所需气象因子较多,在部分地区难以满足,因此很多简化模型被相继提出,如温度法中的 Hargreaves - Samani 模型<sup>[5]</sup>、McCloud 模型<sup>[6]</sup>,辐射法中的 Makkink 模型<sup>[7]</sup>、Priestly - Taylor 模型<sup>[8]</sup>,综合法中的 Penman - Van bavel 模型<sup>[9]</sup>、48 - PM 模型<sup>[10]</sup> 等。CARCIA 等<sup>[11]</sup>研究了 Hargreaves、Thornthwaite 和 P - M 等 3 种模型在南美玻利维亚高地的适用性,发现 P - M 和 Hargreaves 模型比较适宜高地气候。KASHYAG 等<sup>[12]</sup>通过实验探究了 P - M 模型在印度半湿润地区的适用性。汤鹏程等<sup>[13]</sup>通过数值模拟的方法提出了西藏高海拔地区 Hargreaves - Elevation 改进模型,通过修正温度常数,增强了 Hargreaves 模型在西

藏高海拔地区的适用性。符娜等<sup>[8]</sup>比较 P - M 模型与 Jensen - Haise、Turc 模型等 9 种模型在云南省不同生态水文分区的适用性。

随着计算机技术发展和机器学习模型不断更新,MC 被广泛用于  $ET_0$  的预报中,该方法的应用使  $ET_0$  预报精度得到大幅提升。MC 是通过样本学习,不断调整数值路径逼近指定的目标值,并且记录最优的路径将其作为预报模型。陈晟等<sup>[14]</sup>提出了基于融合分治法 (Divide and conquer, DC) 和误差反向传波神经网络 (Back propagation neural network, BPNN) 结合的 DC - BPNN 月尺度  $ET_0$  估算模型,该模型在河西走廊模拟精度高于 Blaney - Criddle、Hargreaves - Samani 等 6 种计算模型。KUMAR 等<sup>[15]</sup>、GORKA 等<sup>[16]</sup>利用人工神经网络对  $ET_0$  进行模拟,但是初始权重和阈值随机性太大,容易陷入局部最优解,收敛速度慢。冯禹等<sup>[17]</sup>构建了遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 优化的 BPNN (GA - BPNN)  $ET_0$  预报模型,一定程度上解决了学习过程中容易陷入局部最优解和学习速率慢等问题,在川中丘陵地区  $ET_0$  预报中取得较高精度。TABARI 等<sup>[18]</sup>利用自适应模糊推理系统 (Adaptive neural 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性,将其应用于气象因子和  $ET_0$  的映射模拟中,模拟精度高于 Blaney - Criddle、Hargreaves、Priestley - Taylor 等模型。思维进化算法 (Mind evolutionary algorithm, MEA) 优化 BPNN 模型 (MEA - BPNN) 目前已被应用于大米水分检测<sup>[19]</sup>、真空隔热板真空度检测<sup>[20]</sup> 等领域,但是在  $ET_0$  预报应用上还是空白。

本文拟将 P - M 模型计算的  $ET_0$  作为标准值,构建 MEA - BPNN 的  $ET_0$  预报模型,并用 K-折交叉验证估计泛化误差,与其他常用  $ET_0$  计算模型进行比较,提出在缺乏气象资料情况下的最优计算模型,为西北旱区精准灌溉预报与发展高效节水灌溉提供科

学依据。

1 材料与方 法

1.1 研究区域概况

中国西北旱区计 300 余万 km<sup>2</sup>, 年降水量 15 ~ 922.8 mm<sup>[21]</sup>。本文气象资料来自国家气象信息中心, 数据经过严格审核, 质量良好。选取乌鲁木齐、铜川、格尔木、民勤、和田等 5 个代表性站点(图 1) 1993—2016 年逐日气象资料构建模型, 利用 K-折交叉验证原理将 8 766 个日值分为 18 组, 其中 17 组为

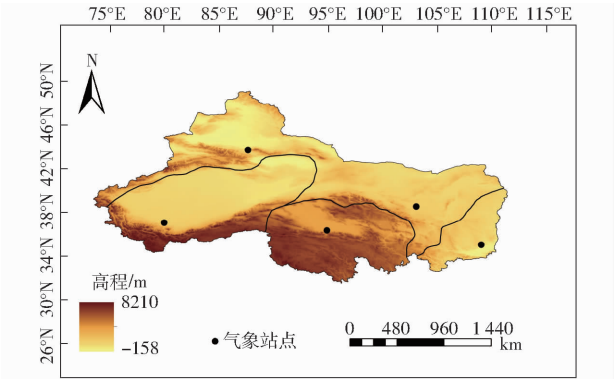


图 1 站点分布图

Fig. 1 Distribution map of meteorological stations

训练集, 1 组为测试集, 包括最高气温( $T_{\max}$ )、最低气温( $T_{\min}$ )、日照时数( $n$ )、相对湿度( $R_H$ )、距地面 2 m 高处的风速( $u_2$ 为 10 m 高处的风速利用 FAO 风廓线关系<sup>[4]</sup>换算成 2 m 高处的风速)。

1.2 参考作物蒸散量计算模型

基于空气动力学和能量平衡原理建立的 P-M 模型是综合法的一种, 该模型全面地考虑了  $ET_0$  的各种影响因子, 不需要因地区气候差异而进行参数修正, 其计算的  $ET_0$  精度经过全球气象站的数据检验, 具有普遍的适用性<sup>[22-23]</sup>, 因此本文选用 P-M 模型计算的  $ET_0$  作为标准值。为检验 MEA-BPNN 模型预报精度, 选用 Hargreaves-Samani、Irmak、48-Penman 等 3 种在西北旱区精度较高的  $ET_0$  计算模型与 MEA-BPNN 模型进行比较, 具体模型及计算公式见表 1。表中  $R_n$  为净辐射, MJ/(mm<sup>2</sup>·d);  $T_{\text{mean}}$  为平均气温, °C;  $e_s$  为饱和水汽压, kPa;  $e_a$  为实际水汽压, kPa;  $\Delta$  为饱和水汽压-温度曲线斜率, kPa/K;  $\gamma$  为湿度计常数, kPa/K;  $C_0$  为转换系数, 取 0.000 939;  $R_a$  为大气顶层辐射, MJ/(mm<sup>2</sup>·d);  $\lambda$  为水的气化潜热, 取 2.45 MJ/(mm<sup>2</sup>·kg);  $R_s$  为地面总辐射, MJ/(mm<sup>2</sup>·d);  $G$  为土壤热通量, MJ/(m<sup>2</sup>·d), 下同。

表 1 参考作物蒸散量计算模型

Tab. 1 Calculation models of reference crop evapotranspiration

| 模型                                             | 计算公式                                                                                                                          | 输入气象因子                            |
|------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------|
| FAO-56 Penman-Monteith <sup>[4]</sup><br>(P-M) | $ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{\text{mean}} + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)}$ | $T_{\max}, T_{\min}, R_H, u_2, n$ |
| Hargreaves-Samani (HS)                         | $ET_0 = C_0 (T_{\max} - T_{\min})^{0.5} (T_{\text{mean}} + 17.8) R_a$                                                         | $T_{\max}, T_{\min}$              |
| Irmak <sup>[24]</sup> (IA)                     | $ET_0 = -0.611 + 0.149R_s + 0.079T_{\text{mean}}$                                                                             | $T_{\max}, T_{\min}, n$           |
| 48-Penman <sup>[10]</sup> (48-PM)              | $ET_0 = \frac{\Delta(R_n - G) + 0.63\gamma(1 + 0.537u_2)(e_s - e_a)}{\lambda(\Delta + \gamma)}$                               | $T_{\max}, T_{\min}, R_H, u_2, n$ |

1.3 思维进化算法优化的误差反向传播神经网络模型 (MEA-BPNN) 计算原理

1.3.1 思维进化 (MEA) 算法原理

MEA 是针对遗传算法缺陷提出的一种进化算法, 其思想来源于模仿人类思维进化的过程。MEA 继承了遗传算法的“群体”、“进化”和“个体”等思想, 提出了新的操作算子——“趋同”和“异化”, 这两种操作相互协调, 具有良好的扩充性、移植性和极强的全局优化能力<sup>[25]</sup>。MEA 主要系统框架如图 2 所示。

MEA 的优化思路是通过趋同、异化等操作, 不断进行迭代逼近最优路径。基本的进化过程如下<sup>[26]</sup>:

(1) 群体生成: 在解空间内随机生成一定规模的个体, 根据适应度函数计算出每个个体的得分, 以

- 得分最高的作为优胜个体和临时个体。
- (2) 子群体生成: 分别以这些优胜个体和临时个体为中心, 在每个中心周围产生一些新的个体, 从而得到若干个优胜子群体和临时子群体。
- (3) 趋同操作: 在各个子群体内部执行趋同操作, 直至该子群体成熟, 并以该子群体中最优个体

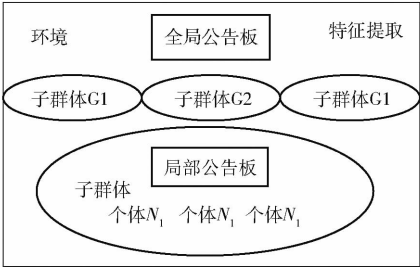


图 2 思维进化框架图

Fig. 2 Frame of mind evolutionary algorithm

(即中心)的得分作为该子群体的得分。

(4)异化操作:子群体成熟之后,将各个子群体的得分在全球公告板上张贴,子群体之间执行异化操作,完成优胜子群体与临时子群体的替换、废弃及子群体中个体释放的过程,计算个体得分并找出全局最优个体。

(5)迭代操作:异化结束后,被释放的个体重新被新的临时子群体补充,重复步骤(3)~(4),直到最优个体的得分不再提高或迭代结束,则认为运算收敛,输出最优个体。

### 1.3.2 误差反向传播神经网络(BPNN)原理

BPNN 是一种误差反向传播的多层前馈神经网络。由输入层、隐含层和输出层组成。输入信号经输入层逐层传输到各隐含层,最后传向输出层。若输出结果不满足期望值,误差信号反向传递到各隐含层和输入层,利用梯度最速下降法,调整各神经元的权值和阈值,从而使 BPNN 模拟输出不断逼近期望输出,BPNN 的拓扑结构如图 3 所示。BPNN 通过

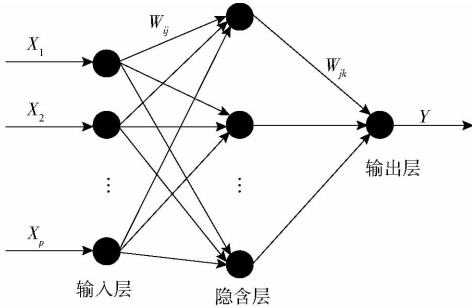


图 3 前馈神经网络拓扑结构

Fig. 3 Topological structure of back propagation neural network

训练使网络具有联想记忆和预报能力<sup>[27]</sup>,具体过程如下:

(1)网络初始化。根据系统输入输出序列 $(X, Y)$ 确定网络输入层节点数 $p$ 、隐含层节点数 $l$ ,输出层节点数 $m$ ,初始化输入层、隐含层和输出层神经元之间的连接权值 $W_{ij}$ 、 $W_{jk}$ ,初始化隐含层阈值 $a$ ,输出层阈值 $b$ ,给定学习速率 $\eta$ 和神经元激励函数 $f$ 。

(2)隐含层输出计算。根据输入变量 $X$ ,输入层和隐含层间连接权值 $W_{ij}$ 以及隐含层阈值 $a$ ,计算隐含层输出 $H$ 。

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^p W_{ij}X_i - a_j\right) \quad (j=1,2,\cdots,l) \quad (1)$$

本文取

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

(3)输入层输出计算。根据隐含层输出 $H$ , $W_{jk}$ 和阈值 $b$ ,计算 BPNN 预报输出 $O$ 。

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j W_{jk} - b_k \quad (k=1,2,\cdots,m) \quad (3)$$

(4)误差计算。根据网络预报输出 $O$ 和期望输出 $Y$ ,计算网络预报误差 $e$ 。

$$e_k = Y_k - O_k \quad (k=1,2,\cdots,m) \quad (4)$$

(5)权值更新。根据网络预报误差更新网络连接权值 $W_{ij}$ 、 $W_{jk}$ 。

$$W_{ij} = W_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k$$

$$(i=1,2,\cdots,n; j=1,2,\cdots,l) \quad (5)$$

$$W_{jk} = W_{jk} + \eta H_j e_k \quad (j=1,2,\cdots,l; k=1,2,\cdots,m) \quad (6)$$

(6)阈值更新。根据网络预报误差 $e$ 更新网络节点阈值 $a$ 、 $b$ 。

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k$$

$$(j=1,2,\cdots,l) \quad (7)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad (k=1,2,\cdots,m) \quad (8)$$

(7)判断算法迭代是否结束,若没有结束,返回步骤(2)。

### 1.3.3 K-折交叉验证介绍

在模型构建过程中,引入泛化误差(Generalization error, GE)定量描述模型的性能。泛化误差是在独立测试样本上的期望预报误差,也被称为测试误差(Test error, TE)或预报误差(Prediction error, PE)<sup>[28-29]</sup>。由于在实际应用中样本精确分布很难确定,所以泛化误差不能直接确定,一般用样本的训练误差直接替代泛化误差,但是这种替代在绝大多数情况下会产生很大的偏差,所以一些通过样本重新估计泛化误差的方法被提出。本文主要利用K-折交叉验证法<sup>[29]</sup>进行验证,具体过程如下:

数据集 $D$ 被分成 $K$ 个大小大致相同的子集,记为 $D_k^{(v)}$  ( $k=1,2,\cdots,K$ )。 $D_k^{(t)}$ 表示从数据集 $D$ 中移走 $D_k^{(v)}$ 中的元素得到的第 $k$ 个训练集,基于 $D_k^{(t)}$ 训练 $D_k^{(v)}$ 测试的 $K$ 个估计的平均得到的K-折交叉验证估计为

$$\hat{\mu}(A(D), (I_j^t)_{1 \leq j \leq K}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{1}{n_v} \sum_{z_i \in D_k^{(t)}} L(A(D_k^{(t)}), z_i) \mu \quad (9)$$

其中

$$n_v \approx n/K$$

式中  $\mu$ ——泛化误差

$I_j^t$ —— $K$ 个数据子集的划分

$L(A(D_k^{(t)}), z_i) \mu$ ——损失函数

### 1.3.4 MEA-BPNN 模型构建

利用 MEA 对 BPNN 初始权值和阈值进行优化,可大幅减少 BPNN 迭代次数并提高模型精度。根据 BPNN 拓扑结构,将解空间映射到编码空间,每一个

编码对应问题的一个解(编码长度为输入节点数和输出节点数之和乘以隐含层节点数加上输出节点数)。然后选取训练集均方误差的倒数作为各个体和种群的得分函数,利用思维进化算法不断迭代,输出最优个体,并以此作为初始权值和阈值,训练BPNN。具体流程如图4所示。

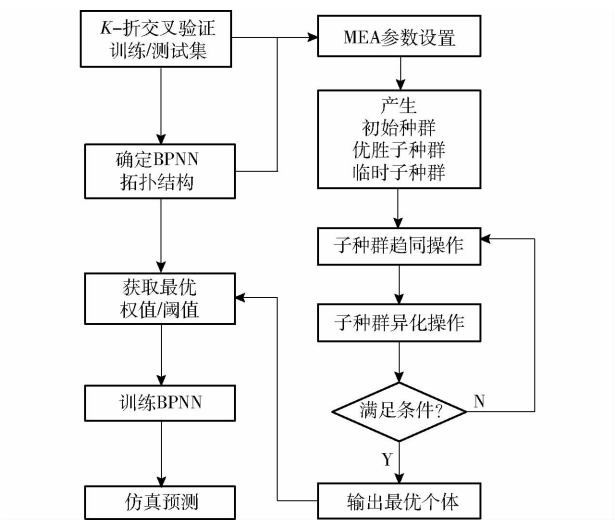


图4 思维进化算法优化神经网络(MEA-BPNN)流程图  
Fig.4 Program flow chart of BPNN optimized by MEA

1.4 模型验证

选用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、决定系数( $R^2$ )和纳什系数(NSE),并将其统一到整体评价指标<sup>[30]</sup>(Global performance indicator,GPI)评价模型的适用性,具体公式为

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}$$
 (10)

$$M_{\text{AE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_i - O_i|$$
 (11)

表2 不同气象因子输入下 MEA-BPNN 参考作物蒸散量模拟精度

| 输入气象因子个数 | MEA – BPNN 模型 | 输入气象因子                                                                | RMSE/<br>( mm · d <sup>-1</sup> ) | MAE/<br>( mm · d <sup>-1</sup> ) | R <sup>2</sup> | NSE      | GPI<br>排名 |
|----------|---------------|-----------------------------------------------------------------------|-----------------------------------|----------------------------------|----------------|----------|-----------|
| 5        | MEA – BPNN1   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub> 、R <sub>H</sub> 、u <sub>2</sub> 、n | 0.271 4                           | 0.204 7                          | 0.980 8 **     | 0.979 3  | 1         |
|          | MEA – BPNN2   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub> 、u <sub>2</sub> 、n                 | 0.293 6                           | 0.218 4                          | 0.978 3 **     | 0.976 6  | 2         |
| 4        | MEA – BPNN3   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub> 、u <sub>2</sub> 、R <sub>H</sub>    | 0.330 8                           | 0.243 4                          | 0.971 6 **     | 0.969 4  | 3         |
|          | MEA – BPNN4   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub> 、R <sub>H</sub> 、n                 | 0.807 8                           | 0.592 7                          | 0.842 3 **     | 0.796 4  | 5         |
| 3        | MEA – BPNN5   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub> 、n                                 | 0.833 3                           | 0.602 0                          | 0.833 2 **     | 0.765 6  | 6         |
|          | MEA – BPNN6   | R <sub>H</sub> 、u <sub>2</sub> 、n                                     | 1.122 0                           | 0.852 2                          | 0.679 9 **     | 0.470 6  | 8         |
|          | MEA – BPNN7   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub> 、u <sub>2</sub>                    | 0.361 0                           | 0.276 1                          | 0.966 2 **     | 0.962 2  | 4         |
| 2        | MEA – BPNN8   | T <sub>max</sub> 、T <sub>min</sub>                                    | 0.875 5                           | 0.642 9                          | 0.814 4 **     | 0.732 2  | 7         |
|          | MEA – BPNN9   | R <sub>H</sub> 、n                                                     | 1.550 4                           | 1.223 0                          | 0.423 7 **     | -0.840 6 | 10        |
|          | MEA – BPNN10  | u <sub>2</sub> 、n                                                     | 1.252 8                           | 0.972 7                          | 0.594 2 **     | 0.176 9  | 9         |

注:\*\*表示在0.01的水平上极显著相关;MEA-BPNN1,MEA-BPNN2,...,MEA-BPNN10表示不同气象因子输入情况下的MEA-BPNN模型,下同。

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^N (O_i - \overline{O})(P_i - \overline{P}) \right]^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \overline{O})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \overline{P})^2}$$
 (12)

$$N_{\text{SE}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \overline{O})^2}$$
 (13)

$$G_{\text{PI}} = \sum_{i=1}^4 \alpha_i (T_i - \overline{T_i})$$
 (14)

式中  $P_i$ ——模型模拟的第*i*个日值  
 $O_i$ ——P-M模型计算的第*i*个标准日值  
 $\overline{P}$ —— $P_i$ 的平均值  $\overline{O}$ —— $O_i$ 的平均值  
 $N$ ——测试集样本数量  
 $T_i$ —— $R_{\text{MSE}}, M_{\text{AE}}, R^2, N_{\text{SE}}$ 归一化后的值  
 $\overline{T_i}$ ——对应参数的中位数

当 $T_i$ 为RMSE和MAE时 $\alpha_i$ 取-1,其他情况取1。

RMSE越小,表明模型偏差越小;MAE越小,表明模型精度越好; $R^2$ 越接近1,表明模型模拟的吻合度越高;NSE越接近1,表明模型质量越好,可信度越高。GPI越高,说明模型的总体模拟效果越好(本文均以排名形式呈现,名次越靠前说明模拟效果越好)。

2 结果与分析

2.1 不同气象资料输入情况下 MEA-BPNN 模型的模拟情况

将不同气象因子随机组合,构成不同的输入情况,建立对应的MEA-BPNN模型,具体结果见表2。

输入 5 个气象因子时,MEA - BPNN1 的 RMSE 为 0.271 4 mm/d,MAE 为 0.204 7 mm/d, $R^2$  和 NSE 分别为 0.980 8 和 0.979 3,GPI 排名第 1。表明 MEA - BPNN1 能够精确地表示气象因子和  $ET_0$  的映射关系,模型具有良好的可靠性。

输入 4 个气象因子时,除了 MEA - BPNN4(缺少  $u_2$ ),其余两个模型 MEA - BPNN2(缺少  $R_H$ )、MEA - BPNN3(缺少  $n$ ) 的  $R^2$  和 NSE 均大于 0.9,MEA - BPNN4 的 RMSE 和 MAE 为 0.807 8 mm/d 和 0.592 7 mm/d,MEA - BPNN2、MEA - BPNN3 的 RMSE 和 MAE 均小于 0.34、0.25 mm/d。根据上述分析,MEA - BPNN2、MEA - BPNN3 的模拟精度高于 MEA - BPNN4,GPI 排名分别为 2、3、5。比较 MEA - BPNN4 与 MEA - BPNN1,发现在缺少  $u_2$  时,RMSE 从 0.271 4 mm/d 上升到 0.807 8 mm/d,NSE 从 0.979 3 下降到 0.796 4,GPI 排名从 1 下降到 5,表明  $u_2$  在西北旱区对于  $ET_0$  的影响较大。汪彪等<sup>[31]</sup>、谢贤群等<sup>[32]</sup> 通过分析西北地区气象因子和  $ET_0$  变化特征,发现  $u_2$  和西北地区的  $ET_0$  呈显著正相关,与本文结果一致。

输入 3 个气象因子时,MEA - BPNN5(缺少  $R_H$ 、 $u_2$ )、MEA - BPNN6(缺少  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ ) 和 MEA - BPNN7(缺少  $R_H$ 、 $n$ ) 模拟精度差异明显,MEA - BPNN7 模拟精度总体优于 MEA - BPNN6 和 MEA - BPNN5。对比 MEA - BPNN7 和 MEA - BPNN2、MEA - BPNN3,发现增加  $n$ ,RMSE 仅从 0.361 0 mm/d 下降到 0.293 6 mm/d,NSE 仅增加 1.25%,模型优化效

果并不明显;增加  $R_H$  后,RMSE 从 0.361 0 mm/d 下降到 0.330 8 mm/d,NSE 增加 0.75%,GPI 排名从第 4 上升到第 3,模拟精度小幅上升。由于气象数据采集地区不同,该结果和冯禹等<sup>[33]</sup>、侯志强等<sup>[34]</sup> 研究结果略有差异,上述研究认为,在增加气象因子  $R_H$  后,模型的模拟精度反而下降。据上分析,在仅有  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $u_2$  时,MEA - BPNN7 可作为西北旱区  $ET_0$  模拟的推荐模型。

输入 2 个气象因子时,MEA - BPNN8、MEA - BPNN9 和 MEA - BPNN10 等 3 种模型的模拟效果差异显著,MEA - BPNN8 模拟精度明显高于其他 2 种模型。对比 MEA - BPNN8(输入  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ ) 和 MEA - BPNN6(输入  $n$ 、 $u_2$  和  $R_H$ ),MEA - BPNN8 输入的气象因子个数更少,模拟精度反而提高。对比 MEA - BPNN5(输入  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $n$ ),MEA - BPNN8 减少了  $n$  的输入,RMSE 仍然小于 0.88 mm/d,NSE 维持在 0.73 以上的水平,表明气温是西北旱区  $ET_0$  驱动的关键因素。

2.2 MEA - BPNN 模型的可移植性分析

MEA - BPNN1、MEA - BPNN2、MEA - BPNN3 和 MEA - BPNN7 等 4 种模型在西北旱区模拟  $ET_0$  精度较高。为了探究 MEA - BPNN 模型的可移植性,随机选择训练站点 P 和测试站点 T 站点的数据组合,形成 5 组测试集和训练集样本,构建 MEA - BPNN1、MEA - BPNN2、MEA - BPNN3 和 MEA - BPNN7 等 4 种模型,其模拟结果如表 3 所示。

表 3 西北旱区不同站点间 MEA - BPNN 可移植性结果  
Tab.3 MEA - BPNN portability results among different stations in northwest arid region

| 模型          | 站点 P | 站点 T | RMSE/(mm·d <sup>-1</sup> ) | MAE/(mm·d <sup>-1</sup> ) | $R^2$      | NSE     |
|-------------|------|------|----------------------------|---------------------------|------------|---------|
| MEA - BPNN1 | 乌鲁木齐 | 格尔木  | 0.454 4                    | 0.341 1                   | 0.959 4 ** | 0.924 9 |
|             | 格尔木  | 民勤   | 0.388 1                    | 0.298 6                   | 0.972 6 ** | 0.961 5 |
|             | 铜川   | 和田   | 0.350 2                    | 0.256 3                   | 0.974 2 ** | 0.970 3 |
|             | 和田   | 乌鲁木齐 | 0.348 1                    | 0.264 1                   | 0.978 4 ** | 0.978 0 |
|             | 民勤   | 铜川   | 0.314 2                    | 0.241 1                   | 0.972 4 ** | 0.969 8 |
| MEA - BPNN2 | 乌鲁木齐 | 格尔木  | 0.413 1                    | 0.293 7                   | 0.956 1 ** | 0.936 4 |
|             | 格尔木  | 民勤   | 0.363 1                    | 0.283 4                   | 0.976 9 ** | 0.966 8 |
|             | 铜川   | 和田   | 0.331 0                    | 0.243 4                   | 0.975 0 ** | 0.973 0 |
|             | 和田   | 乌鲁木齐 | 0.353 5                    | 0.265 7                   | 0.978 7 ** | 0.977 8 |
|             | 民勤   | 铜川   | 0.315 2                    | 0.243 4                   | 0.972 8 ** | 0.968 9 |
| MEA - BPNN3 | 乌鲁木齐 | 格尔木  | 0.421 9                    | 0.299 7                   | 0.957 2 ** | 0.933 9 |
|             | 格尔木  | 民勤   | 0.509 9                    | 0.383 7                   | 0.951 5 ** | 0.928 7 |
|             | 铜川   | 和田   | 0.416 3                    | 0.305 1                   | 0.966 5 ** | 0.958 7 |
|             | 和田   | 乌鲁木齐 | 0.441 8                    | 0.334 4                   | 0.969 1 ** | 0.960 1 |
|             | 民勤   | 铜川   | 0.347 1                    | 0.273 0                   | 0.967 5 ** | 0.960 4 |
| MEA - BPNN7 | 乌鲁木齐 | 格尔木  | 0.491 9                    | 0.350 8                   | 0.938 1 ** | 0.912 1 |
|             | 格尔木  | 民勤   | 0.453 3                    | 0.346 8                   | 0.960 5 ** | 0.946 9 |
|             | 铜川   | 和田   | 0.375 3                    | 0.281 9                   | 0.968 8 ** | 0.965 0 |
|             | 和田   | 乌鲁木齐 | 0.461 3                    | 0.330 9                   | 0.964 5 ** | 0.957 5 |
|             | 民勤   | 铜川   | 0.331 4                    | 0.254 3                   | 0.970 5 ** | 0.965 8 |

由表 3 可知,4 种模型在不同站点间的可移植性较强。 $R^2$  和 NSE 均在 0.91 以上,且  $R^2$  达到极显著水平 ( $P < 0.01$ ),RMSE 和 MAE 分别在 0.51、0.39 mm/d 以下。除乌鲁木齐站点、格尔木站点的模拟精度相对较低外,其余的站点精度均很高,和站点原有数据作为训练集和测试集的模拟精度相当,部分站点模拟精度还高于原有数据模拟精度。本研究结果表明,在西北旱区,各站点间使用 MEA-BPNN1、MEA-BPNN2、MEA-BPNN3 和 MEA-BPNN7 模拟预测精度较高,适用性较强。

表 4 MEA-BPNN 模型与其他物模型模拟精度比较

Tab.4 Comparison of simulation accuracy between MEA-BPNN model and other models

| 输入气象因子                                        | 模型                     | RMSE/(mm·d <sup>-1</sup> ) | MAE/(mm·d <sup>-1</sup> ) | R <sup>2</sup> | NSE     | GPI 排名 |
|-----------------------------------------------|------------------------|----------------------------|---------------------------|----------------|---------|--------|
| $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $R_H$ 、 $u_2$ 、 $n$ | MEA-BPNN1              | 0.271 4                    | 0.204 7                   | 0.980 8 **     | 0.979 3 | 1      |
|                                               | 48-PM                  | 0.839 4                    | 0.784 2                   | 0.984 5 **     | 0.819 0 | 2      |
| $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $n$                 | MEA-BPNN5              | 0.833 3                    | 0.602 0                   | 0.833 2 **     | 0.765 6 | 3      |
|                                               | Irmak (IA)             | 1.338 0                    | 1.034 3                   | 0.763 1 **     | 0.563 4 | 6      |
| $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$                       | MEA-BPNN8              | 0.875 5                    | 0.642 9                   | 0.814 4 **     | 0.732 2 | 4      |
|                                               | Hargreaves-Samani (HS) | 1.094 3                    | 0.860 5                   | 0.805 0 **     | 0.707 5 | 5      |

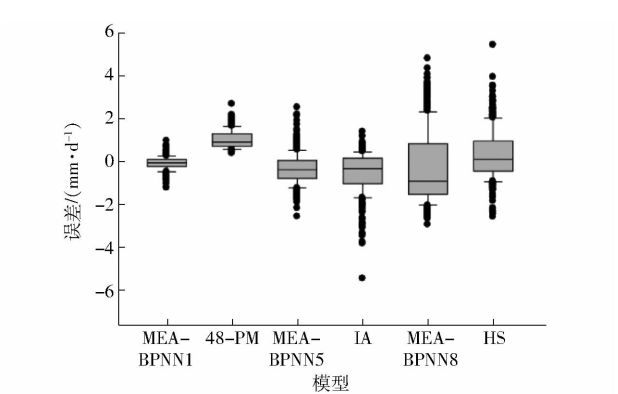


图 5 MEA-BPNN 模型与其他物理模型的模拟误差比较

Fig.5 Comparison of simulation errors between MEA-BPNN model and other physical models

从表 4 可以看出,在相同输入的情况下,MEA-BPNN 模型模拟精度总是高于对应的其他模型。当输入 5 个气象因子时,MEA-BPNN1 模型的 NSE 比 48-PM 模型高 19.57%,RMSE 和 MAE 分别比 48-PM 模型低 67.67% 和 73.90%,且 GPI 排名也高于 48-PM 模型,表明 MEA-BPNN1 的模拟精度高于 48-PM 模型。在输入  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $n$  气象因子时,MEA-BPNN5 模型 RMSE、MAE 分别为 0.833 3 mm/d 和 0.602 0 mm/d, $R^2$  和 NSE 分别为 0.833 2 和 0.765 6,Irmak 模型的 4 个指标分别为 1.388 0 mm/d、1.034 3 mm/d、0.763 1 和 0.563 4,GPI 排名分别为 3 和 6,MEA-BPNN5 的模拟精度总体高于 Irmak 模型。在仅输入  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  时,MEA-BPNN8 的 4 个指标分别为 0.875 5 mm/d、0.642 9 mm/d、0.814 4 和 0.732 2,Hargreaves-

2.3 MEA-BPNN 模型与其他模型模拟精度比较

在常用的  $ET_0$  计算模型中筛选了 3 种在西北旱区精度较高的模型,分别是温度法中的 Hargreaves-Samani 模型、辐射法中的 Irmak 模型和综合法中的 48-PM 模型,具体计算公式见表 1。P-M 模型计算结果为标准值,比较在相同输入情况下 Hargreaves-Samani 模型、Irmak 模型、48-PM 模型与 MEA-BPNN8、MEA-BPNN5、MEA-BPNN1 的模拟精度,具体结果见表 4,6 种模型模拟误差见图 5。

Samani 模型的 4 个指标分别为 1.094 3 mm/d、0.860 5 mm/d、0.805 0 和 0.707 5,MEA-BPNN8 的 RMSE 和 MAE 均低于 Hargreaves-Samani 模型、 $R^2$  和 NSE 均高于 Hargreaves-Samani 模型,表明 MEA-BPNN8 模拟精度高于 Hargreaves-Samani 模型。

由图 5 可直观比较 6 种模型的模拟误差情况,MEA-BPNN1 的误差最小,大部分在 -1 ~ 1 mm/d 之间,MEA-BPNN5 和 MEA-BPNN8 的误差也较小,大部分误差都在 -2 ~ 2 mm/d 之间。其他模型误差较大,其中 48-PM 模型的所有误差均在 0 mm/d 以上(误差是用标准值减模型模拟值),48-PM 模型在西北干旱地区模拟值普遍偏小,Irmak 模型的误差大部分在 0 mm/d 以下,Irmak 模型在西北干旱地区模拟值普遍偏大,MEA-BPNN8 的模拟误差与 Hargreaves-Samani 模型的模拟误差总体较为接近,但 Hargreaves-Samani 模型的异常值更多。

3 讨论

本研究表明,MEA-BPNN 的  $ET_0$  预报模型在气象因子缺失情况下仍然能取得较高的模拟精度且可移植性较强。目前,中国国家级气象站(能够提供  $ET_0$  计算所需全部气象因子)共有 2 474 个<sup>[35]</sup>,县级行政区共有 2 856 个<sup>[36]</sup>,县级行政区的国家级气象站均数不足 1 个。中国农业大县的耕地面积从几万公顷到数十万公顷不等,而每个气象站的辐射面积有限,这给  $ET_0$  精准预报普及带来了很大困难。在国家级气象站数据支持下,根据 P-M 模型计算出

$ET_0$ 标准值,利用国家级气象站辐射范围以外的区域级气象站(能提供  $ET_0$  计算所需部分气象因子,但数目远多于国家级气象站、建设费用远低于国家级气象站)数据,构建 MEA - BPNN 模型进行  $ET_0$  预报,可为大规模实时精准灌溉预报的实现提供能科学依据。

本研究表明,在气象因子缺失的情况下,MEA - BPNN 模型模拟精度总是高于在相同输入情况下的其他模型。因此,在气象资料不足时,MEA - BPNN 可作为  $ET_0$  预报推荐模型,其中 MEA - BPNN7 最优。

目前已有 GA - BPNN 的  $ET_0$  预报模型,其基本结构与 MEA - BPNN 模型相似,但是 MEA - BPNN 的模拟精度和模型构建时间上均优于该模型<sup>[17]</sup>。输入 3 个气象因子时,GA - BPNN 精度最高的输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $n$ ,MEA - BPNN 精度最高的输入组合为  $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$  和  $u_2$ ,其 NSE 分别为 0.91 和 0.96,模型构建时间分别约 600 s 和 30 s。基本算法原理、模型构建时间及最终  $ET_0$  模拟结果,MEA - BPNN 模型总是优于 GA - BPNN 模型。

## 4 结论

(1) MEA - BPNN 模型在气象资料缺失情况下,也能够较为精确地预报  $ET_0$ 。MEA - BPNN2、MEA - BPNN3 及 MEA - BPNN7 模型模拟精度均较高,其中 MEA - BPNN7 模型最优,该模型仅需输入温度和风速,RMSE 和 MAE 分别为 0.361 0、0.276 1 mm/d,  $R^2$  和 NSE 均能达到 0.96 以上,可作为气象资料缺乏时西北旱区  $ET_0$  预报的推荐模型。

(2) MEA - BPNN 模型可移植性研究表明,在西北旱区不同气象站间预报精度能达到较高水平,  $R^2$  和 NSE 均在 0.91 以上,且  $R^2$  达到极显著水平 ( $P < 0.01$ ),RMSE 和 MAE 分别小于 0.51 mm/d 和 0.39 mm/d。站点气象资缺失的情况下,可以利用临近站点的气象资料建立 MEA - BPNN 模型进行  $ET_0$  的预报,为  $ET_0$  预报提供了一种新方法。

(3) 将 MEA - BPNN 模型与 Hargreaves - Samani 模型、Irmak 模型和 48 - PM 模型比较分析可以发现,在输入相同的气象因子时,MEA - BPNN 模型的模拟精度始终高于其他模型。MEA - BPNN 模型相较于其他模型在西北旱区的适用性更好。

## 参 考 文 献

- 1 苏春宏,陈亚新,徐冰.  $ET_0$  计算公式的最新进展与普适性评估[J]. 水科学进展,2008,19(1):129 - 136.  
SU Chunhong, CHEN Yaxin, XU Bing. Recent development and universality evaluation of  $ET_0$  calculation formulas[J]. Advances in Water Science, 2008, 19(1): 129 - 136. (in Chinese)
- 2 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.  
LI Chen, CUI Ningbo, FENG Yu, et al. Adaptation evaluation for reference crop evapotranspiration methoed in different regions of Sichuan[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(4): 127 - 134. (in Chinese)
- 3 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.  
JIA Yue, CUI Ningbo, WEI Xinping, et al. Applicability evaluation of different algorithms for evapotranspiration in Yangtze River Basin based on inverse distance weighted method[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(6): 130 - 138. (in Chinese)
- 4 ALLEN R G, PEREIRAL L S, RAESD, et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements[M]. Roma: FAO Irrigation and Drainage Paper 56, 1998.
- 5 李晨,崔宁博,魏新平,等. 改进 Hargreaves 模型估算川中丘陵地区参考作物蒸散量[J]. 农业工程学报,2015,31(11):129 - 135.  
LI Chen, CUI Ningbo, WEI Xinping, et al. Improvement of Hargreaves method for reference evapotranspiration in hilly area of central Sichuan Basin[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(11): 129 - 135. (in Chinese)
- 6 MCCLOUD D E. Water requirements of field crops in Florida as in fluenced by climate[J]. Proceedings of Soil Society of Florida, 1995, 15: 165 - 172.
- 7 李志. 参考作物蒸散量简易估算模型在黄土高原的适用性[J]. 农业工程学报,2012,28(6):106 - 111.  
LI Zhi. Applicability of simple estimating method for reference crop evapotranspiation in Loess Plateau[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(6): 106 - 111. (in Chinese)
- 8 符娜,宋孝玉,夏露,等. 云南省不同水文分区参考作物蒸散量算法适用性评价[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(5):208 - 217. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20170526&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170526&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.026.
- 9 FU Na, SONG Xiaoyu, XIA Lu, et al. Adaptation evaluation for reference evapotranspiration calculation methods in different eco-hydrological regionalization of Yunnan Province[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 208 - 217. (in Chinese)
- 9 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.  
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)

- 10 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.  
XU Junzeng, PENG Shizhang, DING Jiali, et al. Evaluation of methods for estimating reference crop evapotranspiration based on lysimeter grass experiment[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2010, 41(12): 1497-1505. (in Chinese)
- 11 CARCIA M, DIRK R, RICK A, et al. Dynamics of reference evapotranspiration in the Bolivian highlands (Altiplano) [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2004, 125(1): 67-82.
- 12 KASHYAG P S, PANDA R K. Evaluation of evapotranspiration on estimation methods and development of crop-coefficients for potato crop in a subhumid region[J]. Agricultural Water Management, 2001, 50(1): 25.
- 13 汤鹏程,徐冰,高占义,等.西藏高海拔地区气象数据缺失条件下的  $ET_0$  计算研究[J].水利学报,2017,48(9):1055-1063.  
TANG Pengcheng, XU Bing, GAO Zhanyi, et al. Simplified limited data  $ET_0$  equation adapted for high-elevation locations in Tibet[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017, 48(9): 1055-1063. (in Chinese)
- 14 陈晟,李森,陈雷,等.基于气温和 DC-BO-NN 的河西走廊月度  $ET_0$  估算模型[J/OL].农业机械学报,2015,46(12):140-147. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20151220&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20151220&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.020.  
CHEN Sheng, LI Miao, CHEN Lei, et al. Monthly reference crop evapotranspiration estimation model based on air temperature and DC-BP-NN in Hexi corridor[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12): 140-147. (in Chinese)
- 15 KUMAR M, RAGHUWANSHI N S, SIONGH R. Estimating evapoteanspiration using artificial neuaral network [J]. ASCE Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2002, 128(4): 224-233.
- 16 GORKA L, AMAIA O B, JOSE J L. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in Basque Country (Northern Spain) [J]. Agricultural Water Management, 2008, 95: 553-565.
- 17 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报模型[J].资源科学,2014,36(12):2624-2630.  
FENG Yu, WANG Shouguang, CUI Ningbo, et al. Artifical neural networks optimized by genetic algorithms for modeling reference evapotranspiration in Hilly Area in Central Sichuan[J]. Resources Science, 2014, 36(12): 2624-2630. (in Chinese)
- 18 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, 444-445: 78-89.
- 19 孙俊,唐凯,毛罕平,等.基于 MEA-BP 神经网络的大米水分含量高光谱技术检测[J].食品科学,2017,38(10):272-276.  
SUN Jun, TANG Kai, MAO Hanping, et al. Hyperspectral detection of moisture content in rice based on MEA-BP neural network[J]. Food Science, 2017, 38(10): 272-276. (in Chinese)
- 20 黄俊,冯勇建.基于思维进化神经网络的真空绝热板真空度测量精度改进方法研究[J].真空科学与技术学报,2015,35(5):528-532.  
HUANG Jun, FENG Yongjian. Improved pressure measurement precision for vacuum insulation panel with mind evolutionary algorithm[J]. Chinese Journal of Vacuum Science and Technology, 2015, 35(5): 528-532. (in Chinese)
- 21 刘维成,张强,傅朝.近 55 年来西北地区降水变化特征及影响因素分析[J].高原气候,2017,36(6):1533-1545.  
LIU Weicheng, ZHANG Qiang, FU Chao. Variation characteristics of precipitation and its affecting factors in Northwest China over the past 55 years[J]. Plateau Meteorology, 2017, 36(6): 1533-1545. (in Chinese)
- 22 周瑞,魏正英,张育斌,等.基于粒子群算法和广义回归神经网络的  $ET_0$  预测[J].中国农村水利水电,2017(6):1-7.  
ZHOU Rui, WEI Zhengying, ZHANG Yubin, et al. A prediction of reference crop evapotranspiration based on generalized regression neural network and particle swarm optimization algorithm[J]. China Rural Water and Hydropower, 2017(6): 1-7. (in Chinese)
- 23 赵旭,李毅,刘俊民.新疆旱区草地参考作物腾发量随机模拟及应用[J].水利学报,2008,39(11):1267-1272.  
ZHAO Xu, LI Yi, LIU Junmin. Application of stochastic model to simulation of reference crop evapotranspiration in grassland of aid region[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 39(11): 1267-1272. (in Chinese)
- 24 IRMAK S, MUTHBWA D, PAYERO J, et al. Modeling soybean canopy resistance from micrometeorological and plant variables for estimating evapotranspiration using one-step Penman-Monteith approach[J]. Journal of Hydrology, 2013, 507: 1-18.
- 25 SUN Chengyi. Mind-evolution-based machine learning: framework and the implementation of optimization[C]//Proceedings of International Conference on Neural Networks & Brain, 1998:355-359.
- 26 薛正华,刘伟哲,董小社,等.基于思维进化的集群作业调度方法研究[J].西安交通大学学报,2008,42(6):651-655.  
XUE Zhenghua, LIU Weizhe, DONG Xiaoshe, et al. Research on mind evolutionary computation based job scheduling for server cluster[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, 42(6): 651-655. (in Chinese)
- 27 刘振华,范宏运,朱宇泽,等.基于 BP 神经网络的溶洞规模预测及应用[J].中国岩溶,2018,37(1):1-7.  
LIU Zhenhua, FAN Hongyun, ZHU Yuze, et al. Prediction model for the scale of karst cave based on back propagation artificial neural network and its application[J]. Carsologica Sinica, 2018, 37(1): 1-7. (in Chinese)
- 28 HASTIE T, TIBSHRANI R, FRIEDMAN J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction [M]. New York: Springer, 2001.

194 – 195. ( in Chinese)

24 朱加繁, 赵玉清, 杨陆强, 等. 三七温室育苗槽基质蒸汽消毒机的设计[J]. 农机化研究, 2017, 39(3): 79 – 83.  
ZHU Jiafan, ZHAO Yuqing, YANG Luqiang, et al. Design of matrix steam sterilizing machine of panax notoginseng greenhouse seedling trough[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(3): 79 – 83. ( in Chinese)

25 喻自荣, 朱加繁, 彭继文, 等. 桁架式温室育苗槽基质蒸汽消毒机设计[J]. 农机化研究, 2016, 38(11): 154 – 157, 161.  
YU Zirong, ZHU Jiafan, PENG Jiwen, et al. Design of matrix steam sterilization machine for truss type greenhouse[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016, 38(11): 154 – 157, 161. ( in Chinese)

26 汪小昆, 李成光, 杨振杰, 等. 移动式土壤旋耕蒸汽消毒机的研制[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 18 – 24.  
WANG Xiaochan, LI Chengguang, YANG Zhenjie, et al. Development of mobile soil rotary steam disinfection machine[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2): 18 – 24. ( in Chinese)

27 蔡文祥, 祁斌, 马虎, 等. 有阀式脉动喷气发动机出口瞬态速度场测量[J]. 航空动力学报, 2014, 29(12): 2824 – 2829.  
CAI Wenxiang, QI Bin, MA Hu, et al. Measurement of transient velocity field at exit zone of valve pulse jet engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(12): 2824 – 2829. ( in Chinese)

28 MARTINS C A, CARVALHO J A, VERAS C A G, et al. Experimental measurements of the NO<sub>x</sub> and CO concentrations operating in oscillatory and non-oscillatory burning conditions[J]. Fuel, 2006, 85(1): 84 – 93.

29 程显辰. 脉动燃烧[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1994: 29 – 31.

30 周宏平, 许林云, 周凤芳, 等. 声学 and 加热条件对脉动发动机工作频率的影响[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2005, 29(3): 91 – 93.  
ZHOU Hongping, XU Linyun, ZHOU Fengfang, et al. The relation acoustics condition and calefaction condition with the work frequency of pulse-jet engine[J]. Journal of Nanjing Forestry University(Natural Sciences Edition), 2005, 29(3): 91 – 93. ( in Chinese)

31 康杨, 翁春生, 李宁. 脉动喷气发动机噪声特性研究[J]. 兵工学报, 2017, 38(2): 273 – 279.  
KANG Yang, WENG Chunsheng, LI Ning. Research on noise characteristics of pulse jet engine[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(2): 273 – 279. ( in Chinese)

32 牛海霞, 刘榴, 赵文河, 等. 脉动燃烧尾气干燥过程质量传递特性[J]. 农业机械学报, 2011, 42(1): 129 – 133.  
NIU Haixia, LIU Liu, ZHAO Wenhe, et al. Mass transfer between materials and unsteady airflow from a Helmholtz type combustor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(1): 129 – 133. ( in Chinese)

33 路倩倩, 杨德勇, 郎芝花, 等. 脉动燃烧干燥换热特性分析与实验[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3): 123 – 127.  
LU Qianqian, YANG Deyong, LANG Zhihua, et al. Analysis and experiment of heat transfer in Helmholtz pulse combustion dryer [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 123 – 127. ( in Chinese)

34 WU Zhonghua, YUE Lian, LI Zhanyong, et al. Pulse combustion spray drying of egg white: energy efficiency and product quality [J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 8(1): 148 – 157.

35 程显辰. 脉动燃烧器的设计与研究[J]. 北京航空航天大学学报, 1998, 24(2): 241 – 244.  
CHENG Xianchen. Design and investigation of pulse combustors [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1998, 24(2): 241 – 244. ( in Chinese)

(上接第 236 页)

29 VAPNIK V N. 统计学习理论本质[M]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版社, 2000.

30 BASHARAT J, NAIEM A. Estimation of diffuse solar radiation in humid-subtropical climatic region of India: comparison of diffuse fraction and diffusion coefficient medels[J]. Energy, 2017, 131: 149 – 164.

31 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.  
WANG Biao, ZENG Xinmin, LIU Zhengqi, et al. Estimation and variation characteristics of reference crop evapotranspiration in Northwest China during 1956—2011[J]. Journal of Arid Meteorology, 2016, 34(2): 243 – 251. ( in Chinese)

32 谢贤群, 王菱. 中国北方近 50 年潜在蒸发的变化[J]. 自然资源学报, 2007, 22(5): 683 – 691.  
XIE Xianqun, WANG Ling. Changes of potential in a Northern China over the past 50 years[J]. Journal of Natural Resources, 2007, 22(5): 683 – 691. ( in Chinese)

33 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(增刊 1): 153 – 160.  
FENG Yu, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Prediction model of reference crop evapotranspiration based on extreme learning machine[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp. 1): 153 – 160. ( in Chinese)

34 侯志强, 杨培岭, 苏艳平, 等. 基于最小二乘支持向量机的 ET<sub>0</sub> 模拟计算[J]. 水利学报, 2011, 42(6): 743 – 749.  
HOU Zhiqiang, YANG Peiling, SU Yanping, et al. Simulation of ET<sub>0</sub> based on LS – SVM method[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2011, 42(6): 743 – 749. ( in Chinese)

35 刘雅鸣. 中国地面气温日值 0.5℃ × 0.5℃ 格点数据集 (V2.0) [R/OL]. [http://data.cma.cn/data/detail/dataCode/SURF\\_CLI\\_CHN\\_TEM\\_DAY\\_GRID\\_0.5/keywords/%E6%B0%94%E8%B1%A1%E7%AB%99.html](http://data.cma.cn/data/detail/dataCode/SURF_CLI_CHN_TEM_DAY_GRID_0.5/keywords/%E6%B0%94%E8%B1%A1%E7%AB%99.html).

36 姜大明. 2010 年度国土资源政务信息网上公开执行情况检查结果 [R/OL]. [http://www.mlr.gov.cn/zwgk/zytz/201103/t20110322\\_825776.htm](http://www.mlr.gov.cn/zwgk/zytz/201103/t20110322_825776.htm).