

# 基于ANFIS的陕西省参考作物蒸散量计算

李可利, 张鑫

(西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 杨凌 712100)

**摘要:** 为有效提高陕西省参考作物蒸散量( $ET_0$ )的计算精度, 选取陕西省6个气象站点57 a (1960—2016年)每日气象资料, 构建8种基于自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的 $ET_0$ 计算模型, 将其与Hargreaves-Samani、Makkink和Iramk等三种在陕西省 $ET_0$ 计算精度较高的模型进行比较。结果表明: ANFIS模型能较好地反映气象因子与 $ET_0$ 之间的复杂非线性关系, 在仅有气温数据时, ANFIS模型具有足够的精度(平均 $R^2=0.894$ , 平均 $R_{MSE}=0.558$  mm/d, 平均 $MRE=18.258\%$ ), ANFIS模型的精度随着气象因子数量的增加而增加; 在相同气象条件下, ANFIS模型模拟效果最好; ANFIS模型具有较强的泛化能力, 基于不同站点也有较高的精度(平均 $R^2=0.974$ , 平均 $R_{MSE}=0.276$  mm/d, 平均 $MRE=8.608\%$ ), 具有很好的可移植性。因此, 在缺少气象数据时, ANFIS可以作为陕西省 $ET_0$ 的计算模型, 为农业用水管理及水资源优化配置提供帮助。

**关键词:** 陕西省; 参考作物蒸散量( $ET_0$ ); ANFIS; 可移植性

参考作物蒸发蒸腾量( $ET_0$ )是作物需水量计算和水资源评价的关键因素<sup>[1,2]</sup>。目前已提出的 $ET_0$ 计算方法已有50多种, 如Hargreaves<sup>[3]</sup>、Makkink<sup>[4]</sup>、FAO 56 P-M<sup>[5]</sup>以及Iramk等<sup>[6]</sup>模型。FAO 56 P-M模型作为联合国粮农组织推荐的标准 $ET_0$ 计算模型在目前的应用中最为广泛<sup>[7]</sup>, 该模型综合了辐射项与空气动力学项<sup>[8]</sup>, 在气候条件差异较大的地区均能取得可靠的计算结果, 在应用时不需要进行参数调整<sup>[9]</sup>。但FAO 56 P-M模型计算过程复杂, 需要的气象数据较多, 如气温、辐射、日照时数、相对湿度、风速等, 在气象资料缺乏的地区的应用受到很大限制, 因此需要一种能够在缺少气象资料条件下精准计算 $ET_0$ 的方法<sup>[10]</sup>。高思远等<sup>[11]</sup>通过对比基于岭的 $ET_0$ 计算模型与传统模型在青海省东部的计算结果, 发现前者的模拟精度明显高于后者, 表明岭具有很好的建模效果, 可以用来计算 $ET_0$ ; 强小嫚等<sup>[12]</sup>将ASCE-PM等四种公式计算出的 $ET_0$ 与实测值进行比较, 并分析了气象因素对 $ET_0$ 的影响, 结果表明ASCE-PM公式计算精度最高; 吴立峰等<sup>[13]</sup>通过分析FAO P-M及简化方法在西北地区的适用性, 发现相对湿度对 $ET_0$ 计算结果的影响最大, 在缺失相对湿度数据时Makkink可作为西北地区的 $ET_0$ 计算公式; Gao等<sup>[14]</sup>研究发现 $ET_0$ 简化方法在不同气候地区的计算精度存在很大差别, Priestly-Taylor和Hargreaves公式在干旱和半干旱地区应用效果最好, Makkink公式在湿润地区的计算精度最高; 符娜等<sup>[15]</sup>通过对比9种 $ET_0$ 简化方法在不同生态水文分区的计算结果, 认为Hargreaves公式可作为多水区缺少气象资料时的 $ET_0$ 计算方法, 而1948-PM和Priestly-Taylor公式则更适用于中水区和少水

收稿日期: 2019-04-11; 修订日期: 2019-06-28

基金项目: 陕西省科技统筹创新计划项目(2016KTZDNY-01-01)

作者简介: 李可利(1994-), 男, 山东枣庄人, 硕士, 研究方向为水资源可持续利用与保护。E-mail: likeli94@163.com

通讯作者: 张鑫(1968-), 男, 河南浙川人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为水文水资源与3S技术应用。

E-mail: zhxin@nwsuaf.edu.cn

区。以上研究均提出了适用于当地区域的简化  $ET_0$  计算模型, 这些模型在使用时需要根据具体应用区域进行参数修正, 可移植性较低, 模型精度有待于进一步提高, 如何利用较少的气象资料来得到更高精度的  $ET_0$  有待于进一步研究。

随着大数据时代的兴起以及人工智能应用的普及, 机器学习算法在农业与水文方面<sup>[16]</sup>的应用也得到了长足进步, 如人工神经网络 (ANN)<sup>[17]</sup>、自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 和随机森林 (RF)<sup>[18]</sup>等, 同时各种机器学习算法也被应用于  $ET_0$  模拟计算<sup>[19,20]</sup>, 为缺少气象资料地区的  $ET_0$  计算提供了新的途径。王升等<sup>[21]</sup>通过比较基于基因表达式编程算法 (GEP) 与径向基函数网络算法 (RBFNN) 的  $ET_0$  计算模型, 发现 GEP 模型的模拟精度要高于 RBFNN 模型, 并且 GEP 模型使用简单操作方便, 便于推广; 冯禹等<sup>[22]</sup>、张皓杰等<sup>[23]</sup>、徐颖等<sup>[24]</sup>研究认为可以将极限学习机 (ELM) 模型应用在缺少气象数据地区的  $ET_0$  计算, 模型精度高于 Priestly-Taylor、Makkink 和 Irmak 等公式; 张学梅等<sup>[25]</sup>研究发现可以利用临近站点数据建立基于 ANN 的  $ET_0$  计算模型, 为缺少气象资料地区的  $ET_0$  计算提供新的思路; 李志新等<sup>[26]</sup>、樊湘鹏等<sup>[27]</sup>为了提高  $ET_0$  计算精度, 将遗传算法与神经网络结合, 构建了具有高精度的  $ET_0$  计算模型; Mandeep 等<sup>[28]</sup>通过比较四种机器学习算法模拟  $ET_0$  的性能, 认为深度学习 (DL) 模型可以用于印度北部的  $ET_0$  计算; Shiri 等<sup>[29]</sup>研究发现 ANFIS 模型在西班牙北部地区能取得较高的模拟精度, 为当地缺少气象资料地区提供了新的  $ET_0$  计算方法。但由于各地区气候的差异, ANFIS 模型在陕西省的适用性有待研究, 并且对于 ANFIS 模型移植性的研究较少。

本文选取陕西省 6 个气象站点作为研究对象, 站点气象资料完整。考虑到陕西省南北气候的差异性, 在陕北、关中和陕南各取两个气象站点, 站点分布均匀, 具有很好的代表性, 能够代表陕西省各地不同气候, 能较好地反映出陕西省的整体气候情况。利用 6 个站点 57 a (1960—2016 年) 的每日气象资料, 以 FAO 56 P-M 模型计算的  $ET_0$  作为标准值, 构建 8 种基于 ANFIS 的  $ET_0$  计算模型, 并对比其他常用的  $ET_0$  计算模型, 分析 ANFIS 模型在陕西省的适用性及可移植性, 获得缺少气象资料时的优化  $ET_0$  计算模型, 为陕西省农业用水管理及水资源优化配置提供帮助。

## 1 研究方法 with 数据来源

### 1.1 数据来源

选取陕西省内榆林、延安、华县、太白、汉中、安康 6 个站点 (图 1) 1960—2016 年每日气象资料, 包括日最高气温 ( $T_{\max}$ )、日最低气温 ( $T_{\min}$ )、相对湿度 ( $R_H$ )、日照时数 ( $n$ )、2 m 高处风速 ( $u_2$ , 由 10 m 高处风速换算得到), 各站点资料如

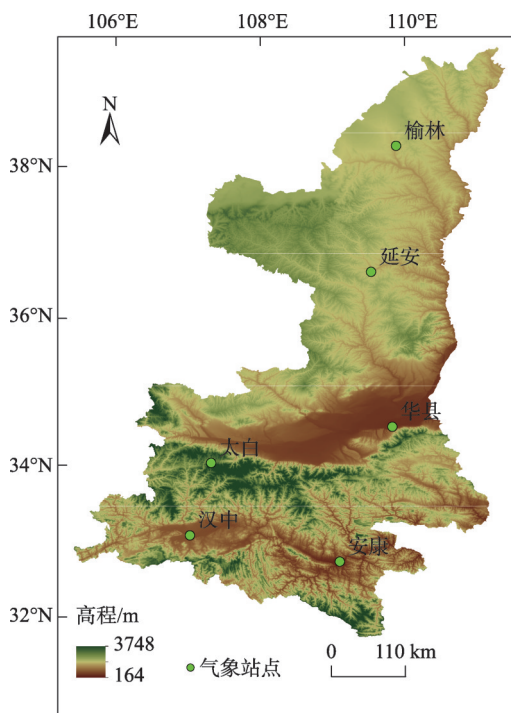


图1 站点分布图

Fig. 1 Location of meteorological sites

表1所示,气象资料来自中国气象局国家气象信息中心 (<http://data.cma.cn>) 地面气象资料中的中国地面气象站逐小时观测资料,数据经过严格质量控制,数据正确率均接近100%,对于部分缺失数据进行插补处理使其完整。

表1 气象站点位置及气象因素平均值

Table 1 Location of meteorological sites and mean value of meteorological factors

站点	纬度/(°)	经度/(°)	海拔 高度/m	平均值 (1960—2016年)						
				$T_{\max}/^{\circ}\text{C}$	$T_{\min}/^{\circ}\text{C}$	$T_{\text{mean}}/^{\circ}\text{C}$	$n/h$	$R_n/\%$	$u_2/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	
陕南	安康	32.72	109.03	290.8	21.08	11.94	16.51	4.67	73.38	0.98
	汉中	33.07	107.03	509.5	19.46	11.18	15.32	4.29	78.93	0.81
关中	华县	34.52	109.73	341.5	19.77	8.31	14.04	5.46	72.85	1.18
	太白	34.03	107.32	1543.6	14.72	2.83	8.78	5.46	70.58	1.72
陕北	延安	36.58	109.45	1180.5	17.42	4.42	10.92	6.84	59.98	1.30
	榆林	38.27	109.78	1157.0	15.69	2.42	9.05	7.66	54.90	1.69

## 1.2 研究方法

将6个站点57 a的气象资料分为3个部分,其中1960—1994年的逐日气象数据及FAO-56 P-M公式计算出的 $ET_0$ 作为训练数据,1995—2005年的逐日气象数据及 $ET_0$ 为检验样本,在matlab中使用ANFIS自适应神经模糊推理系统建立不同气象因子输入组合下的 $ET_0$ 计算模型,由于气温(日最高气温 $T_{\max}$ 、日最低气温 $T_{\min}$ )是各个气象站点的基本监测项目,并且在无气象站点地区也较容易获取气温资料,因此将气温作为所有输入组合的基础数据。设计8个气象因子组合方案,在此基础上建立8个基于ANFIS算法的 $ET_0$ 计算模型,将各站点2006—2016年的逐日气象数据作为输入数据,使用已建立的ANFIS模型,计算出各站点的 $ET_0$ 并对结果进行评价。

## 1.3 参考作物蒸散量计算模型

### 1.3.1 FAO-56 P-M模型

FAO-56 P-M模型以能量平衡和空气动力学为基础建立,在应用中最为广泛,是计算 $ET_0$ 的标准方法,其表达式为<sup>[4]</sup>:

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{\text{mean}} + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (1)$$

式中: $ET_0$ 为参考作物蒸散量(mm/d); $\Delta$ 为饱和水汽压曲线斜率(kPa/°C); $\gamma$ 为湿度计算常数(kPa/°C); $R_n$ 为太阳净辐射通量[MJ/(m<sup>2</sup>·d)]; $G$ 为土壤热通量[MJ/(m<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)。

### 1.3.2 Hargreaves-Samani模型

Hargreaves-Samani模型仅需要日最高气温和日最低气温,其表达式为<sup>[2]</sup>:

$$ET_0 = 0.0009384(T_{\max} - T_{\min})^{0.5}(T_{\text{mean}} + 17.8)R_a \quad (2)$$

式中: $T_{\max}$ 为日最高气温(°C); $T_{\min}$ 为日最低气温(°C); $T_{\text{mean}}$ 为平均气温(°C),由日最高、最低气温求平均得到; $R_a$ 为大气边缘太阳辐射[MJ/(m<sup>2</sup>·d)],由气象站点纬度及日序数算得。

### 1.3.3 Iramk、Makkink模型

Iramk等<sup>[6]</sup>、Makkink<sup>[4]</sup>模型需要的气象因素为日最高气温、日最低气温和日照时数,

其表达式分别为：

$$ET_0 = -0.611 + 0.149R_s + 0.079T_{\text{mean}} \quad (3)$$

$$ET_0 = 0.61 \frac{\left(\frac{\Delta}{\gamma + \Delta}\right) R_s}{2.45} - 0.12 \quad (4)$$

式中： $R_s$ 为地表太阳辐射通量 [ $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ ]，由 $R_a$ 和日照时数计算得到。

#### 1.4 自适应神经模糊推理系统

自适应神经模糊推理系统（ANFIS）是将模糊逻辑和自适应神经网络进行结合的模糊推理系统结构<sup>[30]</sup>，利用最小二乘法 and 反向传播算法结合调整系统参数<sup>[31]</sup>，在训练过程中系统能够自动产生并更正输入与输出变量的隶属函数，并产生最优的模糊规则<sup>[32]</sup>。

ANFIS中进行推理时采用Takagi-Sugeno法，假设要描述的系统是拥有两个输入参数，输出是一个参数，该算法的数学形式是：

$$\text{规则1 if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } h_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (5)$$

$$\text{规则2 if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } h_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (6)$$

式中： $x$ 、 $y$ 是模型的输入变量； $h_i$ 为规则 $i$ 对应的输出结果； $p_i$ 、 $q_i$ 、 $r_i$ 为规则 $i$ 对应的输出结论参数。将各规则的输出结果进行加权平均可得：

$$h = \frac{\omega_1}{\omega_1 + \omega_2} h_1 + \frac{\omega_2}{\omega_1 + \omega_2} h_2 \quad (7)$$

$$h = \bar{\omega}_1 h_1 + \bar{\omega}_2 h_2 = (\bar{\omega}_1 x) p_1 + (\bar{\omega}_1 y) q_1 + \bar{\omega}_1 r_1 + (\bar{\omega}_2 x) p_2 + (\bar{\omega}_2 y) q_2 + \bar{\omega}_2 r_2 \quad (8)$$

式中： $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 分别是规则1和规则2的适用程度； $\bar{\omega}_1$ 和 $\bar{\omega}_2$ 和分别是规则1和规则2归一化后的适用程度； $h$ 为ANFIS的输出。

ANFIS结构如图2所示，分为5层，各个节点的重要功能如下：

第1层：负责输入数据的模糊化，输出模糊集的隶属度；

第2层：实现前提部分的模糊集的运算，确定每个模糊规则的适用度；

第3层：归一化适用度；

第4层：计算出每条规则的输出；

第5层：进行反模糊化，计算所有传来信号之和并输出最终结果。

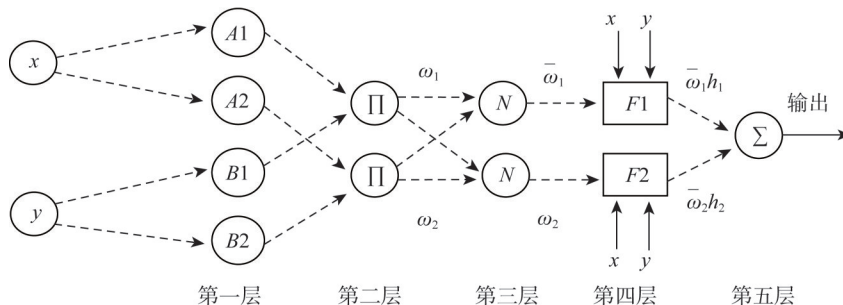


图2 ANFIS模型结构图

Fig. 2 Diagram showing ANFIS model structure

#### 1.5 评价指标

评价指标为决定系数 ( $R^2$ )、均方根误差 ( $R_{MSE}$ ) 和平均相对误差 ( $MRE$ )，计算公式

如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{\text{mean}})(X_i - X_{\text{mean}})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{\text{mean}})^2 \sum_{i=1}^n (X_i - X_{\text{mean}})^2} \quad (9)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{n}} \quad (10)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right|}{n} \quad (11)$$

式中:  $Y_i$ 为FAO-56 P-M公式计算出的标准 $ET_0$ ;  $X_i$ 为模型预测的 $ET_0$ ;  $Y_{\text{mean}}$ 、 $X_{\text{mean}}$ 分别为标准 $ET_0$ 和模型预测 $ET_0$ 的平均值;  $n$ 为测试模型时的天数。

## 2 结果分析

### 2.1 不同ANFIS模型模拟结果分析

8种ANFIS模型的输入条件及模拟精度如表2所示。由表2可见, 6个站点 $R^2$ 的变化范围为0.853~0.999,  $R_{MSE}$ 的变化范围为0.077~0.728 mm/d,  $MRE$ 的变化范围为2.168%~24.711%。

ANFIS 1为输入气象因子为 $T_{\text{max}}$ 与 $T_{\text{min}}$ 的情况, 平均 $R^2=0.894$ , 平均 $R_{MSE}=0.558$  mm/d, 平均 $MRE=18.258\%$ , 在6个站点中, 汉中站点的模拟效果最好, 榆林站点的模拟效果最差, 从自然地理分区来看, 模型的模拟效果从北到南逐渐提升, 由表1可知各站点的平均气温从北到南呈现递增趋势, 这说明ANFIS在气温高的地区的适用性更好。同时, 当仅有气温作为输入条件时, 模型能够达到足够的精度, 但为了得到更加准确的 $ET_0$ 计算结果, 还需要增加额外的气象因子。

对比ANFIS 2 ( $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$ 、 $n$ )与ANFIS 1 ( $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$ ), 平均 $R^2$ 增加0.067, 平均 $R_{MSE}$ 减少0.225 mm/d, 平均 $MRE$ 降低6.795%, 模型在太白站点的模拟精度提升效果最明显( $R^2$ 增加0.108,  $R_{MSE}$ 减少0.280 mm/d,  $MRE$ 降低9.907%), 在榆林站点的提升效果相对较差( $R^2$ 增加0.037,  $R_{MSE}$ 减少0.120 mm/d,  $MRE$ 降低3.915%)。增加日照时数作为输入数据后, 不同站点的模拟精度提升存在差异, 主要是因为不同地区 $ET_0$ 对日照时数的敏感性不同。对比ANFIS 2在6个站点在的模拟结果, 在模拟精度上汉中>安康>太白>华县>延安>榆林, 这与ANFIS 1的结果基本一致, 在地区上呈现陕南>关中>陕北。

对比ANFIS 3 ( $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$ 、 $R_H$ )与ANFIS 1 ( $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$ ), 平均 $R^2$ 增加0.041, 平均 $R_{MSE}$ 减少0.110 mm/d, 平均 $MRE$ 降低4.508%, 模型在榆林站点的模拟精度提升最大( $R^2$ 增加0.057,  $R_{MSE}$ 减少0.240 mm/d,  $MRE$ 降低8.419%), 其余站点华县>延安>太白>安康>汉中, 这表明在 $ET_0$ 对相对湿度的敏感性上陕北、关中大于陕南地区。在增加气象因子 $R_H$ 后, ANFIS 3模型在6个站点的模拟精度基本一致。

对比ANFIS 4 ( $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$ 、 $u_2$ )与ANFIS 1 ( $T_{\text{max}}$ 、 $T_{\text{min}}$ ), 平均 $R^2$ 增加0.023, 平均 $R_{MSE}$ 减少0.066 mm/d, 平均 $MRE$ 降低3.468%, 模型在太白站点的模拟精度提升效果最明显( $R^2$ 增加0.048,  $R_{MSE}$ 减少0.12 mm/d,  $MRE$ 降低8.557%), 在汉中站点的提升效果相对较

差 ( $R^2$ 增加0.002,  $R_{MSE}$ 减少0.003 mm/d,  $MRE$ 降低0.294%)。比较ANFIS 4在6个站点的模拟结果, 陕南地区的安康汉中站点模拟精度依旧最高, 其余依次为延安、太白、华县、榆林。

ANFIS 2、ANFIS 3和ANFIS 4为在ANFIS 1基础上增加1个输入气象因子的模型, 对比3种模型在6个站点的模拟结果, 在模拟精度上ANFIS 2>ANFIS 3>ANFIS 4, 这是因为不同气象因子对 $ET_0$ 的重要性不同, 不考虑气温条件时, 各气象要素对陕西省 $ET_0$ 的影响为: 日照时数>相对湿度>风速, 这与廖显琴<sup>[33]</sup>的研究结果相符。

从表2可以看到, ANFIS 5 ( $T_{max}$ 、 $T_{min}$ 、 $n$ 、 $u_2$ ) 在安康、汉中2个站点的模拟精度较高,  $R^2$ 在0.99左右,  $R_{MSE}$ 均小于0.2 mm/d, 汉中站点 $R_{MSE}$ 仅有0.093 mm/d; 华县、太白、延安、榆林站点模拟精度低于安康、汉中2个站点,  $R_{MSE}$ 在0.3 mm/d左右。这表明ANFIS 5在陕西省南部地区的适用性大于北部地区。ANFIS 6 ( $T_{max}$ 、 $T_{min}$ 、 $R_H$ 、 $n$ ) 在安康、汉中2个站点的模拟精度高于其余4个站点,  $R^2$ 均大于0.99,  $MRE$ 都在5%左右, 在其余4个站点中华县、太白、延安的模拟结果在同一水平,  $R_{MSE}$ 都在0.2 mm/d左右, 榆林站的模拟结果较差,  $MRE$ 接近13%, 说明ANFIS 6在榆林地区的适用性小于其他地区, 在陕南地区的适用性最好。ANFIS 7 ( $T_{max}$ 、 $T_{min}$ 、 $R_H$ 、 $u_2$ ) 在延安、榆林2个站点的模拟精度要高于其他站点,  $R^2$ 接近0.97, 在汉中、华县、太白3个站点的模拟结果较差,  $R_{MSE}$ 在0.4 mm/d左右, 说明ANFIS 7在陕北地区的适用性大于其他地区。

ANFIS 5、ANFIS 6、ANFIS 7为输入4气象因子的模型, 比较3种模型的模拟结果, 模拟精度上ANFIS 5与ANFIS 6明显大于ANFIS 7, 同时对比输入气象因子数量为3的模型ANFIS 2、ANFIS 3、ANFIS 4, 增加输入气象因子的数量后, ANFIS模型的精度得到明显提高, 不考虑温度条件时, 日照时数对陕西省 $ET_0$ 的影响最大。不同气象因子的组合对 $ET_0$ 的计算结果有不同程度的影响, 主要是因为 $ET_0$ 对不同输入气象因子的敏感性存在差异, 机器学习算法种类、气象因子输入组合对 $ET_0$ 模拟结果影响较大。

ANFIS 8 ( $T_{max}$ 、 $T_{min}$ 、 $R_H$ 、 $n$ 、 $u_2$ ) 的计算精度是所有模型中最高的, 平均 $R^2=0.995$ , 平均 $R_{MSE}=0.109$  mm/d, 平均 $MRE=3.468\%$ , 在华县、太白、榆林3个站点的模拟精度低于其他站点, 但 $MRE$ 也达到了6%左右, 模型在陕西省的适用性非常强, 尤其是在陕南地区。尽管ANFIS 8输入的气象数据与FAO-56 P-M相同, 但在计算结果上仍有一定的差异, 在气象资料完整的情况下ANFIS 8不能完全替代FAO-56 P-M模型, 主要是因为FAO-56 P-M模型以能量平衡为基础, 涉及到了辐射与空气动力学, 而ANFIS模型未能考虑到这些。

当模型输入条件仅为气温资料时 (ANFIS 1), 模型的模拟精度由陕北向关中、陕南递增, 这与平均气温的变化趋势相一致, 这说明ANFIS 1在陕西省气温高地区的应用更好。在增加输入气象因子输入时模型模拟精度得到提升, 但提升效果各不相同, 一方面是因为增加输入条件, ANFIS模型的模糊集和规则相应增加, 模型的隶属函数增加, 各条规则的适用度得到重新计算, 模型更好地将气象数据与 $ET_0$ 之间的非线性关系表达出来, 模型的模拟效果因此提升; 另一方面, 增加输入的气象因子不同, 产生的规则也不同, 对应的规则在模型训练时的适用度也不同, 这就导致了增加相同气象因子输入, 各站点模型模拟精度的提升不同, 各条规则不同的适用度也是 $ET_0$ 对各气象因子不同敏感性的体现, 因此相同输入条件各站点的模拟精度会存在差异。

## 2.2 ANFIS模型与其他模型计算精度比较

将FAO-56 P-M模型计算出的 $ET_0$ 作为标准值,选择Hargreaves-Samani (H-S)、Makkink和Iramk三种在陕西省适应性较好的 $ET_0$ 计算模型,以 $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 为输入数据时,将ANFIS 1与Hargreaves-Samani模型对比,以 $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 、 $n$ 为输入数据时,将ANFIS 2与Iramk和Makkink模型对比,结果见表3。

从表3可以看出,基于 $T_{\max}$ 和 $T_{\min}$ 构建的ANFIS 1模型在各站点的模拟精度均高于H-S模型,两种模型在安康、汉中两个站点结果相差较大, $R_{MSE}$ 相差0.4 mm/d左右,ANFIS 1在南部地区模拟精度高于中部和北部地区,关中地区的华县、太白站点在所有站点中模拟效果较差,而H-S模型在6个站点的计算结果差别不大,陕南地区的 $R^2$ 明显高于其他地区,而陕北地区的MRE结果优于陕南、关中地区,这表明ANFIS 1在陕西省内温度较高的地区会取得较好的模拟结果,而H-S模型在陕西省不同地区的应用没有较大差别。

将基于 $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 和 $n$ 构建的ANFIS 2模型与Iramk、Makkink模型进行比较,ANFIS 2在各站点的模拟结果均是最优的,Iramk、Makkink模型模拟精度接近。ANFIS 2的平均 $R^2$ 高于其余两个模型0.03左右,平均MRE低9%左右,在汉中站点模型的模拟精度相差较大,MRE比Iramk、Makkink小14%左右,汉中站点也是ANFIS 2模型中模拟精度最高的站点。三种模型在陕南、关中地区的模拟精度均大于陕北地区,陕北地区的日照时数要大于陕南、关中地区,而多年平均气温陕北要低于其余地区,这表明ANFIS 2在陕西省气温偏高、日照时数较小的地区适用性更强。

由于 $ET_0$ 存在周期性的变化,在ANFIS模型训练时选择与 $ET_0$ 周期变化类似的隶属函数能够使模型取得较高的模拟精度;同时,气象因素与 $ET_0$ 之间存在复杂的非线性关系,H-S、Makkink和Iramk三种模型没有将这种非线性关系全部体现出来,而ANFIS模型在训练过程中使用最小二乘法和反向传播算法进行参数调整,能更好地拟合出气象因素与 $ET_0$ 之间的关系,从而提高模型的模拟精度。在仅有气温资料时ANFIS 1可以代替H-S模型作为陕西省 $ET_0$ 的计算模型,在使用气温及日照时数计算陕西省 $ET_0$ 时,ANFIS 2可以取代Iramk、Makkink两种模型。在研究其他缺少气象资料地区的 $ET_0$ 计算方法时可以考虑ANFIS模型以及其他机器学习算法,以期得到模拟精度更高的模型,得到更准确的 $ET_0$ 。

## 2.3 移植性分析

由上述分析可知,ANFIS 5、ANFIS 6、ANFIS 7和ANFIS 8这四种模型具有较高的模拟精度。为了验证ANFIS模型在陕西省的普遍适用性,选取在陕南、关中和陕北各选取一个站点作为训练站点获得ANFIS模型,根据站点地理位置情况(图1),选取训练站点附近站点作为预报站点对 $ET_0$ 进行模拟,构建22组方案,具体方案与结果见表4。

从表4可知,各站点组合下ANFIS模型均能取得较高的模拟精度, $R^2$ 均大于0.92,结合表1可以发现,在气象条件相似的站点,模型的模拟精度较高,而在气象条件特别是气温相差较大的站点,模型的精度有所下降,因为在几种气象因素中气温对 $ET_0$ 的影响最大;模型在南部地区的模拟效果更好,可移植性更强,这主要是因为南部地区气候差异小,各气象因素多年平均值相近。上述结果表明在陕西省境内可以将训练好的ANFIS模型应用到具有相似气象条件的地区。

## 3 结论

本研究建立了基于自适应神经模糊系统(ANFIS)的参考作物蒸散量( $ET_0$ )计算模

表2 不同气象因子输入下ANFIS模型精度

Table 2 Accuracy of ANFIS model under different meteorological factors

模型	气象因子	$R^2$								$R_{\text{mse}}/(\text{mm} \cdot \text{d})$								$MRE/\%$							
		安康	汉中	华县	太白	延安	榆林	安康	汉中	华县	太白	延安	榆林	安康	汉中	华县	太白	延安	榆林	安康	汉中	华县	太白	延安	榆林
ANFIS 1	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}$	0.934	0.925	0.865	0.853	0.903	0.884	0.426	0.426	0.666	0.562	0.539	0.728	13.312	13.037	24.711	22.917	15.010	20.559	8.434	6.123	13.850	13.010	10.716	16.644
ANFIS 2	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, n$	0.981	0.989	0.955	0.962	0.956	0.921	0.223	0.161	0.363	0.281	0.360	0.609	8.434	6.123	13.850	13.010	10.716	16.644	10.838	12.208	16.733	18.442	12.135	12.140
ANFIS 3	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_H$	0.944	0.927	0.895	0.902	0.935	0.903	0.391	0.429	0.57	0.437	0.450	0.677	11.170	12.743	18.799	14.359	12.755	18.910	5.591	3.514	8.553	11.589	8.586	9.087
ANFIS 4	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, u_2$	0.990	0.996	0.98	0.973	0.977	0.972	0.166	0.093	0.237	0.303	0.274	0.349	5.762	5.210	7.762	8.199	7.817	12.945	0.991	0.992	0.984	0.980	0.982	0.959
ANFIS 5	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, n, u_2$	0.958	0.938	0.931	0.937	0.967	0.966	0.340	0.411	0.458	0.362	0.312	0.369	8.668	11.336	13.589	12.221	7.931	9.148	0.998	0.999	0.995	0.989	0.997	0.995
ANFIS 6	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_H, n$	0.934	0.925	0.865	0.853	0.903	0.884	0.426	0.426	0.666	0.562	0.539	0.728	13.312	13.037	24.711	22.917	15.010	20.559	0.977	0.977	0.977	0.977	0.977	0.977
ANFIS 7	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_H, u_2$	0.934	0.925	0.865	0.853	0.903	0.884	0.426	0.426	0.666	0.562	0.539	0.728	13.312	13.037	24.711	22.917	15.010	20.559	0.977	0.977	0.977	0.977	0.977	0.977
ANFIS 8	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, R_H, n, u_2$	0.934	0.925	0.865	0.853	0.903	0.884	0.426	0.426	0.666	0.562	0.539	0.728	13.312	13.037	24.711	22.917	15.010	20.559	0.977	0.977	0.977	0.977	0.977	0.977

表3 ANFIS模型与其他模型精度比较

Table 3 Comparison of accuracy between ANFIS model and other models

模型	气象因子	$R^2$								$R_{\text{mse}}/(\text{mm} \cdot \text{d})$								$MRE/\%$							
		安康	汉中	华县	太白	延安	榆林	安康	汉中	华县	太白	延安	榆林	安康	汉中	华县	太白	延安	榆林	安康	汉中	华县	太白	延安	榆林
ANFIS 1	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}$	0.934	0.925	0.865	0.853	0.903	0.884	0.426	0.426	0.666	0.562	0.539	0.728	13.312	13.037	24.711	22.917	15.010	20.559	0.934	0.925	0.865	0.853	0.903	0.884
HS	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, n$	0.916	0.925	0.884	0.849	0.848	0.845	0.837	0.750	0.739	0.800	0.807	0.770	28.935	31.463	25.935	27.289	26.600	24.194	0.981	0.989	0.955	0.962	0.956	0.921
ANFIS 2	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, n$	0.981	0.989	0.955	0.962	0.956	0.921	0.223	0.161	0.363	0.281	0.360	0.609	8.434	6.123	13.850	13.010	10.716	16.644	0.948	0.960	0.922	0.943	0.929	0.885
Maakink	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, n$	0.948	0.960	0.922	0.943	0.929	0.885	0.632	0.531	0.446	0.463	0.737	1.027	21.405	20.400	23.338	17.931	21.517	23.193	0.955	0.960	0.933	0.934	0.920	0.885
Iramk	$T_{\text{max}}, T_{\text{min}}, n$	0.955	0.960	0.933	0.934	0.920	0.885	0.403	0.377	0.535	0.387	0.532	0.787	18.761	20.595	18.865	19.389	18.125	23.800	0.955	0.960	0.933	0.934	0.920	0.885



表4 陕西省不同站点间 ANFIS 模型可移植性结果

Table 4 Portability results of ANFIS models between different sites in Shaanxi province

模型	训练站点	预报站点	$R^2$	$R_{MSE}/(\text{mm} \cdot \text{d})$	$MRE/\%$
ANFIS 5	安康	汉中	0.992	0.134	5.210
		华县	0.980	0.243	9.925
	华县	太白	0.982	0.222	8.532
		汉中	0.991	0.154	6.177
		延安	0.957	0.440	13.920
ANFIS 6	汉中	安康	0.994	0.126	3.843
		太白	0.983	0.247	9.995
	太白	华县	0.972	0.454	14.965
		安康	0.974	0.489	19.064
	榆林	延安	0.972	0.330	10.001
ANFIS 7	安康	汉中	0.942	0.372	10.139
		华县	0.925	0.510	14.554
	华县	太白	0.940	0.347	10.518
		汉中	0.930	0.406	11.153
	延安	榆林	0.960	0.413	10.146
ANFIS 8	汉中	安康	0.997	0.095	2.890
		太白	0.994	0.141	5.545
	太白	华县	0.990	0.252	8.885
		安康	0.992	0.289	11.182
	榆林	延安	0.995	0.125	4.241

型,并将模型应用到陕西省  $ET_0$  的计算,结果表明,基于 ANFIS 的  $ET_0$  计算模型可以取得较高的模拟精度,能够将气象数据与  $ET_0$  之间复杂的非线性关系很好地展现出来。

(1) 不同气象因子的输入对 ANFIS 模型的模拟精度影响较大,在仅有气温资料时 ANFIS 模型能够得到足够的精度,模型的模拟精度随着气象因子数量的增加而增加,在不考虑气温对  $ET_0$  的影响下,日照时数和相对湿度对  $ET_0$  的影响要大于风速。结合不同模型输入条件以及模拟效果,考虑到实际情况中日照时数观测数据通常比较缺乏,基于气温、相对湿度的 ANFIS 3 是在缺少气象资料条件下最适合的  $ET_0$  计算模型。

(2) 将 ANFIS 1、ANFIS 2 与 Hargreaves-Samani、Iramk、Makkink 模型进行对比发现,在相同气象条件下,ANFIS 模型的模拟效果要优于其他三种  $ET_0$  计算模型,在陕西省缺少资料地区计算  $ET_0$  时,推荐使用 ANFIS 模型。在仅有气温数据时可使用 ANFIS 1 模型代替传统的 Hargreaves-Samani 模型,在气温基础上增加日照时数时可选择 ANFIS 2 模型作为  $ET_0$  的计算模型。

(3) ANFIS 模型可移植性分析表明,将训练站点的训练结果应用到临近站点进行  $ET_0$  模拟计算时,ANFIS 模型的模拟精度均较高, $R^2$  的变化范围为 0.940~0.997, $R_{MSE}$  的变化范围为 0.095~0.454 mm/d, $MRE$  的变化范围为 2.890%~14.965%。在陕西省气候条件相似的地区 ANFIS 模型具有很好的可移植性与泛化能力,在某些站点缺少数据无法进行模型

训练时, 可使用附近站点训练好的 ANFIS 模型进行  $ET_0$  的模拟计算。

(4) 本文选择了陕西省的6个站点(陕南、关中、陕北各选取2个站点)8种气象因子组合进行 ANFIS 模型的构建, 由于研究站点数量的限制, 研究结果可能会存在一定的区域局限性; 同时未能将所有的气象资料组合进行分析, 在后续的研究中需要选择更多的站点与气象资料组合, 充分考虑各地区站点地理位置及气候环境的差异性。

### 参考文献(References):

- [1] 粟晓玲, 宋悦, 牛纪苹, 等. 泾惠渠灌区潜在蒸散量的敏感性及其变化成因. 自然资源学报, 2015, 31(1): 115-123. [SU X L, SONG Y, NIU J P, et al. Sensitivity and attribution of potential evapotranspiration in Jinghuiqu irrigation district. Journal of Natural Resources, 2015, 31(1): 115-123.]
- [2] 李大驰, 张鑫, 常浩浩, 等. 气候变化背景下榆林市参考作物需水量多时间尺度特征分析. 灌溉排水学报, 2019, 38(5): 100-106. [LI D C, ZHANG X, CHANG H H, et al. Multi-scale analysis of change in reference crop water demand in Yulin from 1959 to 2015. Journal of Irrigation and Drainage, 2019, 38(5): 100-106.]
- [3] DROOGERS P, ALLEN R G. Estimating reference evapotranspiration under inaccurate data conditions. Irrigation and Drainage Systems, 2002, 16(1): 33-45.
- [4] MAKKINK G F. Testing the Penman formula by means of lysimeters. Journal of the Institution of Water and Environment Management, 1957, 11: 277-288.
- [5] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements. Rome: FAO Irrigation and Drainage Paper 56, 1998.
- [6] IRMAK S, MUTIIBWA D, PAYERO J, et al. Modeling soybean canopy resistance from micrometeorological and plant variables for estimating evapotranspiration using one-step Penman-Monteith approach. Journal of Hydrology, 2013, 507: 1-18.
- [7] WANG Z K, WU P T, ZHAO X N, et al. GANN models for reference evapotranspiration estimation developed with weather data from different climatic regions. Theoretical and Applied Climatology, 2014, 116(3): 481-489.
- [8] ZHANG Q W, CUI N B, FENG Y, et al. Improvement of Makkink model for reference evapotranspiration estimation using temperature data in Northwest China. Journal of Hydrology, 2018, 566: 264-273.
- [9] 周瑶, 张鑫, 徐静. 青海省东部农业区参考作物蒸散量的变化及对气象因子的敏感性分析. 自然资源学报, 2013, 29(5): 765-775. [ZHOU Y, ZHANG X, XU J. Changes of reference crop evapotranspiration and sensitivity analysis of meteorological factors in eastern plateau agricultural region of Qinghai province. Journal of Natural Resources, 2013, 29(5): 765-775.]
- [10] 王升, 付智勇, 陈洪松, 等. 基于随机森林算法的参考作物蒸发蒸腾量模拟计算. 农业机械学报, 2017, 48(3): 302-309. [WANG S, FU Z Y, CHEN H S, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on random forest method. Transactions of the CSAM, 2017, 48(3): 302-309.]
- [11] 高思远, 崔晨风, 范玉平. 基于岭估计的青海省东部农业区  $ET_0$  遥感反演研究. 自然资源学报, 2016, 31(4): 693-702. [GAO S Y, CUI C F, FAN Y P. Remote sensing inversion of  $ET_0$  in eastern agricultural area of Qinghai province based on ridge estimation. Journal of Natural Resources, 2016, 31(4): 693-702.]
- [12] 强小嫚, 蔡焕杰, 孙景生, 等. 陕西关中地区  $ET_0$  计算公式的适用性评价. 农业工程学报, 2012, 28(20): 121-127. [QIANG X M, CAI H J, SUN J S, et al. Adaptability evaluation for reference evapotranspiration ( $ET_0$ ) formulas in Guanzhong region of Shaanxi. Transactions of the CSAE, 2012, 28(20): 121-127.]
- [13] 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. 农业机械学报, 2016, 47(12): 139-151. [WU L F, BAI H Z, ZHANG F C, et al. Applicability of FAO Penman-Monteith and alternative methods for estimating reference evapotranspiration in Northwest China. Transactions of the CSAM, 2016, 47(12): 139-151.]
- [14] GAO F, FENG G, YING Q Y, et al. Evaluation of reference evapotranspiration methods in arid, semiarid, and humid regions. Journal of the American Water Resources Association, 2017, 6: 1752-1688.
- [15] 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. 农业机械学报, 2017, 48(5): 208-217. [FU N, SONG X Y, XIA L, et al. adaptation evaluation for reference evapotranspiration calculation methods in

- different eco-hydrological regionalization of Yunnan province. *Transactions of the CSAM*, 2017, 48(5): 208-217.]
- [16] MAJID R F, MOZHGAN S, AMIR H G H, et al. Protocol for the estimation of drinking water quality index (DWQI) in water resources: Artificial neural network (ANFIS) and ArcGIS. *Methods X*, 2019, 6: 1021-1029.
- [17] 刘文斌, 陶建斌, 徐猛, 等. 基于人工神经网络多源数据融合的子像元冬油菜提取: 以两湖平原为例. *自然资源学报*, 2019, 34(5): 1079-1092. [LIU W B, TAO J B, XU M, et al. A study of winter rape extraction at sub-pixel fusing multi-source data based on artificial neural networks: A case study of Jiangnan and Dongting Lake Plain. *Journal of Natural Resources*, 2019, 34(5): 1079-1092.]
- [18] 王媛玲, 张校千, 苏晨晨, 等. OBIA 与 RF 结合的龙口市土地利用信息提取方法. *自然资源学报*, 2019, 34(4): 707-717. [WANG Y L, ZHANG X Q, SU C C, et al. The extraction approach of land use information combining OBIA with RF in Longkou city. *Journal of Natural Resources*, 2019, 34(4): 707-717.]
- [19] LANDERAS G, ORTIZ B A, JOSE J L. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque County (northern Spain). *Agricultural Water Management*, 2008, 95(5): 553-565.
- [20] GRANATA F. Evapotranspiration evaluation models based on machine learning algorithms: A comparative study. *Agricultural Water Management*, 2019, 217: 303-315.
- [21] 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. *农业机械学报*, 2015, 46(4): 106-112. [WANG S, CHEN H S, NIE Y P, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on gene-expression programming method. *Transactions of the CSAM*, 2015, 46(4): 106-112.]
- [22] 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. *农业工程学报*, 2015, 31(s1): 153-160. [FENG Y, CUI N B, GONG D Z, et al. Prediction model of reference crop evapotranspiration based on extreme learning machine. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(s1): 153-160.]
- [23] 张皓杰, 崔宁博, 徐颖, 等. 基于 ELM 的西北旱区参考作物蒸散量预报模型. *排灌机械工程学报*, 2018, 36(8): 779-784. [ZHANG H J, CUI N B, XU Y. Prediction for reference crop evapotranspiration in arid Northwest China based on ELM. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2018, 36(8): 779-784.]
- [24] 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. *中国农村水利水电*, 2019, (1): 6-12. [XU Y, ZHANG H J, CUI N B, et al. Simulation models of reference crop evapotranspiration in northwest arid region based on different ELM. *China Rural Water and Hydropower*, 2019, (1): 6-12.]
- [25] 张学梅, 王自奎, 沈禹颖, 等. 基于临近台站气象数据的参考作物蒸散量估算方法. *自然资源学报*, 2019, 34(1): 179-190. [ZHANG X M, WANG Z K, SHEN Y Y, et al. Comparison of different methods for estimating reference evapotranspiration with weather data from nearby stations. *Journal of Natural Resources*, 2019, 34(1): 179-190.]
- [26] 李志新, 赖志琴, 龙云墨. 基于 GA-Elman 神经网络的参考作物需水量预测. *节水灌溉*, 2019, (2): 117-120. [LI Z X, LAI Z Q, LONG Y M. Prediction of water demand for reference crops based on GA-Elman neural network model. *Water Saving Irrigation*, 2019, (2): 117-120.]
- [27] 樊湘鹏, 许燕, 周建平, 等. 遗传算法与小波神经网络在  $ET_0$  预测中的应用. *燕山大学学报*, 2019, 43(2): 182-188. [FAN X P, XU Y, ZHOU J P, et al. Application of genetic algorithm and wavelet neural network in  $ET_0$  prediction. *Journal of Yanshan University*, 2019, 43(2): 182-188.]
- [28] KAUR M, JAIN S. Reference evapotranspiration estimation and modeling of the Punjab Northern India using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156: 387-398.
- [29] SHIRI J, KISI Ö, LANDERAS G, et al. Daily reference evapotranspiration modeling by using genetic programming approach in the Basque Country (Northern Spain). *Journal of Hydrology*, 2012, 414-415: 302-316.
- [30] JANG J S R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1993, 23(3): 665-685.
- [31] 王月月, 陈民铎, 赖伟, 等. 基于 MOSFET 外特性参数的自适应模糊神经网络状态评估模型. *电工技术学报*, 2018, 33(18): 4286-4294. [WANG Y Y, CHEN M Y, LAI W, et al. Healthy condition assessment on MOSFETs based on external characteristic parameters and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2018, 33(18): 4286-4294.]
- [32] 孙丙香, 高科, 姜久春, 等. 基于 ANFIS 和减法聚类的动力电池放电峰值功率预测. *电工技术学报*, 2015, 30(4): 272-

280. [SUN B X, GAO K, JIANG J C, et al. Research on discharge peak power prediction of battery based on ANFIS and subtraction clustering. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 272-280.]
- [33] 廖显琴. 陕西省参考作物腾发量的时空变化及其预测. 杨陵: 西北农林科技大学, 2010. [LIAO X Q. Temporal-spatial variations and prediction of reference crop transpiration in Shaanxi province. Yangling: Northwest A&F University, 2010.]

## Calculation of reference crop evapotranspiration in Shaanxi province based on ANFIS

LI Ke-li, ZHANG Xin

(College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest Agriculture and Forestry University, Yangling 712100, Shaanxi, China)

**Abstract:** To effectively improve the prediction accuracy of reference crop evapotranspiration ( $ET_0$ ) in Shaanxi province, eight  $ET_0$  calculation models based on the ANFIS were constructed. The data used are obtained from 6 meteorological stations in Shaanxi province. The  $ET_0$  calculated by FAO 56 P-M was taken as a standard value. ANFIS was compared with three models, namely, Hargreaves-Samani, Iramk and Makkink. The results show that the ANFIS model can better reflect the complex linear relationship between meteorological factors and  $ET_0$ . When only the temperature data can be used, the ANFIS model has sufficient accuracy ( $R^2=0.894$ ,  $R_{MSE}=0.558$  mm/d,  $MRE=18.258\%$ ), with the increase of meteorological factors, the accuracy of ANFIS model is improved. The simulation accuracy of ANFIS model is higher than that of Hargreaves-Samani, Iramk and Makkink models under the same input condition. The analysis shows that the ANFIS model has strong generalization ability in the province, and it has higher accuracy based on different sites ( $R^2=0.974$ ,  $R_{MSE}=0.276$  mm/d,  $MRE=8.608\%$ ). Therefore, the ANFIS model can be used as a recommended model for the calculation of  $ET_0$  in Shaanxi in the absence of meteorological data, and has good portability, which can provide a scientific basis for agricultural water management and optimal allocation of water resources.

**Keywords:** Shaanxi province; reference crop evapotranspiration ( $ET_0$ ); ANFIS; portability