

DOI: 10.3880/j.issn.1004-6933.2016.04.012

基于粒子群算法与最小二乘支持向量机的 ET_0 模拟

鞠 彬^{1,2}, 王嘉毅³

(1. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 2. 中国电建集团华东勘测设计院有限公司, 浙江 杭州 310014;
3. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098)

摘要:以月最高气温、月最低气温、月平均气温、平均风速、日照时数以及相对湿度 6 个气象因子的不同组合作为输入数据,以 FAO Penman-Monteith 公式计算结果作为标准值,构建基于粒子群优化算法与最小二乘支持向量机的 ET_0 预测模型(PSO-LSSVM)。选取新疆额尔齐斯河流域哈巴河气象站 1986—2013 年的气象数据进行模型训练与预测,并与其他常用 ET_0 计算公式进行对比研究。结果表明,PSO-LSSVM 模型能够很好地反映 ET_0 同各气象因子之间的非线性关系,其中气温条件是影响 ET_0 模拟精度最重要的因素,同时随着气象因子输入的减少 PSO-LSSVM 模型模拟精度有所下降;当分别基于辐射条件、温度条件计算时,PSO-LSSVM 模型模拟结果较 Priestley-Taylor 公式、Hargreaves-Samani 公式计算结果要优。基于多因子量化指标的 ET_0 预测模型实现了精度和实用性的统一,可为缺资料地区 ET_0 研究预报提供科学参考。

关键词:参考作物蒸发蒸腾量;气象因子;粒子群算法;最小二乘支持向量机;额尔齐斯河流域
中图分类号:S161.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2016)04-0074-06

Simulation of ET_0 based on particle swarm optimization and least squares support vector machine

JU Bin^{1,2}, WANG Jiayi³

(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. Power China Huadong Engineering Corporation Limited, Hangzhou 310014, China;
3. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Different combinations of meteorological factors, including monthly maximum temperature, monthly minimum temperature, monthly average temperature, average wind speed, sunshine duration, and relative humidity were used as the input data, the results calculated by the FAO Penman-Monteith equation were used as the calibration values, and a PSO-LSSVM model based on the least squares support vector machine (LSSVM) and particle swarm optimization (PSO) was established for prediction of ET_0 . Meteorological data from the Habahe Meteorological Station in the Irtysh River Basin over the period from 1986 to 2013 were used to train and test the model, and the results calculated by the PSO-LSSVM model were compared with those calculated by other commonly used ET_0 calculation formulas. The results show that the PSO-LSSVM model can reflect the non-linear relationships between ET_0 and the meteorological factors well, and that temperature is the most important factor that influences the accuracy of simulation. However, as the number of meteorological factors decreases, the accuracy of simulation will decrease. When the calculation is based on radiation and temperature conditions, the PSO-LSSVM model has higher accuracy than the Priestley-Taylor and Hargreaves-Samani equations. The PSO-LSSVM model, with multi-factor quantitative indicators, is both precise and practical, providing scientific references for ET_0 study in areas that lack data.

Key words: ET_0 ; meteorological factors; PSO; LSSVM; Irtysh River Basin

参考作物蒸发蒸腾量(ET_0)是计算作物需水量 水、提高农业用水效率等具有重要意义^[1]。国内外
的关键指标,对于地区作物干旱监测、农业灌溉与排 关于 ET_0 的计算公式较多,如 FAO Penman-

Monteith、Priestley-Taylor^[2]、Hargreaves-Samani^[3]公式等。目前应用较多的是联合国粮农组织推荐使用的FAO Penman-Monteith公式,研究表明其具有较高的计算精度和地区适用性^[4]。但FAO Penman-Monteith公式较为复杂,参数过多,不仅需要每日的气象资料,还需要海拔、纬度、太阳磁偏角等多个地理参数,需要建立专门的气象站点进行观测^[5],给FAO Penman-Monteith公式的推广使用带来不便。

ET₀受气象因子影响强烈,是一个复杂的非线性系统。近年来随着机器学习理论不断发展,出现了许多用于分析复杂非线性关系的模型,如人工神经网络模型^[6]、支持向量机^[7]、贝叶斯网络模型^[8]等。徐俊增等^[9]探讨了人工神经网络模型及其在ET₀模拟中的应用;侯志强等^[10]利用最小二乘支持向量机对河套地区日尺度下的ET₀模拟进行研究。但是人工神经网络模型学习样本数量较大,收敛速度较慢,且存在局部极值和过学习问题;而最小二乘支持向量机的模型参数十分敏感,模型预测精度受参数取值的影响明显。因此,如何兼顾搜索的广度和速度,寻求能表述ET₀特性且预测精度高的ET₀预测模型,具有重要的理论意义和应用价值。

本文选取新疆额尔齐斯河流域哈巴河气象站1986—2013年的气象数据资料,以各气象因子间的不同组合方式作为模型的输入,构建基于粒子群优化算法和最小二乘支持向量机的ET₀预测模型(PSO-LSSVM),并以FAO Penman-Monteith公式计算结果作为模型预期输出值进行训练与预测,并与其他常用ET₀计算公式的计算结果进行对比研究,分析PSO-LSSVM模型的精度与适用性,为今后ET₀的预报研究提供一种新的思路与方法。

1 研究区域概况

额尔齐斯河流域位于新疆阿尔泰地区东北部,东经85°35′~90°30′,北纬46°52′~49°15′。在我国境内全长546 km,年径流量多达119亿m³,水量仅次于伊犁河,是我国境内唯一一条流入北冰洋的国际河流。

额尔齐斯河流域具有典型的大陆性干旱气候特征,光照丰富,温度日变化大,降水量少,蒸发量大^[11]。新疆是中国5大牧区之一,而额尔齐斯河流域所在地阿尔泰地区又是新疆最主要的牧区之一,因此进行流域内ET₀的模拟研究,对发展地区节水灌溉、确定合理的灌溉制度具有重要的意义^[12]。

选取额尔齐斯河流域内典型气象站点哈巴河(48.05°N,86.4°E)1986—2013年的气象资料进行ET₀的模拟研究,气象资料来源于国家气象局资料

中心。由于FAO Penman-Monteith公式计算时间步长为日,故需要先计算每日ET₀值,从而得到各月ET₀值,再在月尺度上进行ET₀的模拟。

2 模型构建

2.1 研究方法

2.1.1 最小二乘支持向量机

支持向量机(SVM)是由Vapnik提出的一种能够处理回归和模式识别等诸多问题的新型统计学方法^[13]。支持向量机建立在统计学的VC维理论和结构风险最小化原则的基础上,能较好地解决以往学习方法中存在的过学习、非线性、局部极值点以及高维数等实际问题^[14]。

最小二乘支持向量机算法(LS-SVM)于2001年由Suykens提出,其优化指标采用了平方项,将传统支持向量机中的不等式约束改为等式约束,把二次规划问题转化成线性方程组的求解问题,大大简化了模型计算的复杂性^[15]。其原理如下:

设样本为 n 维向量,某区域的 l 个样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l) \in R^n \times R$,采用非线性映射将样本从原空间 R^n 映射到特征空间 $\varphi(x_i)$,并在这个高维特征空间中构造最优决策函数:

$$y(x) = \omega\varphi(x) + b \quad (1)$$

定义以下优化问题:

$$\begin{cases} \min J(\omega, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2}c \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ \text{s. t. } y_i = \varphi(x_i)\omega + b + e_i \end{cases} \quad (2)$$

式中: ω 为权系数向量; b 为偏量系数; J 为优化目标函数; c 为惩罚因子; e_i 为松弛因子。

采用拉格朗日法求解上述优化问题

$$L(\omega, b, e, \alpha) = j(\omega, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\varphi(x_i)\omega + b + e - y_i] \quad (3)$$

式中 α_i 为Lagrange乘子。

根据最优条件,并定义核函数为 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$,将二次规划问题转化为求解线性方程组的求解问题:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + 1/c & \dots & K(x_1, x_l) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & K(x_l, x_1) + 1/c & \dots & K(x_l, x_l) + 1/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix} \quad (4)$$

利用最小二乘法求 α 、 b 。得到LS-SVM模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (5)$$

其中核函数一般采用RBF函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中 σ 为核函数宽度参数。

2.1.2 粒子群优化算法

模型预测精度的高低,与模型参数的取值关系密切,LS-SVM 模型参数 c 、 σ 在很大程度上决定了最小二乘支持向量机的学习和泛化能力,目前常采用的传统优化算法费时费力,而且率定出来的结果离最优值相距甚远。本文采用粒子群算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 对参数 c 、 σ 进行寻优。粒子群优化算法是由 berhart 等^[16] 提出的一种群智能仿生优化算法,具有收敛速度快、全局寻优能力、不会陷入维数灾问题等突出优点。其原理如下:

算法初始化时随机产生一群粒子 (m 个),即优化问题的随机解,其中第 k 次迭代第 i 个粒子的空间位置表示为: $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T$, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})^T$, ($i=1, 2, \dots, m$)。粒子群算法寻找优解时,各粒子是根据下式(7)和式(8)来更新自己的速度和位置,将其代入优化目标函数可以计算出相应的适应度值来衡量 x_i^k 的优劣。粒子目前找到的最优解,称为个体极值 (p_i),整个种群目前找到的最优解,称为全局极值 (p_g),在每一次迭代中,粒子通过这两个“极值”来更新自己。

$$v_{id}(k+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 \text{rand}(p_{id} - x_{id}(k)) + c_2 \text{rand}(p_{gd} - x_{id}(k)) \quad (7)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k) \quad (8)$$

式中: c_1 、 c_2 为学习因子,一般 $c_1 = c_2$,并且在 $0 \sim 4$ 的范围内; $\text{rand}()$ 为介于 $(0, 1)$ 之间的随机数; ω 为惯性权重,为非负常数。

2.1.3 PSO-LSSVM 耦合模型

本文采用粒子群优化算法 (PSO) 对 LS-SVM 模型参数 c 、 σ 进行优选,PSO-LSSVM 耦合模型的算法流程图如图 1 所示。

PSO 优选 LS-SVM 模型参数 c 、 σ 的步骤如下:

a. 生成初始种群,包括种群规模、迭代次数、初始粒子速度和位置等。

b. 利用 LS-SVM 模型对测试样本进行预测,建立适应度函数 $f(x)$,计算每个个体的适应度函数值。

c. 计算的适应度函数值 f 与粒子目前已找到的最优适应值 f_{best} 进行比较。如果 $f < f_{\text{best}}$,则用新值取代前一轮的优化解,用新的粒子取代前一轮的粒子。

d. 将每个粒子的最优适应值 f_{best} 与所有粒子的最优适应值 f_{Best} 进行比较。如果 $f_{\text{best}} < f_{\text{Best}}$ 。则用该粒子的最优适应值取代原有全局最优适应值,同时保存粒子的当前状态。

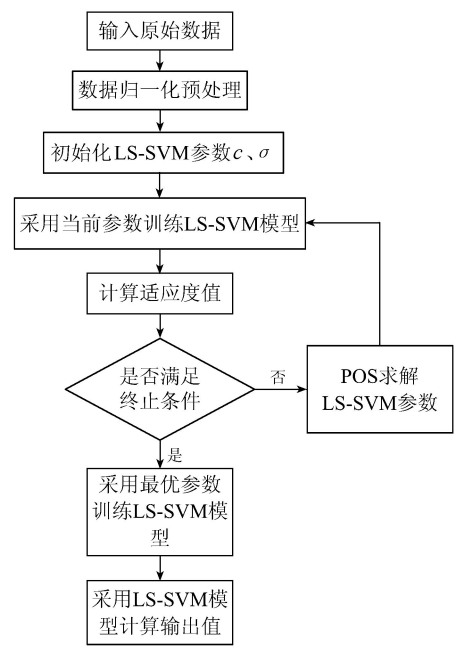


图 1 PSO-LSSVM 模型算法流程

e. 判断适应值是否满足要求,如不满足要求,按式(7)、式(8)将粒子进行更新,从而产生新的粒子(即新的解),返回步骤(b),重复进行新一轮的计算。如果适应值满足要求,计算结束。

PSO 算法的参数设定为: $c_1 = c_2 = 1.5$, $\omega = 0.5$, 种群规模 $I = 20$,最大迭代次数 $K^{\text{max}} = 400$,粒子最大速度 $v_{id}^{\text{max}} = 10$,粒子最大位置值 $x_{id}^{\text{max}} = 100$ 。

2.2 组合方案

选用与参考作物蒸发蒸腾量 (ET_0) 有紧密联系的 6 个气象因子进行研究,分别为:月最高气温、月最低气温、月平均气温、平均风速、日照时数以及相对湿度。在 6 个气象因子中分别取 2~6 个因子进行排列组合,共有 10 种组合方案(表 1),分析不同气象因子组合方式下的 PSO-LSSVM 模型的模拟精度。

本文采用 FAO 推荐使用的 FAO Penman-Montieth 公式的计算结果作为 PSO-LSSVM 模型的预期输出值,且将模型拟合结果与其他两种常用的 ET_0 计算公式 (Hargreaves-Samani、Priestley-Taylor) 进行比较研究,FAO Penman-Monteith、Hargreaves-Samani、Priestley-Taylor 公式的表达形式如式(9)、(10)、(11)所示。

$$ET_0^{\text{PM}} = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_a - e_d)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (9)$$

式中: ET_0^{PM} 为 FAO Penman-Montieth 公式计算的参考作物蒸发蒸腾量, mm/d ; R_n 为作物表面的净辐射量, $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$; G 为土壤热通量, $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$; e_a 为饱和水汽压, kPa ; e_d 为实际水汽压, kPa ; Δ 为温

度 ~ 饱和水汽压关系曲线上 T 处的切线斜率, $\text{kPa}/^\circ\text{C}$; γ 为湿度表常数, $\text{kPa}/^\circ\text{C}$; u_2 为 2 m 高处的风速, m/s 。

$$ET_0^{\text{HS}} = 0.0023(T_{\text{mean}} + 17.8)(T_{\text{max}} - T_{\text{min}})^{0.5} \frac{R_a}{\lambda} \quad (10)$$

式中: ET_0^{HS} 为 Hargreaves-Samani 公式计算的参考作物蒸发蒸腾量, mm/d ; R_a 为大气顶层辐射, $\text{MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$; T_{max} 为最高温度, $^\circ\text{C}$; T_{min} 为最低温度, $^\circ\text{C}$; T_{mean} 为平均温度, $^\circ\text{C}$ 。

$$ET_0^{\text{PT}} = \frac{\alpha}{\lambda} \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} (R_n - G) \quad (11)$$

式中: ET_0^{PT} 为 Priestley-Taylor 公式计算的参考作物蒸散量; α 取 1.26; 其他参数与 FAO Penman-Monteith 法中参数一致。

表 1 不同气象因子组合方式

方案编号	气象因子个数	$T/^\circ\text{C}$	$T_{\text{max}}/^\circ\text{C}$	$T_{\text{min}}/^\circ\text{C}$	$R_{\text{H}}/\%$	$u_n/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	n/h
1	6	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2		✓	✓	✓		✓	✓
3	5	✓	✓	✓	✓		✓
4		✓	✓	✓	✓	✓	
5		✓	✓	✓	✓		
6	4	✓	✓	✓		✓	
7		✓	✓	✓			✓
8	3	✓	✓	✓			
9					✓	✓	✓
10	2					✓	✓

2.3 评价指标

采用平均相对误差 R_{me} 、相关系数 R^2 、确定性系数 D_y 来衡量模型预测值与计算值之间的拟合精度。各统计量的具体公式如下:

$$R^2 = \frac{[\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (12)$$

$$R_{\text{me}} = \frac{1}{n} \sum |(x_i - y_i)/y_i| \quad (13)$$

$$D_y = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (14)$$

式中: i 为样本序数; \bar{x} 、 \bar{y} 分别为预测值序列和实测值序列的均值; n 为预测样本数。

3 结果与分析

3.1 PSO-LSSVM 模型模拟结果分析

采用哈巴河气象站 1986—2013 年逐月气象数据资料进行研究, 其中 1986—2005 年共 240 个样本用于 PSO-LSSVM 模型训练, 2006—2013 年共 96 个

样本用于 PSO-LSSVM 模型预测。不同气象因子组合下的预测结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出, 当采用 6 个气象因子进行 ET_0 模拟计算时(方案 1), PSO-LSSVM 模型的模拟结果与 FAO Penman-Monteith 公式计算结果拟合程度最高($R^2 = 0.981$), 平均相对误差仅为 13.52%, 样本中相对误差落在 20% 误差范围线内的合格率为 83.33%。可以看出, 当采用 6 个气象因子进行 ET_0 模拟时, PSO-LSSVM 模型体现出较高的预测精度, 能够很好地反映各气象因子同 ET_0 之间的非线性关系。

表 2 不同气象因子组合下的模拟结果

方案	c	σ^2	R^2	D_y	$R_{\text{me}}/\%$	相对误差 < 20% 的合格率 / %
1	318.756	11.930	0.981	0.980	13.52	83.33
2	763.124	8.305	0.970	0.967	14.86	85.42
3	511.898	6.070	0.969	0.955	18.33	77.90
4	571.420	16.985	0.981	0.966	17.22	73.96
5	805.307	6.732	0.962	0.960	17.90	79.00
6	511.898	6.070	0.972	0.960	16.77	84.38
7	668.796	20.686	0.974	0.969	17.80	69.79
8	668.796	21.686	0.959	0.956	17.08	68.75
9	834.355	1.574	0.782	0.779	46.39	53.12
10	574.136	5.217	0.862	0.8041	91.90	39.58

当采用 5 个气象因子进行 ET_0 的模拟计算时(方案 2、3、4), PSO-LSSVM 型依然能够较好的预测 ET_0 值。在 3 种不同气象因子的组合下, 各方案模拟结果的 R^2 和 D_y 均在 0.9 以上。其中在仅缺少相对湿度的情况下(方案 2), 样本平均相对误差为 14.86%, 相对误差小于 20% 的样本个数占 85.42%, 模拟精度较方案 1 略有下滑, 可见相对湿度这一气象因子对于 ET_0 模拟计算影响较小; 当缺少平均风速这一气象因子时(方案 3), ET_0 模拟精度下滑幅度为 3 个方案中最大, PSO-LSSVM 型平均相对误差达到 18.33%, 相对误差落在 20% 误差范围线内的样本数占 77.9%; 当缺少日照时数这一气象因子进行模拟时(方案 4), PSO-LSSVM 型平均相对误差值为 17.22%, 模拟结果中相对误差小于 20% 的样本数仅占 73.96%, 可见平均风速、日照时数这两个气象因子对 ET_0 模拟计算的影响程度较为一致, 且两者较相对湿度这一因子对 ET_0 的预测精度影响更大。

当采用 4 个气象因子进行 ET_0 模拟计算时(方案 5、6、7), 各方案模拟精度均略有下降, 但 3 者 ET_0 模拟精度的差距不大。当仅采用 3 个气象因子进行 ET_0 模拟计算时(方案 8、9), 两方案的模拟精度差异较大, 当缺少平均风速、日照日数、相对湿度这 3 个气象因子进行模拟时, PSO-LSSVM 模拟结果的平

均相对误差为 17.08%，与方案 1 相比发生小幅度的下滑，但模拟结果中相对误差落在 20% 误差范围线内的样本个数仅占 68.75%；当缺少温度条件时， ET_0 模拟精度较其他几种组合方式都要差，相关系数 R^2 仅为 0.782，平均相对误差值高达 46.39%，相对误差小于 20% 的样本个数仅占 53.12%，可见温度条件对于 ET_0 而言是十分重要的因素。

当仅用 2 个气象因子进行模拟计算时（方案 10），模拟结果的平均相对误差高达 91.9%，相对误差小于 20% 的样本数仅占 39.58%，明显低于上述任何组合方式的模拟结果，已经无法满足实际生产的精度需要。

3.2 与其他 ET_0 计算公式的比较

当研究区域缺乏气象资料而无法使用 FAO Penman-Monteith 公式计算 ET_0 时，多采用一些基于辐射或温度资料的半经验性方法来估算 ET_0 ，如以平均温度和温差为主要参数的 Hargreaves-Samani 方法，曾被 FAO 推荐为资料不满足 FAO Penman-Monteith 公式时的替代计算方法；还有以辐射资料进行估算的代表方法 Priestley-Taylor 公式。本文将 PSO-LSSVM 模型与上述两个常用替代公式进行对比研究，分析 PSO-LSSVM 模型的精度与适用性。

图 2 为 Priestley-Taylor 公式、FAO Penman-Monteith 公式、PSO-LSSVM 模型 2006—2013 年各月 ET_0 计算结果；图 3 为 Hargreaves-Samani 公式、FAO Penman-Monteith 公式、PSO-LSSVM 模型 2006—2013 年各月 ET_0 计算结果；表 3 为 Priestley-Taylor 公式、Hargreaves-Samani 公式、PSO-LSSVM 模型模拟结果中各评价指标的比较。

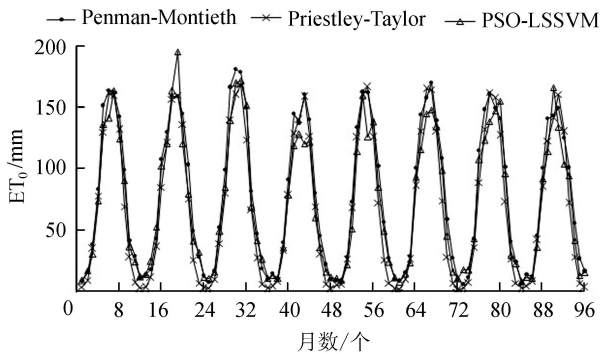


图 2 基于辐射条件时不同方法的计算结果

表 3 不同方法计算结果对比

计算方法	R^2	D_y	$R_{me}/\%$	相对误差<20%的合格率
PSO-LSSVM	0.963	0.946	17.80	69.79
Priestley-Taylor	0.973	0.936	31.63	48.96
PSO-LSSVM	0.959	0.9563	17.08	68.75
Hargreaves-Samani	0.989	0.978	25.03	59.37

从图 2 可以看出，当基于辐射资料计算时，

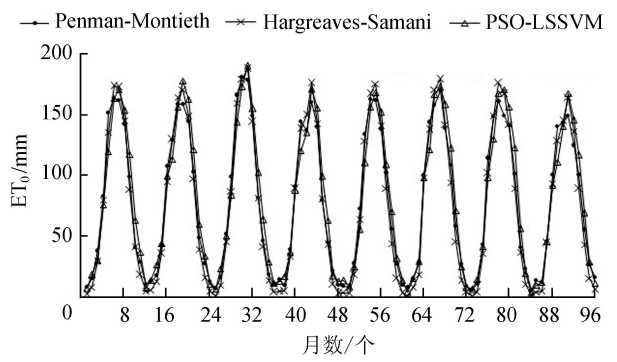


图 3 基于温度条件时不同方法的计算结果

Priestley-Taylor 公式的计算结果、PSO-LSSVM 模型模拟结果都与 FAO Penman-Monteith 公式的计算结果具有相同的变化趋势，其中 PSO-LSSVM 模型同 FAO Penman-Monteith 公式的计算结果更为接近，拟合精度较 Priestley-Taylor 公式要高；PSO-LSSVM 模型在极小值点拟合情况较好，极大值点易出现计算结果偏大的情况，而 Priestley-Taylor 公式的计算结果整体呈现偏小现象，极小值点偏小情况更为严重，分析其原因，可能是由于 Priestley-Taylor 公式并没有将风速考虑在内，从而导致当风速较大时该方法的计算值往往偏小。从表 3 也可以看出，Priestley-Taylor 公式计算结果的平均相对误差为 31.63%，相对误差落在 20% 误差范围线内的样本比例为 48.96%，远低于 PSO-LSSVM 模型的模拟精度。

从表 3 可以看出，当基于温度条件进行 ET_0 的模拟计算时，PSO-LSSVM 模型的模拟精度较 Hargreaves-Samani 公式要高，但 Hargreaves-Samani 公式计算所得的 R^2 和 D_y 等评价指标均好于 PSO-LSSVM 模型，从图 3 可以看出，Hargreaves-Samani 公式受温度影响较大，当冬季和春节气温较低时其计算结果往往偏小，而 6、7 月份时 Hargreaves-Samani 公式和 PSO-LSSVM 的计算结果均呈现偏大趋势，全年其他月份 FAO Penman-Monteith 法、Hargreaves-Samani 公式、PSO-LSSVM 模型三者差距不大，拟合精度都很高。

4 结论

a. 以新疆额尔齐斯河流域哈巴河气象站 1986—2013 年的气象资料为基础构建 PSO-LSSVM 模型，研究不同气象因子组合方案作为模型输入条件时的模拟效果。结果表明基于粒子群优化算法与最小二乘支持向量机的 ET_0 预测模型 (PSO-LSSVM) 能够很好地反映不同气象因子同 ET_0 之间的非线性关系，且随着气象因子输入的减少模型模拟精度也有所降低，其中方案 1 精度最高 (R 为 13.52%， R^2 为 0.981， D_y 为 0.980，样本中相对误差

落在 20% 误差范围线内的合格率为 83.33%) ,其次为方案 2 和方案 6, 也具有很高的精度和实用性。各气象因子中, 温度条件对 ET_0 的模拟精度有很大的影响, 而相对湿度影响不大, 平均风速和日照时数影响程度居中。

b. 当仅基于温度条件进行 ET_0 的模拟计算时, 温度较低的情况下采用 Hargreaves-Samani 公式计算结果会出现偏小的情况, 需要进行修正, 此时采用 PSO-LSSVM 模型模拟结果更为精确, 而当温度较高时两者拟合精度相差不大; 当仅基于辐射资料进行 ET_0 的模拟计算时, 运用 Priestley-Taylor 公式的计算结果会出现偏小的情况, 采用 PSO-LSSVM 模型模拟结果要优于 Priestley-Taylor 公式。当缺乏气象数据而无法采用已有的公式进行计算时, 采用 PSO-LSSVM 模型也可以得到较为精确的 ET_0 计算结果。

c. 基于多因子量化指标的 ET_0 预测模型, 体现了不同气象因子对 ET_0 影响的相对程度, 实现了精度和实用性的统一, 可为缺资料地区 ET_0 的预测研究提供了一种新的观点和途径。

参考文献:

[1] 康绍忠. 新的农业科技革命与 21 世纪我国节水农业的发展[J]. 干旱地区农业研究, 1998, 16(1): 11-17. (KANG Shaozhong. New agricultural sci-technological revolution and development of Chinese water-saving agriculture in 21st century [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 1998, 16(1): 11-17. (in Chinese))

[2] 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. (LIU Xiaoying, LIN Erda, LIU Peijun. Comparative study on Priestley-Taylor and Penman methods in calculating reference crop evapotranspiration [J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(1): 32-36. (in Chinese))

[3] 彭世彰, 徐俊增. 参考作物蒸发蒸腾量计算方法的应用比较[J]. 灌溉排水学报, 2004, 23(6): 5-9. (PENG Shizhang, XU Junzeng. Comparison of reference crop evapotranspiration computing methods [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2004, 23(6): 5-9. (in Chinese))

[4] 毛飞, 张光智, 徐祥德. 参考作物蒸散量的多种计算方法及其结果的比较[J]. 应用气象学报, 2000, 11(增刊 1): 128-136. (MAO Fei, ZHANG Guangzhi, XU Xiangde. Several methods of calculating the reference evapotranspiration and comparison of the results [J]. Quarterly Journal of Applied Meteorology, 2000, 11(sup1): 128-136. (in Chinese))

[5] 王玉宝, 汪志农, 尚虎君, 等. 参考蒸发蒸腾量测定仪器的研究与开发[J]. 灌溉排水学报, 2004, 23(3): 61-64. (WANG Yubao, WANG Zhihong, SHANG Hujun. et al. Developing an instrument to measure crop evapotranspiration [J]. Journal of Irrigation and Drainage,

2004, 23(3): 61-64. (in Chinese))

[6] 王文圣, 丁晶, 刘国东. 人工神经网络非线性时序模型在水文预报中的应用[J]. 四川水力发电, 2000, 19(增刊 1): 8-10. (WANG Wensheng, DING Jing, LIU Guodong. Application of artificial neural network model with nonlinear time series in hydrologic forecast [J]. Sichuan Water Power, 2000, 19(sup1): 8-10. (in Chinese))

[7] 廖杰, 王文圣, 李跃清, 等. 支持向量机及其在径流预测中的应用[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2006, 38(6): 24-28. (LIAO Jie, WANG Wensheng, LI Yueqing, et al. Support vector machine method and its application to prediction of runoff [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2006, 38(6): 24-28. (in Chinese))

[8] 慕春棣, 戴剑彬, 叶俊. 用于数据挖掘的贝叶斯网络[J]. 软件学报, 2000, 11(5): 660-666. (MU Chundi, DAI Jianbin, YE Jun. Bayesian network for data mining [J]. Journal of Software, 2000, 11(5): 660-666. (in Chinese))

[9] 徐俊增, 彭世彰, 张瑞美, 等. 基于气象预报的参考作物蒸腾蒸发量的神经网络预测模型[J]. 水利学报, 2006, 37(3): 376-379. (XU Junzeng, PENG Shizhang, ZHANG Ruimei, et al. Neural network model for reference crop evapotranspiration prediction based on weather forecast [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2006, 37(3): 376-379. (in Chinese))

[10] 侯志强, 杨培岭, 苏艳平, 等. 基于最小二乘支持向量机的 ET_0 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_0 based on LS-SVM method [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2011, 42(6): 743-749. (in Chinese))

[11] 李定枝. 额尔齐斯河流域水文特性[J]. 水文, 1999(3): 54-57. (LI Dingzhi. Hydrological characteristics on Irtysh Basin [J]. Journal of China Hydrology, 1999(3): 54-57. (in Chinese))

[12] 廖显琴, 李毅. 参考作物腾发量计算方法的适用性研究[J]. 灌溉排水学报, 2009, 28(6): 14-17. (LIAO Xianqin, LI Yi. Adaptability research of different reference crop evapotranspiration estimated methods in Shaanxi [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2009, 28(6): 14-17. (in Chinese))

[13] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.

[14] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE Trans Neural Network, 1999, 10(5): 988-999.

[15] SUYKENS J A K, GESTEL T V, BRABANTER J D, et al. Least squares support vector machines [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co., 2002.

[16] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]// Proceeding of IEEE international conference on neural networks. Piscataway: IEEE CS, 1995: 1942-1948.

(收稿日期: 2016-02-22 编辑: 徐娟)