

基于常规气象资料估算南方地区日辐射总量方法比较

向友珍^{1,2} 吴立峰³ 张富仓^{1,2} 范军亮^{1,2} 鲁向晖³ 王英文³

(1. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100;

3. 南昌工程学院鄱阳湖流域水工程安全与资源高效利用国家地方联合工程实验室, 南昌 330099)

摘要: 日地表总辐射量(R_s)是作物生长模型和参考作物蒸发蒸腾量估算的重要基础数据,但我国只有约 1/20 的气象站能够直接观测 R_s 。由于气温资料很容易获得,使用基于基本气象资料的经验模型是估算 R_s 的常用方法。以 1982—2014 年南方 20 个气象站的气象资料为基础,对 Bristow - Campbell (B - C)方法和 Hargreaves (Harg)方法各 6 种不同形式重新进行了参数率定,并对以上方法和支持向量机 15 种参数输入形式进行了适用性评价,结果表明:支持向量机模型整体好于 B - C 方法和 Harg 方法。其中,以最高温度(T_{\max})、最低温度(T_{\min})、相对湿度(RH)和降水量(P)为输入变量的支持向量机模型精度最高,其 20 站平均 R^2 达到 0.80、RMSE 平均为 3.20 MJ/($m^2 \cdot d$),且在包含降雨量资料后,不存在 R_s 为负或大于地外总辐射量(R_a)的问题。仅有温度资料时,支持向量机模型的 20 站平均 R^2 为 0.74, RMSE 为 3.72 MJ/($m^2 \cdot d$)。不同输入变量对支持向量机模型预报 R_s 的精度影响不同,输入变量为 T_{\max} 和 T_{\min} 优于输入变量为 ΔT ;而除温度资料外,当拥有相对湿度和降水量资料时,模型优劣依次表现为 $RH + P$ 、 RH 、 P 。经验模型中 B - C 方法的 M1 和 M3 以及 Harg 方法的 M10 和 M12 模型精度较好,其 R^2 为 0.69 ~ 0.70、RMSE 在 4.00 MJ/($m^2 \cdot d$)左右,但 M10 和 M12 模型对气象资料要求更高,除日温度差外,需要降水量资料,同时还存在有降水时日 R_s 严重高估或负值问题。

关键词: 地表总辐射; 温度; 模型; 支持向量机; 估算方法

中图分类号: P422.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)10-0181-12

Comparison of Total Radiation Estimation Methods in South Area Based on Conventional Meteorological Data

Xiang Youzhen^{1,2} Wu Lifeng³ Zhang Fucang^{1,2} Fan Junliang^{1,2} Lu Xianghui³ Wang Jiawen³

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. State-province United Engineering Laboratory on Water Engineering Safety and Resources Efficient Utilization of Poyang Lake Basin, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China)

Abstract: Global solar radiation (R_s) is an important elementary datum for crop modeling and reference evapotranspiration (ET_o) estimation, but only 1/20 of Chinese weather stations can observe it directly. It is a common method for estimating R_s to use empirical model based on temperature data, which are easy to get. Based on the temperatures of 20 weather stations in south of China from 1982 to 2014, parameters of six different forms of Bristow - Campbell (B - C) and Hargreaves (Harg) methods were calibrated, and the applicability of above-mentioned methods and fifteen support vector machine (SVM) parameter

收稿日期: 2016-05-25 修回日期: 2016-06-23

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2011AA100504)、国家自然科学基金项目(51509208)和江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ151123)

作者简介: 向友珍(1973—),女,讲师,博士生,主要从事节水灌溉理论与技术研究,E-mail: youzhenxiang@nwsuaf.edu.cn

通信作者: 张富仓(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事节水灌溉理论与技术研究,E-mail: zhangfc@nwsuaf.edu.cn

input forms were evaluated. The results showed that SVM model was better than B-C method and Harg method as a whole. The SVM model with maximum temperature (T_{\max}), minimum temperature (T_{\min}), relative humidity (RH) and precipitation (P) as input variables had the highest precision. On average, R^2 and RMSE from the twenty weather stations were 0.80 and 3.20 MJ/($\text{m}^2 \cdot \text{d}$), respectively, even when it included precipitation data, R_s was not negative and even greater than the extraterrestrial total radiation (R_a). R^2 from the twenty weather stations was 0.74 on average, and RMSE was 3.72 MJ/($\text{m}^2 \cdot \text{d}$) when based on temperature data. Different input variables had different influences on the SVM model forecasted R_s , the input variables of T_{\max} and T_{\min} were superior to ΔT . In addition to temperature data, when the model had the relative humidity and rainfall data, it was showed that $RH + P > RH > P$. Among the empirical models, the B-C model's M1 and M3, and the Harg models' M10 and M12 were preferable, their R^2 were 0.69~0.70, RMSE was about 4.0 MJ/($\text{m}^2 \cdot \text{d}$). While the M10 and M12 had higher request to the meteorological data, which needed the data of daily temperature and precipitation. There existed the daily R_s overestimation or negative problems when it rained.

Key words: global solar radiation; temperature; model; support vector machine; estimation method

引言

到达地球表面的太阳辐射量,即地表总辐射量(R_s)是地球-大气系统能量平衡的关键因素^[1]。准确估算 R_s 对于作物系统模型^[2-3]和蒸发蒸腾量估算^[4]等领域都有重要意义。然而,由于建设和维护成本很高,辐射量观测受到很大限制,其数据并不像常规日照时数、气温等气象数据那样容易获得^[1]。我国建设了2000多个气象站,然而能观测辐射量的气象站仅为100多个,尚在运行且连续观测30a以上的站点仅为50多个。

为了解决 R_s 观测资料不足的问题,许多学者建立了多种估算 R_s 的替代方法,如经验模型^[1,5-7]、卫星图像^[8-9]、随机天气模型^[10-11]、机器学习^[12-14]等方法。其中,基于日照时数的 Ångström - Prescott 法是国内外应用最广泛且精度较高的方法^[15],但该方法也会受到日照资料不足的限制^[1]。为了解决日照资料不足的限制,HARGREAVES^[16]提出了采用日最高、最低温度差作为自变量来建立与 R_s 回归关系的经验模型(Harg模型),ALLEN等^[17]在FAO 56中推荐了一种用于参考作物蒸发蒸腾量估算的改进Harg模型。BRISTOW等^[18]采用当日最高和近2日最低温度平均值的差作为自变量建立了具有一定物理意义的经验模型(B-C模型),该模型可以解释美国3个地区70%~90%的辐射变化。LIU等^[1]详细对比了Harg模型和B-C模型多种改进形式在我国北方地区的适用性,发现在计算温度差时使用单日最低温度比使用2日最低温度平均值精度更高,Harg模型在我国应用需要重新率定参数。

随着信息技术和统计理论的发展,机器学习算

法在解决非线性问题方面得到了大量的应用。其中支持向量机(Support vector machines, SVM)是VAPNIK在发展统计学习理论上提出的一种新型机器学习算法,其主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面,使得两类样本(或者多个分类样本)之间的隔离边缘被最大化,该方法是结构风险最小化的近似实现^[19]。与常规人工神经网络方法相比,支持向量机不容易出现陷入局部最优问题,并且提高了泛化能力^[20]。目前,支持向量机已经被成功应用于土壤水分参数预测^[21]、辐射估算^[12-13]、蒸发蒸腾量估算^[20]等领域。CHEN等^[12]研究了日照时数、相对湿度、日温度差、水汽压为输入变量的支持向量机预测 R_s 精度,发现输入变量为日照时数和日温度差的支持向量机预测精度最高。然而该方法也容易受到日照资料不足的限制^[5]。此外,许多研究表明引入降水资料有助于提高 R_s 模型的预测精度^[22-24],但也会产生 R_s 严重高估或为负值的问题,而关于支持向量机 R_s 预测能否改进高估和负值的问题还未见报道。因此,本文尝试以我国南方地区20个辐射站的温度、相对湿度和降水量资料为基础,采用Harg模型和B-C模型各6种不同形式以及支持向量机15种参数输入形式,对南方地区辐射模型适用性进行评价,探寻适宜南方各地区的基于温度资料的辐射估算方法,以期为南方地区气象资料不足情况下 R_s 的准确预测提供理论基础和技术支持。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

选取我国南方地区总辐射资料比较完整的20个气象站,这些站点分别位于四川、湖北、安徽、江

苏、云南、贵州、广西、广东、江西、浙江、福建和海南等 12 个省级行政区。由于长沙站和重庆站曾经进行迁站,可能会给研究结果的精度带来一定影响,故重庆和湖南并未作为研究对象,具体分布如图 1 所示。该区域气候差异明显,具体情况如表 1 所示。气象数据来自中国气象数据共享服务网,包括日总辐射量、日最高气温、日最低气温、日平均相对湿度和日降水量资料,自然景观包括盆地、高原、山峰、丘陵和平原。

1.2 经验模型

基于温度的 12 个经验模型 (M1、M2、…、M12) 如表 2 所示。

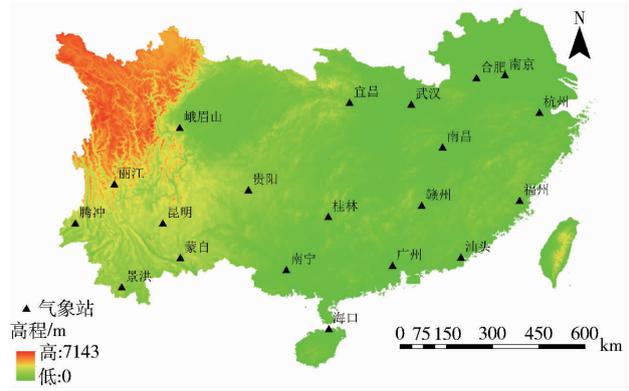


图 1 研究区和站点概况

Fig. 1 General situation of research area and weather stations

表 1 南方 20 个气象站概况

Tab. 1 Summary of twenty meteorological stations in south of China

站号	站名	纬度/ (°)	经度/ (°)	高程/m	数据缺失 率/%	日温度差/ ℃	总辐射 R_s / ($\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$)	相对湿度/ %	平均降水 量/mm
1	峨眉山	29.52	103.20	3 048.6	6.4	8.4	16.8	80.0	1 670
2	丽江	26.87	100.13	2 394.4	13.7	11.7	17.5	60.5	980
3	腾冲	25.02	98.30	1 648.7	9.6	11.2	16.3	73.8	1 532
4	昆明	25.02	102.41	1 896.8	10.8	10.4	16.7	67.1	979
5	景洪	22.00	100.48	553.6	10.9	12.1	16.3	77.9	1 181
6	蒙自	23.38	103.23	1 301.7	14.3	9.6	17.0	68.1	1 512
7	宜昌	30.70	111.18	134.3	12.6	10.3	15.5	70.2	1 161
8	武汉	30.62	114.08	27.0	10.6	9.0	15.3	69.9	1 316
9	贵阳	26.58	106.43	1 074.3	21.1	9.8	15.8	71.7	1 073
10	桂林	25.32	110.18	166.2	12.7	9.0	15.6	69.5	1 888
11	赣州	25.85	114.57	124.7	16.0	9.7	15.9	69.6	1 446
12	南京	32.00	118.48	12.5	11.1	9.7	15.2	69.6	1 091
13	合肥	31.87	117.14	36.5	8.9	9.5	15.7	69.1	1 001
14	杭州	30.23	120.10	43.2	12.4	9.4	15.6	68.6	1 438
15	南昌	28.60	115.55	45.7	13.0	8.2	15.8	70.2	1 614
16	福州	26.08	119.17	85.4	14.2	9.2	15.9	69.7	1 392
17	广州	23.02	113.20	4.2	11.2	8.4	13.9	71.3	1 801
18	汕头	23.40	116.41	7.3	11.9	7.3	16.7	74.4	1 618
19	南宁	22.82	108.21	73.7	14.5	9.4	15.7	76.5	1 290
20	海口	20.03	110.21	18.0	13.5	7.1	17.0	80.2	1 656

注:数据起止年份为 1982—2014 年。日温度差、总辐射量、相对湿度和降水量为 33 a 平均值。

1.3 支持向量机

支持向量机 (SVM) 是由 VAPNIK 课题组^[33]提出的一种数据分类方法。其后 VAPNIK^[34]提出了 ϵ 不敏感函数 (ϵ -SVR) 使支持向量机能够解决回归问题。该方法的思想为:首先假定一线性问题,其数据集可表示为

$$G = \{ (x_i, d_i) \}_i^n \quad (1)$$

式中 x_i ——输入向量

d_i ——目标值 n ——数据量

可以表示为函数关系

$$f(x) = w\varphi(x) + b \quad (2)$$

其中 $\varphi(x)$ 为向量空间 x 的高维超平面, w 和 b 通过

结构风险最小化来确定,参照文献[34],其计算式为

$$R_{SVMs}(C) = C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(d_i, y_i) + \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3)$$

式中 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ ——置信风险项

C ——罚参数,用于平衡经验风险与置信风险的重要性, C 越大经验风险项所起作用越大

$C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(d_i, y_i)$ 为经验风险,可以看作是考

虑误差的目标样本与预测值的算术平均值,其计算

表2 基于温度的经验模型

Tab.2 Temperature-based empirical models

模型编号	模型	参数	来源
M1	$R_s = a(1 - \exp(-b\Delta T^c))R_a$	a, b, c	文献[18]
M2	$R_s = 0.75(1 - \exp(-b\Delta T^2))R_a$	b	文献[25]
M3	$R_s = a \left(1 - \exp \left(-b \frac{\Delta T^c}{R_a} \right) \right) R_a$	a, b, c	文献[26]
M4	$R_s = 0.75 \left(1 - \exp \left(-b \frac{\Delta T^2}{R_a} \right) \right) R_a$	b	文献[27]
M5	$R_s = a(1 - \exp(-bf(T_{avg})\Delta T^c))R_a$ $f(T_{avg}) = 0.017 \exp(\exp(-0.053T_{avg}\Delta T^c))R_a$	a, b, c	文献[28]
M6	$R_s = 0.75(1 - \exp(-bf(T_{avg})\Delta T^2))R_a$ $f(T_{avg}) = 0.017 \exp(\exp(-0.053T_{avg}\Delta T^2))R_a$	b	文献[27]
M7	$R_s = a \sqrt{\Delta TR_a}$	a	文献[16]
M8	$R_s = a(1 + 2.7 \times 10^{-5}h) \sqrt{\Delta TR_a}$	a	文献[29]
M9	$R_s = (a \sqrt{\Delta T} + b)R_a$	a, b	文献[30]
M10	$R_s = a\Delta T^b(1 + cP + dP^2)R_a$	a, b, c, d	文献[31]
M11	$R_s = a \sqrt{\Delta TR_a} + b$	a, b	文献[32]
M12	$R_s = a \sqrt{\Delta TR_a} + bT_{max} + cP + dP^2 + e$	a, b, c, d, e	文献[32]

注： R_s 为地表总辐射，MJ/(m²·d)； ΔT 为日温度差，℃； R_a 为地外总辐射，MJ/(m²·d)； P 为降水量，mm； T_{max} 为日最高温度，℃； T_{avg} 为日平均气温； h 为高程，m；下同。

式为

$$L\mathcal{E}(d_i, y_i) = \begin{cases} |d - y| - \varepsilon & (|d - y| > \varepsilon) \\ 0 & (|d - y| \leq \varepsilon) \end{cases} \quad (4)$$

式中 ε ——训练样本的可接受误差

为了确定 w 和 b ，对于线性不可分问题，通过引入正的松弛变量允许一定程度的分类错误，式(2)可以转换为原始式(3)加入松弛因子(ζ_i 和 ζ_i^*)的形式

$$\min R_{SVMs}(w, \zeta^{(*)}) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i, \zeta_i^*) \quad (5)$$

约束条件为

$$\begin{cases} d_i - w\varphi(x_i) - b_i \leq \varepsilon + \zeta_i & (\zeta_i \geq 0) \\ w\varphi(x_i) + b_i - d_i \leq \varepsilon + \zeta_i^* & (\zeta_i^* \geq 0) \end{cases} \quad (6)$$

可见，该问题转换为了凸二次规划问题，全局有唯一的最小值。

最后，通过引入拉格朗日乘子并利用目标函数和约束条件，式(3)的决策函数可以写为

$$f(x, a_i, a_i^*) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*)K(x_i, x) + b \quad (7)$$

该函数满足 Mercer 定理， $K(x_i, x)$ 被称为核函数，使用径向基函数作为核函数(Radial basis function, RBF)^[34]

$$K(x, x_i) = e^{-\gamma \|x_i - x\|^2} \quad (\gamma > 0) \quad (8)$$

式中，当输入为1个变量时， γ 取1，当输入变量为 N 个时， γ 取 $1/N$ ^[34]。表3为支持向量机15种参数输入形式。

表3 支持向量机输入变量形式

Tab.3 Support vector machine with different input attributes

模型编号	输入参数
S1	ΔT
S2	$1/\exp(\Delta T)$
S3	$\lg \Delta T$
S4	$\Delta T/2$
S5	ΔT^2
S6	T_{max}, T_{min}
S7	$T_{avg}, \Delta T$
S8	$T_{max}, T_{min}, \Delta T$
S9	$T_{max}, T_{min}, T_{avg}$
S10	$RH, \Delta T$
S11	$P, \Delta T$
S12	$RH, P, \Delta T$
S13	RH, T_{max}, T_{min}
S14	P, T_{max}, T_{min}
S15	RH, P, T_{max}, T_{min}

注： T_{min} 为日最低温度，℃； RH 为相对湿度；下同。

1.4 数据处理与统计方法

选取20个气象站的每日气象资料(包括总辐射量、20:00—20:00降水量、平均气温、最高气温、最低气温和相对湿度)，数据来源于中国气象科学数据共享服务网地面观测数据中的日值数据集。尽管数据集数据已经经过严格的质量控制，为了比较不同 R_s 估算法的精度，还是对气象资料进行了如下处理：①当每日气象资料有一项及以上数据缺失，则删除该日全部数据。②当地表总辐射(R_s)大于地外总辐射(R_a)时，则删除该日全部数据。数据长度

均为 33 a, 前 30 a 数据用于参数率定, 后 3 a 数据用于模型验证。

使用 R_s 估算方法常用的 3 个评价指标: 决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和归一化均方根误差 (nRMSE), 其中 R^2 和 RMSE 用于模型参数率定和验证, nRMSE 用于筛选出各站精度最高的模型, 各计算式为

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (C_i - \bar{C})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (C_i - \bar{C})^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2}} \right]^2 \quad (9)$$

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (C_i - P_i)^2} \quad (10)$$

$$n_{\text{RMSE}} = \frac{R_{\text{RMSE}}}{\bar{C}} \quad (11)$$

式中 C_i ——观测值 P_i ——预测值
 \bar{C} ——观测值平均值
 \bar{P} ——预测值平均值

2 结果与分析

2.1 经验辐射模型参数取值

基于温度资料的各个辐射模型在我国南方地区参数值如表 4 所示。尽管 B-C 系列模型为经验模型, 但其参数具有一定的物理意义, 如 M1、M3 和 M5 模型中, 参数 a 可以看作完全晴空下的 R_s 的衰减比例, b 和 c 可以看作 R_s 衰减幅度的调整系数。M1 模型率定后参数 a 值介于 0.52 ~ 0.83 之间, 其平均值为 0.61, 低于 M2 模型 (M1 模型简化版) 的 0.75, 其变异系数 (CV) 为 13.4%, 在 3 个参数中 CV 值最小。率定后参数 c 值介于 1.28 ~ 3.04 之间, CV 值为 16.8%, 其平均值为 2.21, 比 M2 模型相对应默认值 (2.00) 高 10%。参数 b 变化最剧烈, CV 值为 0.739。参数 b 与 c 存在极显著线性负相关关系 ($P < 0.01$), R^2 为 0.60。M2 模型中, 有 3 个站参数 a 与其他站差别较大, 分别是峨眉山、汕头和海口站, 由于汕头和海口站模型验证的实测值与预测值的 R^2 分别仅为 0.58 和 0.55, 模型精度不高是造成 a 值变化较大的原因, 而峨眉山站日平均温度差较小 (8.4°C), 造成 ΔT^2 项相比其他站变化速率较慢, 因此参数 a 变化更剧烈。

M3 模型结构上与 M1 模型类似, 由于自然对数项为负值, 其指数项除以 R_s 后, 该项比 M1 有所下降, 故 a 值与 M1 模型相比略有降低, 除峨眉山、腾冲和贵阳站外, 与 M1 模型参数 a 相差不大, 平均值为 0.58, CV 值为 12.4%, 但参数 b 和 c 的 CV

值相比 M1 模型相应参数更大, 其中 c 值介于 1.23 ~ 3.40 之间, 均值为 2.48, 比 M4 模型相对应默认参数 (2.00) 高 24%。M4 模型参数 a 不如 M2 模型的参数 a 变化剧烈, 其值介于 0.32 ~ 0.77 之间, CV 值为 26.3%, 与 M2 模型相似, 峨眉山、汕头和海口站的参数 a 与其他站差异较大。M5 和 M6 模型参数随站点变化规律与 M1 和 M2 模型相似。

M7 模型参数 a 值介于 0.12 ~ 0.17 之间, 平均值为 0.15, CV 值为 8.5%, 其中 3 个沿海站中汕头和海口站参数 a 分别排第 1 和第 2, 福州站略低于平均值。M8 模型是 M7 模型中增加了高程修正项, 其高程修正采用了线性函数。由于本文中大多数站点海拔高度低于 1 000 m, 因此大多数修正项对参数 a 的影响均在 5% 以内, 两模型在精度上基本相同。因此, 该模型的默认参数 (2.7×10^{-5}) 可能需要进一步修正。

M9 模型参数 a 值介于 0.16 ~ 0.32 之间, 均值为 0.24, CV 值为 13.0%, 其中热带雨林区的景洪站和腾冲站 a 值最小和次小, 而峨眉山站最高, 华中地区各站差异在 0.02 以内, 可见气候条件对该模型参数影响较大。参数 b 值介于 -0.41 ~ -0.06 之间, 均值为 -0.31, CV 值为 26.6%, 其趋势与参数 a 呈现显著负相关关系 ($R^2 = 0.86$), 峨眉山站的参数 b 值最小, 景洪站最大。

M10 模型参数增至 4 个, 其中参数 a 值介于 0.05 ~ 0.16 之间, 均值为 0.09, 变异系数 32.0%; 参数 b 值介于 0.46 ~ 0.98 之间, 均值为 0.78, 变异系数在 4 个参数中最小为 16.2%, 参数 c 各站均为负值, 其乘以降水量后绝对值大于参数 d 乘以降水量的平方项, 对模型结果影响大于后者, 考虑到参数 a 、 ΔT^b 和 R_s 均为正数, 当降水量较大时 (100 mm 及以上), 武汉和南昌站会出现 R_s 为负的情况, 这会给模型带来不确定性。

M11 模型在 M7 模型基础上增加了常数项来修正整体偏移情况, 这种改进能够在一定程度上修正模型整体低估或者高估的情况。与 M7 模型相比, M11 模型参数 a 值变化范围为 0.5% ~ 8.5%, 相应参数 b 值介于 -8.38 ~ -0.53 之间, 平均值为 -5.22。假定 ΔT 为定值时, M11 与 M7 模型相比, 曲线斜率更大, 而与 y 轴截距更小, 结合 M11 与 M7 模型 RMSE 箱线图 (图 3b) 整体降低可以看出, 改进后的模型对于 R_s 较大时的模拟精度会有所提高。

M12 模型需要日温度差、日最高气温和降水量资料, 该模型可以分解成日温度差项、日最高气温项、降水量项和常数项组成, 且参数也最多, 增至

5个,参数 a 值介于0.06~0.18之间,均值为0.16,与M9模型相似,其在峨眉山站最高,景洪站最小。参数 b 值用来调节最高气温对 R_s 的影响,其变化非常剧烈,最小的杭州站仅为0.02,最大的景洪站达到0.556,可以看出日温度差和日最高气温2项中,景洪站 R_s 与其他站存在一定差异,其日最高温度项

对 R_s 贡献更大。降水量项中参数 c 为负值, d 为正值,即当降水量很小时, $cP + dP^2$ 会呈现负值,而降水量足够大时, $cP + dP^2$ 反而会变成正值,这可能会给模型带来一定的不确定性,但由于该模型为加法形式,不会出现M11模型在某些降水量较大情况下 R_s 为负的问题。

表4 基于温度资料的辐射模型参数值

Tab.4 Parameters of radiation model based on temperature data

站名	M1			M2		M3			M4
	a	b	c	b	a	b	c	b	
峨眉山	0.83	0.023	1.78	0.018	0.77	0.73	1.90	0.64	
丽江	0.73	0.013	1.95	0.011	0.71	0.49	1.97	0.41	
腾冲	0.76	0.052	1.28	0.011	0.71	2.36	1.23	0.39	
昆明	0.69	0.011	2.08	0.011	0.66	0.36	2.20	0.40	
景洪	0.57	0.013	2.17	0.009	0.56	0.42	2.25	0.33	
蒙自	0.65	0.020	1.94	0.013	0.63	0.64	2.01	0.45	
宜昌	0.58	0.007	2.33	0.009	0.55	0.11	2.81	0.32	
武汉	0.52	0.006	2.77	0.012	0.50	0.09	3.32	0.43	
贵阳	0.61	0.015	1.98	0.009	0.55	0.28	2.38	0.33	
桂林	0.59	0.018	2.00	0.011	0.56	0.43	2.27	0.41	
赣州	0.57	0.012	2.25	0.012	0.55	0.25	2.60	0.42	
南京	0.56	0.011	2.36	0.012	0.54	0.21	2.74	0.41	
合肥	0.56	0.009	2.43	0.012	0.54	0.15	2.91	0.42	
杭州	0.58	0.008	2.46	0.012	0.56	0.14	2.83	0.41	
南昌	0.55	0.004	3.04	0.015	0.54	0.08	3.40	0.55	
福州	0.59	0.009	2.41	0.012	0.57	0.18	2.71	0.42	
广州	0.55	0.008	2.47	0.012	0.53	0.23	2.62	0.40	
汕头	0.58	0.020	2.36	0.022	0.55	0.50	2.66	0.77	
南宁	0.58	0.016	2.15	0.013	0.55	0.31	2.54	0.46	
海口	0.54	0.040	2.04	0.020	0.53	0.97	2.29	0.70	
站名	M5			M6	M7	M8	M9		
	a	b	c	b	a	a	a	b	
峨眉山	0.536	0.877	2.434	1.031	0.164	0.151	0.319	-0.414	
丽江	0.732	0.786	1.950	0.666	0.160	0.151	0.269	-0.361	
腾冲	0.748	2.979	1.312	0.648	0.149	0.142	0.215	-0.213	
昆明	0.685	0.679	2.082	0.671	0.154	0.146	0.277	-0.392	
景洪	0.566	0.764	2.174	0.549	0.139	0.137	0.156	-0.058	
蒙自	0.646	1.161	1.947	0.748	0.157	0.152	0.243	-0.265	
宜昌	0.586	0.461	2.296	0.538	0.130	0.130	0.254	-0.368	
武汉	0.520	0.379	2.750	0.713	0.142	0.141	0.251	-0.312	
贵阳	0.581	0.776	2.057	0.549	0.125	0.121	0.243	-0.338	
桂林	0.593	1.051	1.999	0.666	0.135	0.135	0.248	-0.317	
赣州	0.571	0.732	2.249	0.682	0.142	0.142	0.242	-0.290	
南京	0.557	0.670	2.351	0.677	0.144	0.144	0.232	-0.264	
合肥	0.562	0.526	2.453	0.696	0.145	0.145	0.262	-0.342	
杭州	0.578	0.470	2.449	0.675	0.142	0.142	0.268	-0.366	
南昌	0.547	0.261	3.024	0.898	0.152	0.152	0.285	-0.362	
福州	0.587	0.504	2.410	0.705	0.144	0.144	0.279	-0.388	
广州	0.549	0.467	2.473	0.678	0.133	0.133	0.276	-0.396	
汕头	0.575	1.202	2.362	1.268	0.172	0.172	0.293	-0.314	
南宁	0.585	0.915	2.153	0.745	0.145	0.145	0.251	-0.304	
海口	0.542	2.339	2.050	1.153	0.168	0.168	0.247	-0.209	

续表 4

站名	M10				M11		M12				
	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>
峨眉山	0.077	0.890	-0.014	7.20×10^{-5}	0.217	-4.676	0.185	0.161	-0.288	1.5×10^{-3}	-2.295
丽江	0.089	0.752	-0.013	1.44×10^{-4}	0.186	-2.836	0.166	0.064	-0.394	4.7×10^{-3}	-1.082
腾冲	0.102	0.667	-0.011	9.22×10^{-5}	0.178	-3.104	0.128	0.245	-0.335	3.7×10^{-3}	-2.166
昆明	0.081	0.787	-0.020	1.76×10^{-4}	0.212	-6.214	0.169	0.199	-0.406	3.7×10^{-3}	-5.159
景洪	0.159	0.458	-0.010	6.86×10^{-5}	0.144	-0.534	0.064	0.556	-0.188	1.5×10^{-3}	-7.775
蒙自	0.117	0.646	-0.022	2.45×10^{-4}	0.185	-2.952	0.134	0.255	-0.410	4.4×10^{-3}	-3.236
宜昌	0.046	0.977	-0.015	8.88×10^{-5}	0.189	-5.837	0.165	0.086	-0.259	1.4×10^{-3}	-4.836
武汉	0.087	0.749	-0.019	7.28×10^{-5}	0.203	-5.785	0.158	0.140	-0.269	1.0×10^{-3}	-4.077
贵阳	0.049	0.948	-0.019	1.63×10^{-4}	0.194	-6.739	0.149	0.194	-0.269	1.9×10^{-3}	-5.915
桂林	0.067	0.853	-0.014	6.39×10^{-5}	0.200	-6.199	0.168	0.105	-0.200	9.4×10^{-4}	-4.948
赣州	0.085	0.760	-0.020	1.61×10^{-4}	0.208	-6.477	0.156	0.160	-0.290	2.3×10^{-3}	-4.730
南京	0.106	0.658	-0.024	1.51×10^{-4}	0.183	-3.879	0.165	0.041	-0.337	2.0×10^{-3}	-2.214
合肥	0.082	0.784	-0.028	1.86×10^{-4}	0.197	-5.048	0.183	0.019	-0.356	2.0×10^{-3}	-3.326
杭州	0.074	0.827	-0.024	1.70×10^{-4}	0.196	-5.282	0.178	0.020	-0.361	2.6×10^{-3}	-2.941
南昌	0.085	0.815	-0.020	9.58×10^{-5}	0.220	-6.255	0.167	0.149	-0.289	1.3×10^{-3}	-3.998
福州	0.062	0.916	-0.020	1.43×10^{-4}	0.209	-6.359	0.167	0.162	-0.295	1.8×10^{-3}	-5.625
广州	0.057	0.937	-0.015	8.29×10^{-5}	0.201	-6.423	0.168	0.122	-0.233	1.3×10^{-3}	-5.795
汕头	0.126	0.686	-0.017	9.11×10^{-5}	0.256	-7.414	0.178	0.305	-0.270	1.4×10^{-3}	-7.762
南宁	0.083	0.771	-0.012	5.93×10^{-5}	0.230	-8.377	0.165	0.267	-0.209	1.1×10^{-3}	-8.820
海口	0.124	0.680	-0.013	4.94×10^{-5}	0.212	-4.097	0.118	0.517	-0.233	9.3×10^{-4}	-9.752

2.2 经验辐射模型参数率定和验证

为了进一步评估不同经验辐射模型的精度,计算了验证结果的 nRMSE,各个站点 nRMSE 最小的经验辐射模型如图 2 所示。总体上看,各个站点 nRMSE 最小的模型中, R^2 介于 0.612 ~ 0.781 之间, RMSE 介于 2.785 ~ 4.582 MJ/(m²·d) 之间, nRMSE 介于 0.1 ~ 0.2 之间的站点有 4 个,小于 0.3 的站点有 12 个,大于 0.4 的站点有 2 个,分别是贵阳和杭州站,图 2i 和图 2n 表明,当 R_s 小于 10 MJ/(m²·d) 时, M1 和 M10 模型存在一定程度的高估,而在大于 10 MJ/(m²·d) 后,模型预测值相对实测值存在严重的低估。

对基于温度的经验辐射模型进行参数率定,实测值与模拟值决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 的箱线图如图 3 所示。总体上看, B - C 系列模型中, M1 和 M3 精度较高, Harg 模型中 M10 和 M12 模型精度较高, M5 和 M6 模型在个别站点 (峨眉山站) 模拟精度较差, 其 R^2 低于 0.4, RMSE 也在 6 MJ/(m²·d) 以上。从结构相似的模型比较可以看出, 与 M1 模型相比, M2 模型在固定 2 个参数后, R^2 平均下降 0.02, RMSE 平均上升 0.25 MJ/(m²·d)。与 M3 相比, M4 模型的 R^2 平均下降 0.04, RMSE 平均提高 0.35 MJ/(m²·d)。对比 M7 和 M8 模型可以看出, 增加高程信息后, 率定精度并无明显改善。与 M7 模型相比, M12 模型在增加降水量信息后, R^2 平均提高 0.08, RMSE 平均下降 0.8 MJ/(m²·d)。

基于温度的经验辐射模型验证实测值与预测值 R^2 和 RMSE 如图 4 所示。M5 和 M6 模型个别站点 (峨眉山站) R^2 和 RMSE 仍明显低于其他方法。和 M1 相比, 对于海口站, M2 方法 R^2 下降 0.04, 而箱线图中中位值相差不大, 说明对于 1/2 以上站点, 在参数减少 2 个后, R^2 变化不明显, RMSE 的箱线图上下四分位线和中位线增加在 0.2 MJ/(m²·d) 以内。和 M3 相比, M4 模型 R^2 箱线图上下四分位线下降 0.04 和 0.08, 说明模型存在过度简化问题。M7 和 M8 方法 R^2 和 RMSE 基本相同, 说明以高程的线性函数作为修正系数对精度无提高作用。与 M7 模型相比 M10 模型结构稍作变化且增加了 2 个参数和降水量资料后模型精度略有提高, 其 R^2 箱线图上四分位线和中位线提高在 0.02 以内, RMSE 箱线图上四分位线和中位线下降 0.2 MJ/(m²·d) 左右。与 M11 模型相比, M12 模型变化较大, 其增加了最高温度和降水量资料, 而参数也增加了 3 个, 但 R^2 整体提高了 0.05 以上, 除杭州站外, RMSE 整体下降了 0.5 MJ/(m²·d)。总体上看, B - C 系列模型中, M1 和 M3 模型好于其余 4 个模型, 而 Harg 系列模型中, M10 和 M12 好于其余 4 个模型, 而这 4 个模型中, M10 和 M12 只是在 RMSE 箱线图的上四分位线降低不足 0.2 MJ/(m²·d)。

2.3 支持向量机辐射模型

各个站点 nRMSE 最小的支持向量机辐射模型如图 5 所示。总体上看, 各个站点 nRMSE 最小的模

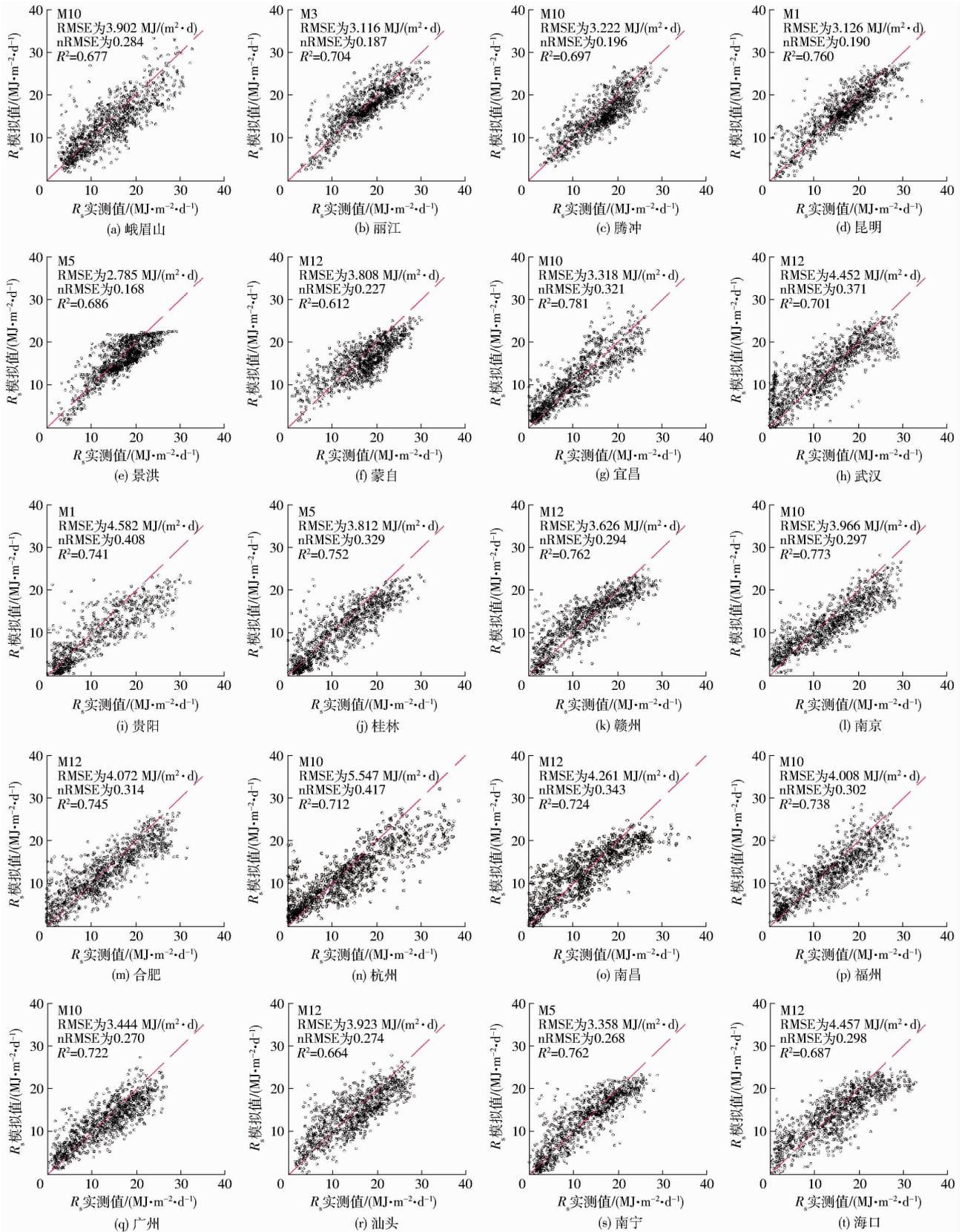
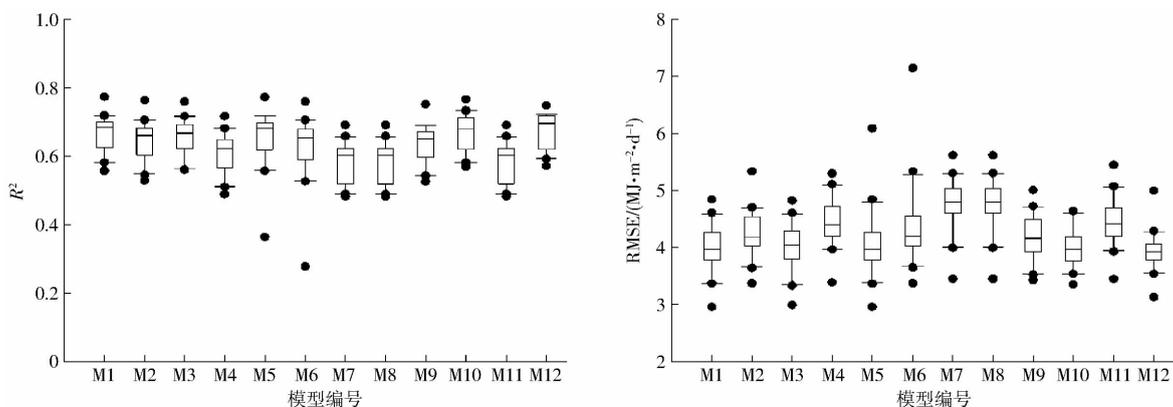
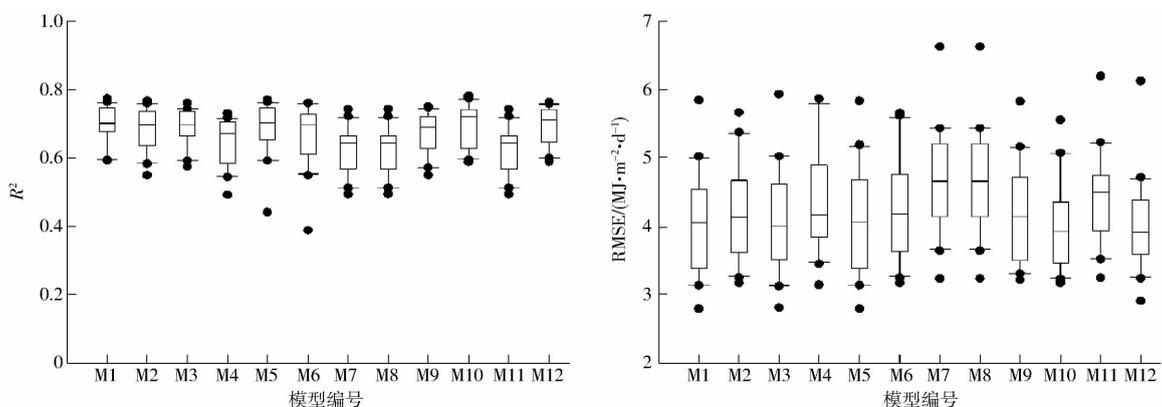


图2 各站最适宜经验模型的观测值与预测值散点图

Fig. 2 Scatter plot of predicted and measured R_s for the best empirical model of each site

型中, R^2 介于 0.686 ~ 0.876 之间, RMSE 介于 2.582 ~ 4.765 $\text{MJ}/(\text{m}^2\cdot\text{d})$ 之间, nRMSE 介于 0.1 ~ 0.2 之间的站点有 5 个, 小于 0.3 的站点有 16 个, 无大于 0.4 的站点, 精度最差的也是杭州和贵阳站, 贵阳站 R_s

存在整体高估是造成精度不佳的主要原因 (图 5i), 杭州站与其他站相比 30 $\text{MJ}/(\text{m}^2\cdot\text{d})$ 强辐射天气较多, 且模型 R_s 预测值与实测值相比存在严重低估 (图 5n)。

图3 经验温度模型率定的 R^2 和 RMSEFig. 3 R^2 and RMSE of calibration with empirical model图4 经验温度模型验证的 R^2 和 RMSEFig. 4 R^2 and RMSE of validation with empirical model

对比图2和图5可以看出,各站预测精度最高的经验辐射模型和支持向量机模型相比, R^2 低 0.027 ~ 0.125, RMSE 低 0.14 ~ 1.09 MJ/($\text{m}^2 \cdot \text{d}$), nRMSE 低 1.3% ~ 8.7%, 且在加入降水量资料后不存在经验模型的严重高估和负值问题,说明在该地区支持向量机模型总体上精度好于经验辐射模型。

南方20站基于支持向量机 R^2 验证结果的 R^2 和 RMSE 箱线图如图6所示。通过比较可以看出,与S1相比,S2类型精度更差,但S1与S3、S4和S5模型的 R^2 和 RMSE 几乎完全相同(图6)。以上说明支持向量机对输入变量的次数不敏感,这可以极大简化输入变量的形式组合,使应用者更关注于输入参数本身。S6 ~ S9的 R^2 和 RMSE 基本相同,并且S13、S14和S15的 R^2 分别略高于(RMSE略低于)S10、S11和S12,说明输入参数为 T_{\max} 、 T_{\min} 已经包含了两者相加或相减的情况(T_{avg} , ΔT)。总体上看,当气象资料包含相对湿度、降水量、最高温度和最低温度时,支持向量机模型 R^2 最高且 RMSE 最小;当缺少降水量时,模型 R^2 略有下降而 RMSE 略有上升,但要好于缺少相对湿度而包含降水量资料时的支持向量机模型;当仅有温度资料时,模型精度最差。

2.4 模型综合比较

尽管确定每个站最适宜的辐射估算模型可以获得更高的预测精度,但通常这一过程会耗费大量时间。有明确物理意义或者结构非常简单且计算方便的经验模型往往更容易被应用推广。因此有必要对不同种类模型进行比较。从表5可以看出,支持向量机模型的 RMSE 从小到大排在前14位,其中,S11 ~ S15模型精度较高,S1、S2 ~ S9与M1、M10等无明显差异($p > 0.05$),支持向量机模型S2精度最差,其中S15模型的预测值与实测值的 R^2 最高,其各站平均 R^2 达到0.8,但与S14、S12、S13和S10无明显差异($p > 0.05$),S15模型预测值与实测值的 RMSE 最低,各站平均 RMSE 为 3.2 MJ/($\text{m}^2 \cdot \text{d}$),但与S14、S12、S13、S10和S11模型无明显差异($p > 0.05$)。S15模型对气象资料要求较高,需要日最高温度、日最低温度、日平均相对湿度和日降水量资料。仅需温度资料的模型中,S6 ~ S9模型精度相同,其中S6模型形式仅需2个参数,其结构更简单,计算机运行效率更高。

3 讨论

HUNT等^[32]使用M11和M12模型对加拿大

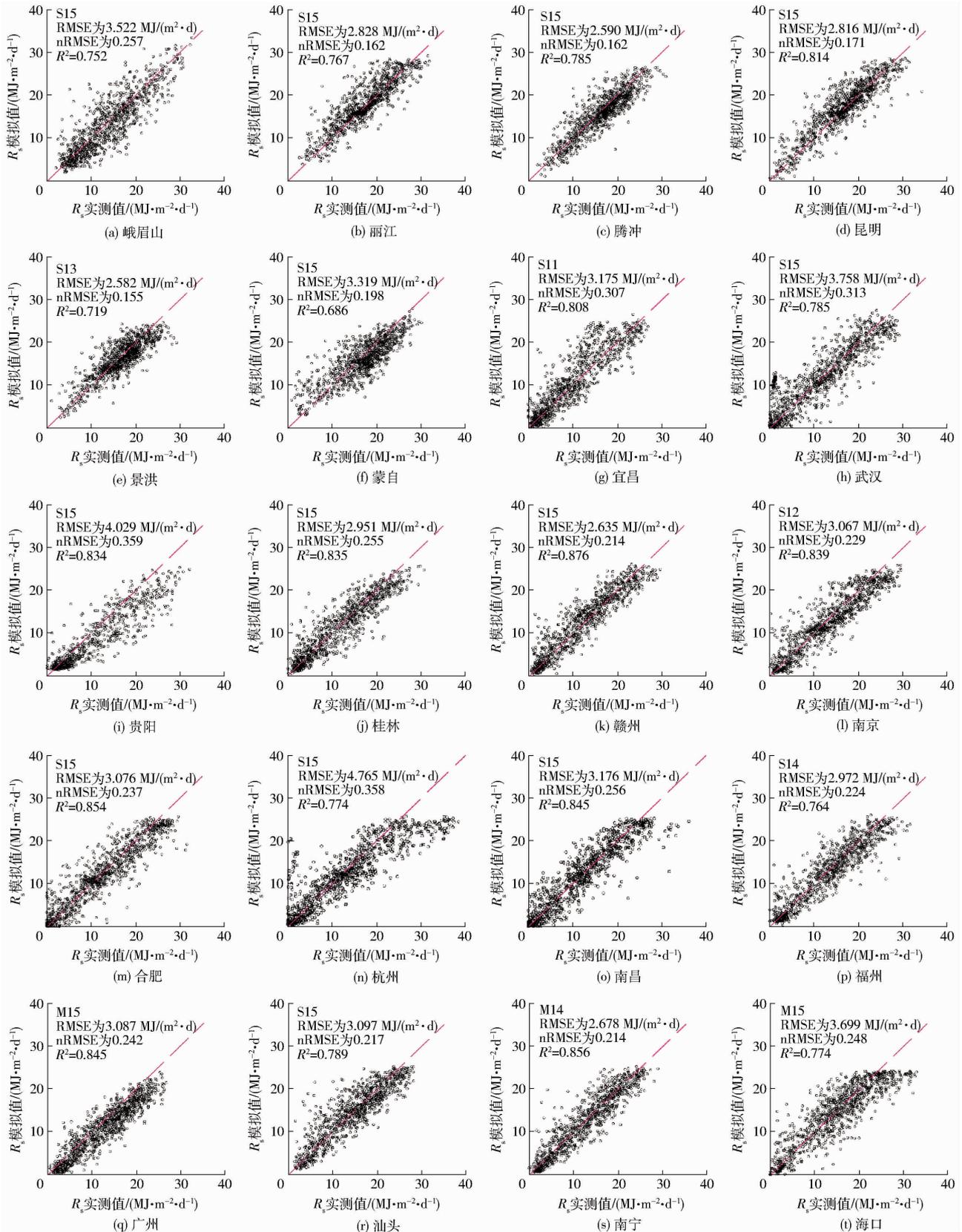


图5 各站最适宜支持向量机模型观测值与预测值的散点图

Fig. 5 Scatter plots of predicted and measured R_s for the best SVM model of each site

8个站点进行了精度评价,发现M12模型精度更高,LIU等^[1]在我国北方地区也得到了类似结论,但当某天降水量较大的, R_s 会偶尔出现严重超出实际的高估,如哈尔滨站某日降水量为121.2 mm,实测 R_s 为

17.4 $\text{MJ}/(\text{m}^2\cdot\text{d})$,M12模型预测值为53.8 $\text{MJ}/(\text{m}^2\cdot\text{d})$ 。ABRAHA等^[35]则发现M11和M12模型均存在预测值为负的情况。本研究中,有7个站M12模型的精度最高,未出现明显高估的问题,但存在负值,最低

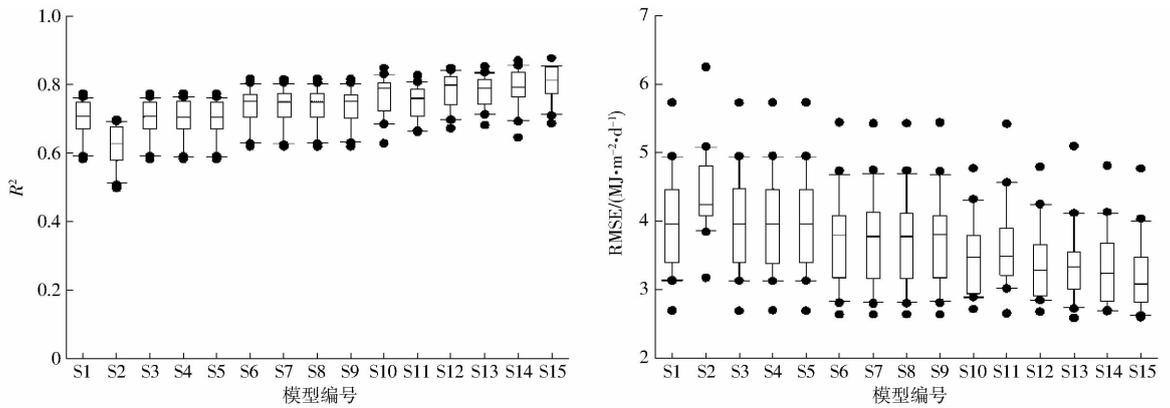


图 6 支持向量机模型验证的 R^2 和 RMSE

Fig. 6 R^2 and RMSE of validation with SVM model

表 5 南方地区不同辐射模型比较

Tab. 5 Comparison of different radiation models in south of China

模型编号	R^2	RMSE/(MJ·m ⁻² ·d ⁻¹)	模型编号	R^2	RMSE/(MJ·m ⁻² ·d ⁻¹)	模型编号	R^2	RMSE/(MJ·m ⁻² ·d ⁻¹)
S15	0.80	3.20	S7	0.73	3.72	M8	0.69	4.07
S14	0.79	3.32	S4	0.70	3.95	M11	0.68	4.19
S12	0.78	3.40	S3	0.70	3.96	M4	0.67	4.17
S13	0.78	3.41	S1	0.70	3.96	M7	0.67	4.28
S10	0.77	3.48	S5	0.70	3.96	M9	0.65	4.36
S11	0.75	3.64	M12	0.70	4.01	M2	0.62	4.41
S6	0.74	3.72	M3	0.70	4.01	M5	0.62	4.68
S8	0.74	3.72	M1	0.69	3.98	M6	0.62	4.68
S9	0.74	3.72	M10	0.69	4.00	S2	0.62	4.43

达到 $-10.9 \text{ MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ 。其他站可能存在更严重的低估和高估问题,但 M12 模型精度并非最高,也可能是由于验证数据年限较短,极端降雨天气并未被包含在验证所用数据中。

Harg 模型由于结构简单、便于计算和仅需气温资料被国内外广泛应用^[1]。FAO 56 将该方法确定为缺少日照资料时的替代方法,并推荐内陆地区参数取值 0.16,沿海地区取 0.19^[17]。本研究, M7 模型参数 a 值介于 0.12 ~ 0.17 之间,整体上低于 FAO 56 推荐值,若使用推荐值,误差最大的是贵阳站(0.12)。LIU 等^[1]发现在我国北方地区, M7 模型比 M1 模型精度更低,尽管加入降水量资料后 Harg 模型精度最高,但整体上 Harg 模型与 B - C 模型差异不大。M7 和 M8 模型相比 M1 和 M2 模型,精度更差。M10 和 M12 模型与 M5 模型相差不大,但好于其他 B - C 模型。从各站最优模型个数看, M10 和 M12 模型分别达到 6 个和 7 个,好于 M5 模型(3 个)。

ANTONANZAS-TORRES 等^[36]使用支持向量机对西班牙 14 个气象站进行了适用性评价,发现支持向量机方法与 B - C 模型等经验模型相比有显著提高。CHEN 等^[12]研究了日尺度下日照时数、最高最低气温、水汽压和相对湿度作为输入变量对支持向量机精度的影响,发现支持向量机模型比传统经验模型的精度更高,但相对湿度对辐射预测精度提高

无明显帮助。本研究结果显示,相比仅有温度资料,相对湿度和降水量均对 R_s 预测精度有提高作用,其作用表现优劣依次为降水量 + 相对湿度、相对湿度、降水量。相比经验模型,支持向量机方法的精度更高,且不存在负值和明显的高估问题。此外,本研究中,支持向量机使用了默认参数,这可能对结果造成一定影响,其精度能否进一步提高还有待进一步研究。

4 结论

(1) 支持向量机方法整体好于 B - C 模型和 Harg 模型,其中以 T_{\max} 、 T_{\min} 、 RH 和 P 为输入变量的支持向量机模型精度最高,其 20 站平均 R^2 达到 0.80、RMSE 为 $3.20 \text{ MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ 。仅有温度资料时,支持向量机模型的 20 站平均 R^2 为 0.74, RMSE 为 $3.72 \text{ MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ 。

(2) 不同输入变量对支持向量机的精度影响不同,输入变量为 T_{\max} 及 T_{\min} 时优于 ΔT 。而当拥有相对湿度和降水量资料时,优劣一次表现为 $RH + P$ 、 RH 、 P 。

(3) 经验模型中 M1、M3、M10 和 M12 模型精度更好,其 R^2 为 0.69 ~ 0.70、RMSE 在 $4.00 \text{ MJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ 左右,但 M10 和 M12 模型对气象资料要求更高,除日温度差外,还需要降水量资料。M1 和 M3 模型中,参数 a 和参数 c 与高程和经度存在显著相关关系。

参 考 文 献

- 1 LIU X, MEI X, LI Y, et al. Evaluation of temperature-based global solar radiation models in China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(9):1433 - 1446.
- 2 WANG J, WANG E, YIN H, et al. Differences between observed and calculated solar radiations and their impact on simulated crop yields[J]. *Field Crops Research*, 2015, 176:1 - 10.
- 3 武伟,范莉,李茂芬,等. 不同时间尺度太阳辐射数据对作物生长模型的影响[J]. *农业工程学报*,2012,28(3):123 - 128.
- 4 任鸿瑞,罗毅,谢贤群. 几种常用净辐射计算方法在黄淮海平原应用的评价[J]. *农业工程学报*,2006,22(5):140 - 146.
REN Hongrui, LUO Yi, XIE Xianqun. Evaluation of application of several net radiation calculation methods in Huanghuaihai Plain [J]. *Transactions of the CSAE*, 2006, 22(5):140 - 146. (in Chinese)
- 5 LIU X Y, MEI X R, LI Y Z, et al. Calibration of the Ångström - Prescott coefficients (a , b) under different time scales and their impacts in estimating global solar radiation in the Yellow River basin[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2005, 138(4): 2087 - 2096.
- 6 LIU J, LIU J, LINDERHOLM H W, et al. Observation and calculation of the solar radiation on the Tibetan Plateau[J]. *Energy Conversion and Management*, 2012, 57(2):23 - 32.
- 7 李曼曼,梅旭荣,钟秀丽,等. 云南省 Ångström - Prescott 辐射模型的参数化研究[J]. *农业工程学报*,2012,28(6):100 - 105.
LI Manman, MEI Xurong, ZHONG Xiuli, et al. Parameterization of Ångström - Prescott radiation model in Yunnan Province[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(6):100 - 105. (in Chinese)
- 8 MEFTI A, ADANE A, BOURUBI M Y. Satellite approach based on cloud cover classification: estimation of hourly global solar radiation from meteosat images[J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49(4):652 - 659.
- 9 TOVAR H F, BALDASANO J M. Solar radiation mapping from NOAA AVHRR data in Catalonia, Spain[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2001, 40(11):1821 - 1834.
- 10 GUENNI L. Spatial interpolation of stochastic weather model parameters [J]. *Journal of Environmental Management*, 1997, 49(1):31 - 42.
- 11 VERDIN A, RAJAGOPALAN B, KLEIBER W, et al. Coupled stochastic weather generation using spatial and generalized linear models[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2014, 29(2):347 - 356.
- 12 CHEN J L, LI G S. Evaluation of support vector machine for estimation of solar radiation from measured meteorological variables [J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2014, 115: 627 - 638.
- 13 CHEN J L, LI G S, WU S J. Assessing the potential of support vector machine for estimating daily solar radiation using sunshine duration[J]. *Energy Conversion and Management*, 2013, 75(5):311 - 318.
- 14 URRACA R, ANTONANZAS J, ALIA-MARTINEZ M, et al. Smart baseline models for solar radiation forecasting[J]. *Energy Conversion and Management*, 2016, 108:539 - 548.
- 15 LIU X, MEI X, LI Y, et al. Choice of the Ångström - Prescott coefficients: are time-dependent ones better than fixed ones in modeling global solar irradiance? [J]. *Energy Conversion and Management*, 2010, 51(12):2565 - 2574.
- 16 HARGREAVES G H. Responding to tropical climates [C]//The 1980 - 81 Food and Climate Review. The Food and Climate Forum, 1981:29 - 32.
- 17 ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements, irrigation and drainage paper 56[R]. Rome: FAO, 1998.
- 18 BRISTOW K L, CAMPBELL G S. On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1984, 31(2):159 - 166.
- 19 VAPNIK V N. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- 20 彭世彰,魏征,徐俊增,等. 参考作物腾发量支持向量回归机实时预报模型[J]. *农业工程学报*,2009,25(10):45 - 49.
PENG Shizhang, WEI Zheng, XU Junzeng, et al. Real-time forecasting model of reference crop evapotranspiration based on support vector regression machines[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009,25(10):45 - 49. (in Chinese)
- 21 郑立华,李民赞,安晓飞,等. 基于近红外光谱和支持向量机的土壤参数预测[J]. *农业工程学报*,2010,26(增刊2):81 - 87.
ZHENG Lihua, LI Minzan, AN Xiaofei, et al. Forecasting soil parameters based on NIR and SVM [J]. *Transactions of the CSAE*,2010, 26(Supp. 2): 81 - 87. (in Chinese)
- 22 WINSLOW J C, JR E R H, PIPER S C. A globally applicable model of daily solar irradiance estimated from air temperature and precipitation data[J]. *Ecological Modelling*, 2001, 143(3):227 - 243.
- 23 LIU D L, SCOTT B J. Estimation of solar radiation in Australia from rainfall and temperature observations[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2001, 106(1): 41 - 59.
- 24 PARISHWAD G V, BHARDWAJ R K, NEMA V K. Effect of rainfall on the estimation of monthly mean hourly solar radiation for India[J]. *Renewable Energy*, 1998, 13(13):505 - 521.
- 25 MEZA F, VARAS E. Estimation of mean monthly solar global radiation as a function of temperature[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2000, 100(2 - 3):231 - 241.

- LI Xiaoliang, CHEN Xiaomin, XU Keqin, et al. Effects of fertilizer with gypsum application on growing development and nutrient uptake of potting rape in coastal saline soil[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2012, 43(5): 1221 – 1226. (in Chinese)
- 15 张密密, 陈诚, 刘广明, 等. 适宜肥料与改良剂改善盐碱土壤理化特性并提高作物产量[J]. 农业工程学报, 2014, 30(10): 91 – 98.
ZHANG Mimi, CHEN Cheng, LIU Guangming, et al. Suitable utilization of fertilizer and soil modifier to ameliorate physicochemical characteristics of saline-alkali soil and increase crop yields[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(10): 91 – 98. (in Chinese)
- 16 王珍, 冯浩. 秸秆不同还田方式对土壤结构及土壤蒸发特性的影响[J]. 水土保持学报, 2009, 23(6): 224 – 228, 251.
WANG Zhen, FENG Hao. Study on the influence of different straw-returning manners on soil structure and characters of soil water evaporation[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2009, 23(6): 224 – 228, 251. (in Chinese)
- 17 王增丽, 冯浩, 方圆. 麦秸不同预处理方式对黄绵土结构及低吸力段持水性的影响[J]. 农业机械学报, 2012, 43(7): 56 – 62, 72.
WANG Zengli, FENG Hao, FANG Yuan. Effect of pretreated wheat straw on soil aggregate and water-holding capacity within low suctions in Loess soil[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(7): 56 – 62, 72. (in Chinese)
- 18 王增丽, 王珍, 冯浩. 预处理秸秆对土壤蒸发及秸秆分解率的影响[J]. 排灌机械工程学报, 2013, 31(9): 816 – 821.
WANG Zengli, WANG Zhen, FENG Hao. Effects of pretreated straws on soil evaporation and straw decomposition rate [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2013, 31(9): 816 – 821. (in Chinese)
- 19 毛华明, 朱仁俊, 冯仰廉. 饲喂复合化学处理大麦秸颗粒对泌乳牛生产性能的影响[J]. 云南农业大学学报, 1999, 14(2): 167 – 170.
MAO Huaming, ZHU Renjun, FENG Yanglian. Effects on the performances of Holstein cows fed pelleted barley straw treated with urea and calcium hydroxide [J]. Journal of Yunnan Agricultural University, 1999, 14(2): 167 – 170. (in Chinese)
- 20 袁志发, 孟德顺. 多元统计分析[M]. 杨凌: 天则出版社, 1993.
- 21 贺新, 杨培岭, 任树梅, 等. 基于主成分分析的油葵微咸水调亏灌溉灌水效果评价[J]. 农业机械学报, 2014, 45(增刊): 162 – 167.
HE Xin, YANG Peiling, REN Shumei, et al. Evaluation of regulated deficit irrigation performance with saline water based on principal component analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(Supp.): 162 – 167. (in Chinese)
- 22 刘庆武, 胡志艳. 如何用 SPSS、SAS 统计软件进行正态性检验[J]. 湘南学院学报: 自然科学版, 2005, 7(3): 56 – 58.
LIU Qingwu, HU Zhiyan. How to use SPSS, SAS statistical software for normality test [J]. Journal of Xiangnan University: Natural Sciences, 2005, 7(3): 56 – 58. (in Chinese)

(上接第 192 页)

- 26 GOODIN D G, HUTCHINSON J M S, VANDERLIP R L, et al. Estimating solar irradiance for crop modeling using daily air temperature data[J]. Agronomy Journal, 1999, 91(5): 845 – 851.
- 27 WEISS A, HAYS C J, HU Q, et al. Incorporating bias error in calculating solar irradiance: implications for crop simulations[J]. Agronomy Journal, 2001, 93(6): 1321 – 1326.
- 28 DONATELLI M, CAMPBELL G S. A simple model to estimate global solar radiation[C] // Proceedings of the Fifth Congress of the European Society for Agronomy, 1998: 133 – 134.
- 29 ANNANDALE J, JOVANOVIĆ N, BENADÉ N, et al. Software for missing data error analysis of Penman – Monteith reference evapotranspiration[J]. Irrigation Science, 2002, 21(21): 57 – 67.
- 30 CHEN R, KANG E, YANG J, et al. Validation of five global radiation models with measured daily data in China[J]. Energy Conversion and Management, 2004, 45(45): 1759 – 1769.
- 31 DE J R, STEWART D W. Estimating global solar radiation from common meteorological observations in western Canada[J]. Canadian Journal of Plant Science, 1993, 73(2): 509 – 518.
- 32 HUNT L A, KUCHAR L, SWANTON C J. Estimation of solar radiation for use in crop modelling[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 1998, 91(3 – 4): 293 – 300.
- 33 CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273 – 297.
- 34 VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- 35 ABRAHA M G, SAVAGE M J. Comparison of estimates of daily solar radiation from air temperature range for application in crop simulations[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(3): 401 – 416.
- 36 ANTONANZAS-TORRES F, URRACA R, ANTONANZAS J, et al. Generation of daily global solar irradiation with support vector machines for regression[J]. Energy Conversion and Management, 2015, 96: 277 – 286.
- 37 CHEN J L, LI G S. Evaluation of support vector machine for estimation of solar radiation from measured meteorological variables [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2014, 115(3 – 4): 627 – 638.