

基于极限学习机的干旱区潜在蒸发量模拟

王婷婷^{1,2,3}, 冯起¹, 温小虎¹, 郭小燕¹

(1. 中国科学院西北生态环境资源研究院 内陆河流域生态水文重点实验室, 甘肃 兰州 730000; 2. 兰州交通大学 经济管理学院, 甘肃 兰州 730070; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 准确地模拟干旱区潜在蒸发量, 对区域水资源的合理开发利用与生态环境保护具有十分重要的意义。以极限学习机(ELM)模型为基础, 以古浪河流域的乌鞘岭、古浪两个典型气象观测站点为对象, 将气象因子的不同组合作为输入参数, 构建了适合当地的潜在蒸发量模型。利用构建的模型对乌鞘岭、古浪气象观测站点的月潜在蒸发量进行了模拟, 将模拟结果与支持向量机(SVM)模型模拟结果进行了对比, 发现 ELM 模型在干旱区月潜在蒸发量模拟中有更好的适用性, 可为干旱地区潜在蒸发量的估算提供新方法和思路, 是资料有限条件下潜在蒸发估算的有效方法。

关键词: 干旱区; 潜在蒸发; 模拟; 极限学习机

文章编号: 1000-694X(2017)06-1219-08

DOI: 10.7522/j. issn. 1000-694X. 2017. 00097

中图分类号: P332. 2

文献标志码: A

0 引言

潜在蒸发是维持地表热量平衡不可或缺的气象因子, 是水循环的重要组成部分, 是区域水资源管理关键参数, 准确估算潜在蒸发量对区域水资源规划具有十分重要意义, 在干旱、半干旱地区水文研究、水资源评价、水利工程设计和气候区域划分等方面尤为重要^[1-4]。潜在蒸发是一个极其复杂的过程, 一个区域的潜在蒸发量是多个环境因子共同非线性相互作用的结果。目前对潜在蒸发量的估算主要是基于能量守恒和边界层理论的数值模型^[5-6]。数值模型通过数值方法揭示潜在蒸发量的物理意义和定量分析各气象因子对区域潜在蒸发量的影响。然而, 这类模型需要大量的气象资料作为输入参数, 且计算过程复杂。因此, 在气象资料匮乏的情况下寻求一种简便、准确的潜在蒸发量模型就显得十分必要。人工智能方法无需描述潜在蒸发物理过程的参数, 而是通过挖掘输入与输出量的非线性关系进而较准确地估算潜在蒸发量, 在潜在蒸发量的研究中更具优势, 已经成功应用于潜在蒸发估算^[7-11]。其中, 人工神经网络(ANN)和支持向量机(SVM)两种方法被广泛运用于潜在蒸发量模拟^[12-15]。然而,

传统的神经网络学习方法存在建模过程所需样本量大、网络训练参数多、学习慢且易陷入局部极小点等缺点。支持向量机在学习过程中也需人为设置函数、误差控制参数及惩罚系数等参数, 参数确定困难, 且需要消耗大量时间进行参数调整。极限学习机(ELM)是近年来提出的一种单隐层前馈神经网络新型学习方法^[16]。该方法只需要设置网络的隐层节点个数, 在执行过程中无需调整网络的输入权值及隐元的偏置, 并且产生唯一的最优解。因此 ELM 具有学习快、参数选择容易、泛化性能强等优点。近年来, ELM 在非线性函数拟合、回归、大数据集分类应用中优势突出^[17-19]。

近十几年来, 随着干旱地区社会经济持续、快速发展, 需水量急剧增加, 水资源的供需矛盾日趋严峻, 水资源的短缺更对干旱区生产、生活造成了巨大影响。潜在蒸发是水量平衡的重要组成部分, 因此, 准确估算干旱区潜在蒸发量对干旱区水资源管理具有十分重要的意义。本文拟基于 ELM 建立干旱区潜在蒸发模拟模型, 并将模拟结果与 SVM 模型进行对比, 构建气象资料匮乏情况下干旱区潜在蒸发模拟的最优模型, 为干旱区潜在蒸发量的估算提供新思路。

收稿日期: 2017-06-15; **改回日期:** 2017-09-20

资助项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0404305); 中国科学院前沿科学重点研究项目(QYZDJ-SSW-DQC031); 国家自然科学基金项目(41601029)

作者简介: 王婷婷(1980—), 女, 甘肃古浪人, 博士研究生, 研究方向为生态经济学。E-mail: wtingting1028@163.com

通信作者: 冯起(E-mail: qifeng@lzb.ac.cn)

1 研究区概况及数据获取

古浪河属石羊河上游东侧支流,位处河西走廊东部、青藏高原北坡。由于深居内陆,远离海洋,加上境内地形和海拔的影响,长期干旱少雨且年际波动较大,是典型的干旱和半干旱区^[20]。古浪河流域2个气象站点分布见图1,本文将乌鞘岭气象站作为古浪

河上游气象站,而将古浪气象站作为古浪河下游气象站。本研究利用2006年1月至2013年6月期间的乌鞘岭和古浪气象站月尺度气象数据,其中蒸发量采用小型蒸发皿观测数据资料。以2006年1月至2010年12月期间的月尺度气象数据作为训练样本,用以率定模型;以2011年1月至2013年6月期间的月尺度气象数据作为测试样本以验证模型。

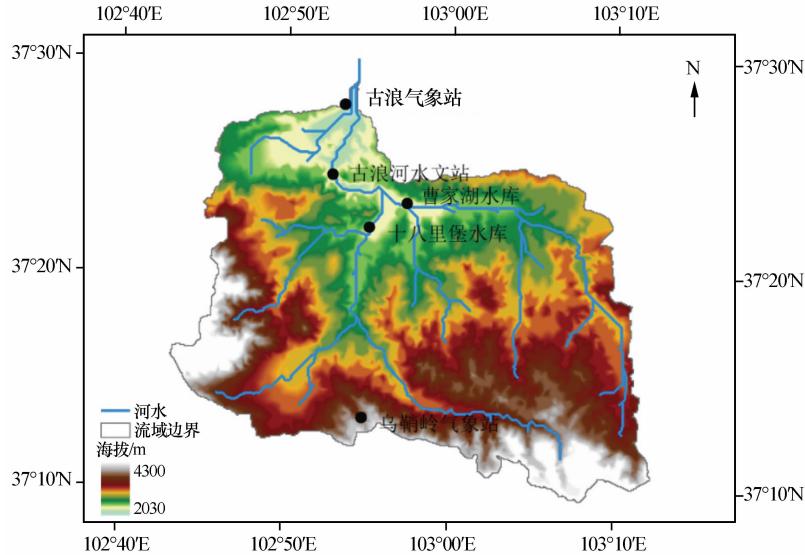


图1 古浪河流域

Fig. 1 The Gulang River Basin

2 研究方法

2.1 极限学习机模型

极限学习机是一种单隐含层前馈神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成,输入层与隐含层、隐含层与输出层间由神经元连接(图2)。假设有n个

任意不同输入样本(x_1, x_2, \dots, x_n),隐含层节点个数为L,激活函数为 $g(x)$,输出层有m个输出变量(y_1, y_2, \dots, y_m),ELM模型可表达为:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g_i(w_i \cdot x_j + b_i) = Y_j \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中: β_i 为连接第*i*个隐层节点与输出神经元的输

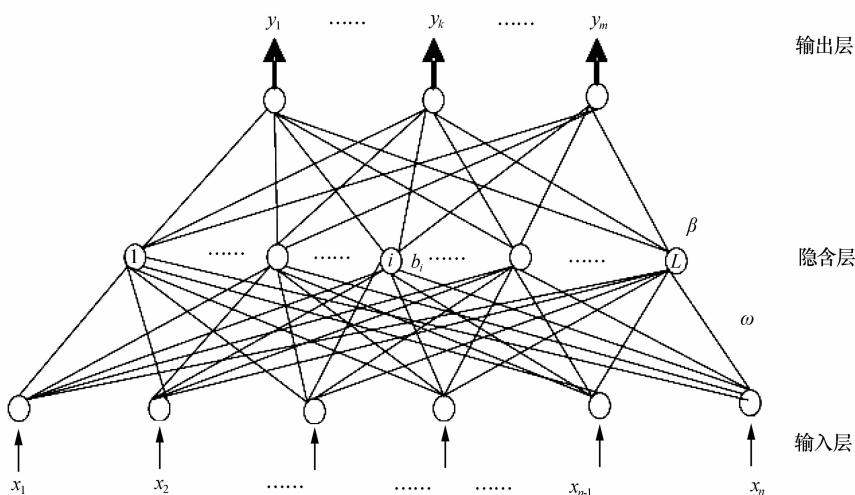


图2 极限学习机网络结构图

Fig. 2 The structure of ELM model

出权值; ω_i 为连接输入神经元与第 i 个隐层节点的输入权值; b_i 为第 i 个隐层节点的偏值; y_j 为第 j 个输入样本的输出值。ELM 模型详细原理及计算步骤可参阅 Huang 等^[16]的著作。

乌鞘岭、古浪月均潜在蒸发量(E)、月均最高气温(T_{\max})、月均最低气温(T_{\min})、月降水量(P)、月均湿度(RH)、月均风速(W)以及月日照时(S)的统计

资料见表 1、2。由于潜在蒸发和各气象因子数据具有不同量纲, 为保证模型的模拟效果, 在进行网络训练前首先对原始数据进行归一化处理。本文将所有样本归一化到 $[-1, 1]$, 所采用的预处理算法为:

$$x_i = 2 \times \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

表 1 乌鞘岭月均潜在蒸发量及基本气象因子统计值

Table 1 Statistics of monthly average evaporation and basic meteorological parameters at Wushaoling

统计要素		最高温/℃	最低温/℃	降水/mm	湿度/%	风速/(m·s ⁻¹)	日照时/h	潜在蒸发/mm
训练样本	平均值	6.76	-3.49	32.99	6.10	5.17	218.05	131.17
	最小值	-8.39	-18.87	0.20	4.37	4.04	121.80	47.50
	最大值	18.62	9.62	124.00	8.62	6.58	266.00	262.50
	标准差	7.80	8.54	32.54	1.10	0.52	35.90	60.71
	偏度	-0.08	-0.10	0.88	0.43	0.52	-1.04	0.43
测试样本	平均值	6.07	-4.18	39.40	6.03	4.97	230.66	128.45
	最小值	-9.44	-20.55	0.00	3.45	3.84	142.40	41.60
	最大值	17.94	8.93	179.00	8.69	6.28	288.00	233.80
	标准差	8.30	9.10	48.83	1.14	0.61	30.19	59.76
	偏度	-0.21	-0.14	1.34	0.04	0.23	-0.87	0.28
总样本	平均值	6.53	-3.72	35.13	6.08	5.10	222.25	130.26
	最小值	-9.44	-20.55	0.00	3.45	3.84	121.80	41.60
	最大值	18.62	9.62	179.00	8.69	6.58	288.00	262.50
	标准差	7.93	8.68	38.57	1.11	0.56	34.45	60.08
	偏度	-0.13	-0.12	1.29	0.29	0.30	-1.03	0.38

表 2 古浪月均潜在蒸发量及基本气象因子统计值

Table 2 Statistics of monthly average evaporation and basic meteorological parameters at Gulang

统计要素		最高气温/℃	最低气温/℃	降水/mm	湿度/%	风速/(m·s ⁻¹)	日照时/h	潜在蒸发/mm
训练样本	平均值	12.81	2.12	28.11	51.76	3.07	222.47	159.91
	最小值	-7.03	-15.05	0.00	29.90	2.22	140.20	37.40
	最大值	27.77	16.33	108.10	76.13	4.14	301.70	322.50
	标准差	-0.03	-10.36	5.50	46.35	2.83	202.80	64.10
	偏度	-0.15	-0.17	1.05	0.41	0.42	-0.07	0.34
测试样本	平均值	11.81	1.64	31.02	49.36	2.52	232.85	159.96
	最小值	-8.52	-16.99	0.00	27.81	1.98	147.20	38.80
	最大值	25.77	15.06	107.10	76.30	2.97	289.60	291.80
	标准差	22.51	12.76	77.00	48.40	2.10	273.20	268.10
	偏度	-0.30	-0.23	0.96	0.07	-0.38	-0.52	0.11
总样本	平均值	12.48	1.96	29.08	50.96	2.88	225.93	159.92
	最小值	-8.52	-16.99	0.00	27.81	1.98	140.20	37.40
	最大值	27.77	16.33	108.10	76.30	4.14	301.70	322.50
	标准差	22.51	12.76	77.00	48.40	2.10	273.20	268.10
	偏度	-0.21	-0.19	1.05	0.22	0.57	-0.22	0.25

式中: X_{\max} 和 X_{\min} 分别为原始数据特定气象要素 X 的最大值和最小值; n 为时间序列的长度; x_i 为归一化处理后的数据。数据经标准化处理后会加快模型的收敛速度, 更有利于网络训练。

2.2 模型构建及输入参数选择

选择恰当的输入参数对 ELM 模型非常重要, 输入参数提供了模型模拟的基本信息。气温是影响潜在蒸发最主要气象因子, 因此, 本文选择月均最高气温(T_{\max})、月均最低气温(T_{\min})作为 ELM 模型的输入参数。此外, 月降水量(P)、月均湿度(RH)、月均风速(W)以及月日照时(S)也是影响潜在蒸发的重要气象因子, 所以这些变量也被选作为 ELM 模型的输入参数。因此, 以不同气象因子的组合作为输入参数, 建立相应的 ELM 潜在蒸发模拟模型见表 3。

表 3 不同气象因子组合下的 ELM 模型输入

Table 3 Model structure of Evaporation modeling

模型	输入参数	模型	输入参数
ELM1	$T_{\max}, T_{\min}, P, RH, W, S$	ELM4	$T_{\max}, T_{\min}, P, RH, S$
ELM2	$T_{\max}, T_{\min}, RH, W, S$	ELM5	$T_{\max}, T_{\min}, P, RH, S$
ELM3	$T_{\max}, T_{\min}, P, W, S$		

2.3 模型评价指标

为定量评价 ELM 模型的模拟效果, 采用相关系数(r)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、效率系数(NS)作为指标进行评价。它们的计算公式如下:

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^o(i) - \bar{y}^o)(y^p(i) - \bar{y}^p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y^o(i) - \bar{y}^o)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y^p(i) - \bar{y}^p)^2}} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y^p(i) - y^o(i)| \quad (4)$$

表 4 不同气象因子组合下 ELM 模型模拟乌鞘岭潜在蒸发的评价指标值

Table 4 Performance measures of ELM for evaporation modeling at Wushaoling
in different combinations of meteorological conditions

输入	训练期				测试期			
	r	MAE/mm	RMSE/mm	NS	r	MAE/mm	RMSE/mm	NS
ELM 1	0.99	4.59	5.88	0.99	0.98	10.67	13.02	0.95
ELM 2	0.99	3.83	5.18	0.99	0.98	11.12	13.43	0.95
ELM 3	0.99	7.33	9.77	0.97	0.97	11.77	14.77	0.94
ELM 4	0.99	4.75	6.30	0.99	0.97	11.43	14.06	0.94
ELM 5	0.98	10.37	12.54	0.96	0.97	10.88	14.32	0.94

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y^p(i) - y^o(i))^2}{n}} \quad (5)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y^o(i) - y^p(i))^2}{\sum_{i=1}^n (y^o(i) - \bar{y}^o)^2} \quad (6)$$

式中: n 为输入样本的个数; y 和 \bar{y} 分别表示潜在蒸发及其平均值; y^o 和 y^p 则分别代表潜在蒸发的观测和模拟值。当 r 和 NS 越接近 1, 且 RMSE 和 MAE 越接近 0 时, 模拟与观测值的变化趋势越一致, 模拟效果越好。当模型 $r=1, MAE=0, RMSE=0, NS=1$ 时, 最佳。

3 结果与分析

3.1 ELM 模型模拟效果

ELM 潜在蒸发模拟模型在训练期和测试期对乌鞘岭和古浪的模拟效果见表 4、5。ELM 模型在训练期的模拟效果较测试期好。通过对测试期 ELM 模型潜在蒸发模拟能力的分析, 发现在测试期不同气象因子组合下, ELM 模型在潜在蒸发模拟中的 r 值均大于 0.98, 说明 ELM 模型的潜在蒸发模拟和观测值之间存在显著的线性相关关系; 此外, ELM 模型模拟乌鞘岭潜在蒸发量的 MAE 为 10.67 ~ 11.77 mm, 模拟古浪潜在蒸发量的 MAE 为 12.29 ~ 15.57 mm, 表明 ELM 在不同气象因子组合下模拟效果较好; 同时, 乌鞘岭和古浪潜在蒸发模拟 RMSE 值均分别小于 15 mm 和 20 mm, 模拟效果均较好; ELM 模型在不同气象因子组合下的 NS 值均大于 0.94, 表明在不同气象因子组合下, ELM 可以较好地模拟潜在蒸发量且模拟效果较好。

上文从统计学的角度评估了 ELM 模型在不同

表 5 不同气象因子组合下 ELM 模型模拟古浪潜在蒸发的评价指标值

Table 5 Performance measures of ELM for evaporation modeling at Gulang in different combinations of meteorological conditions

输入	训练期				测试期			
	<i>r</i>	MAE/mm	RMSE/mm	NS	<i>r</i>	MAE/mm	RMSE/mm	NS
ELM 1	0.99	7.68	9.75	0.99	0.99	12.29	14.86	0.97
ELM 2	0.99	8.54	10.83	0.98	0.98	15.57	19.37	0.95
ELM 3	0.99	10.04	12.43	0.98	0.98	13.66	17.79	0.96
ELM 4	0.99	7.98	9.84	0.99	0.98	13.76	17.48	0.96
ELM 5	0.99	7.18	9.15	0.99	0.98	12.73	16.30	0.97

气象因子组合下对潜在蒸发量的模拟效果。潜在蒸发量观测和模拟值变化的对比,表明 ELM 模型对潜在蒸发量的模拟值与观测值具有较好的一致性。对观测值与模拟值线性拟合,表明 ELM 模型模拟值与实际观测值具有较好的相关性(图 3),说明 ELM 模型可用来模拟潜在蒸发量且模拟效果较好。

潜在蒸发量是计算区域水量平衡的重要参数,所以潜在蒸发总量的模拟效果也是评价模型的重要指标。对乌鞘岭而言,测试期 ELM 模型在不同气

象因子输入下模拟的潜在蒸发总量分别为 3 755.98、3 768.85、3 871.47、3 763.59、3 912.30 mm,而观测的潜在蒸发总量为 3 853.50 mm,模拟误差分别为 -97.522、-84.65、17.97、89.90、58.80 mm,相对均误差小于 3%。对古浪而言,ELM 模型在不同气象因子输入下模拟的潜在蒸发总量分别为 4 774.67、4 834.65、4 876.14、4 719.94、4 801.81 mm,而观测的潜在蒸发总量为 4 798.80,模拟误差分别为 -24.13、35.85、77.34、-78.86、3.012 mm,

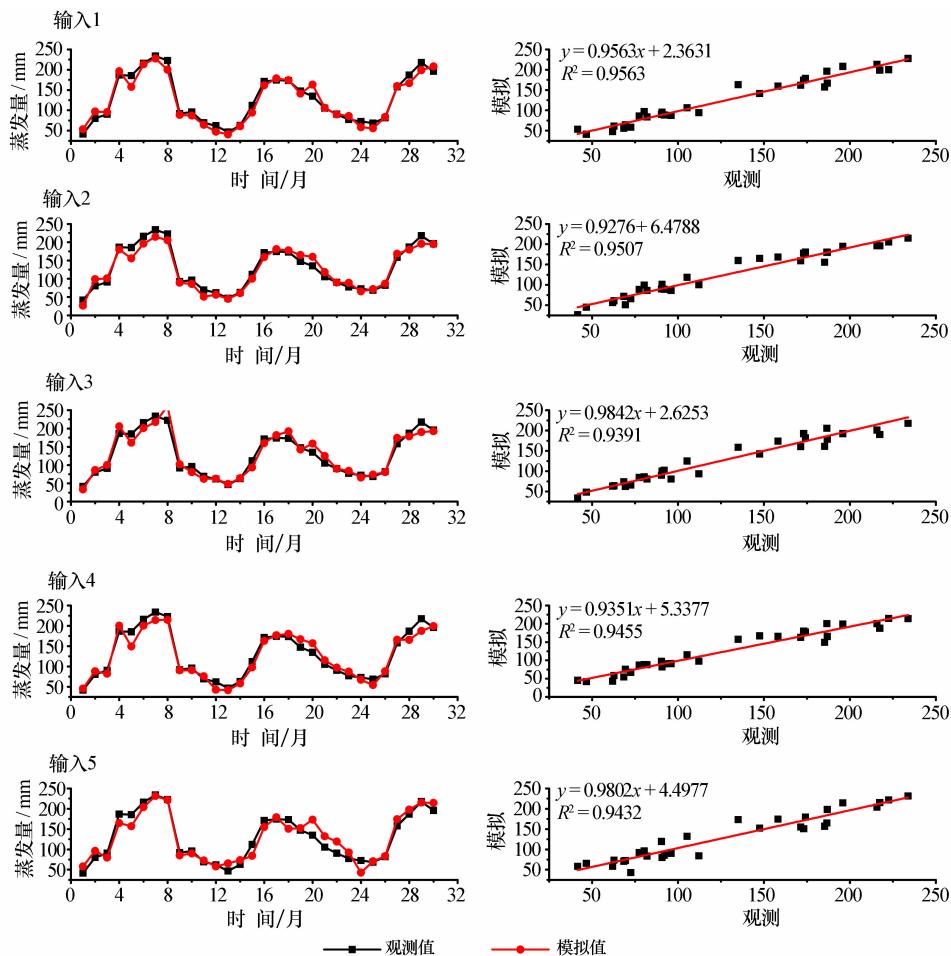


图 3 不同气象因子组合下的 ELM 模型模拟乌鞘岭潜在蒸发模拟值和观测值对比

Fig. 3 Observed and simulated evaporation at Wushaoling in different combinations of meteorological conditions

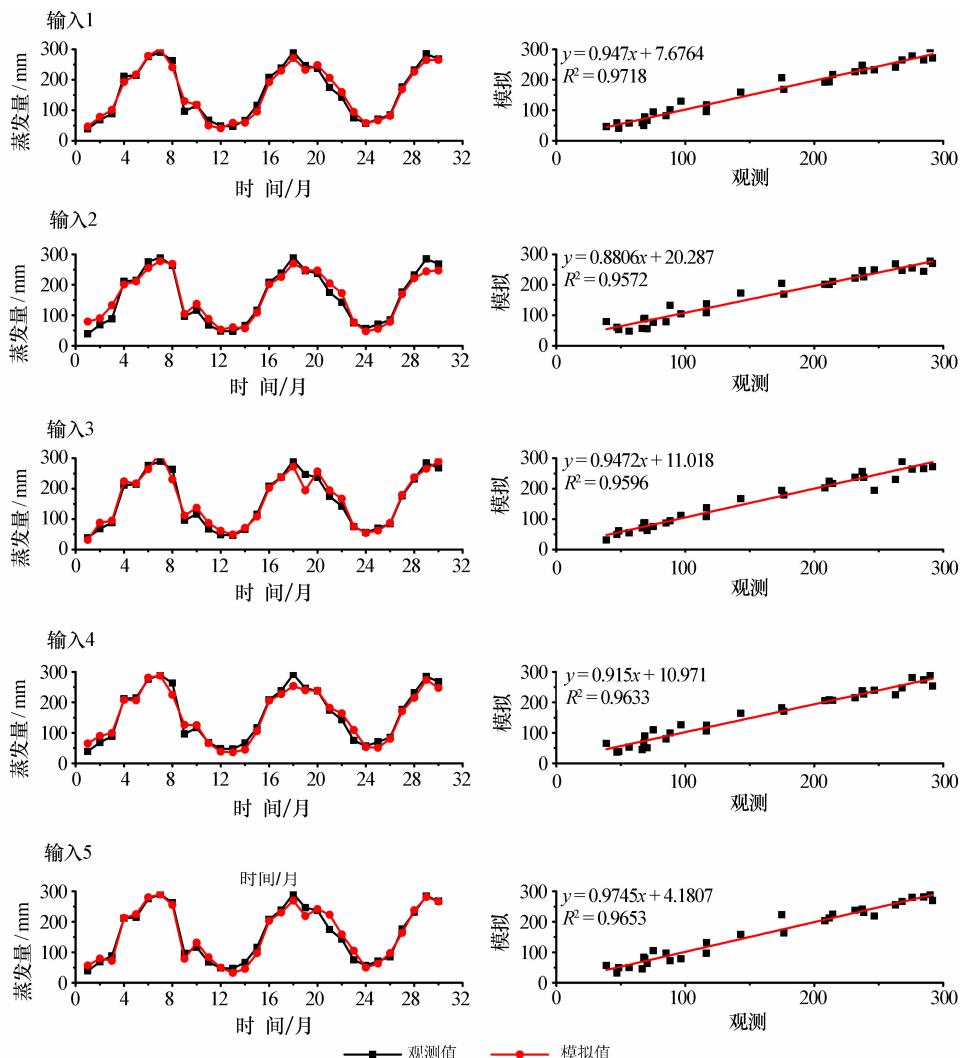


图 4 不同气象因子组合下的 ELM 模型模拟古浪潜在蒸发模拟值和观测值对比

Fig. 4 Observed and simulated evaporation at Gulang in different combinations of meteorological conditions

相对均误差小于 2%。从水量平衡角度来看,ELM 模型模拟效果较好,可用该模型对潜在蒸发量进行模拟。基于 ELM 的潜在蒸发模拟模型能够较准确地反映气象因子同潜在蒸发量之间复杂的非线性关系,能取得较好的模拟效果。

3.2 模型模拟效果对比

为验证 ELM 模型对月潜在蒸发的模拟效果,在相同参数输入情况下,采用 SVM 模型进行对比研究。SVM 模型是建立在 MATLAB 环境下用 Libsvm 算法程序实现,SVM 模型的详细原理请参阅 Chang 等^[21]的著作。在训练期和测试期 SVM 潜在蒸发模型对乌鞘岭和古浪的模拟效果分别见表 6 和表 7。本文选取 ELM 和 SVM 模型在测试期的表现进行对比。

结果显示,乌鞘岭和古浪的 ELM 和 SVM 潜在

蒸发模拟模型表现出类似的特点。对乌鞘岭而言,ELM 和 SVM 的 r 值均大于 0.98,NS 值均大于 0.93,MAE 和 RMSE 分别小于 13 mm 和 16 mm,指示两个模型的模拟效果均较好。ELM 和 SVM 对古浪气象站潜在蒸发量的模拟也表现出类似的效果。尽管有些情况下 SVM 的模拟效果较 ELM 模型好,但整体上二者的模拟效果差异较小,但 ELM 需要参数少且参数选择容易,学习速度快,泛化性能强,更适合用来模拟干旱区的潜在蒸发量。

4 结论

本文以干旱区古浪河流域的乌鞘岭、古浪两个典型气象观测站点的长期气象观测资料为基础,构建了 ELM 月潜在蒸发模拟模型,对不同气象因子组合下乌鞘岭、古浪气象站的月潜在蒸发量进行了模拟。结果表明,基于 ELM 潜在蒸发模拟模型能

表6 不同气象因子组合下 SVM 模型模拟乌鞘岭潜在蒸发量的评价指标值

Table 6 Performance measures of SVM for evaporation modeling at Wushaoling in different combinations of meteorological conditions

输入	训练期				测试期			
	r	MAE/mm	RMSE/mm	NS	r	MAE/mm	RMSE/mm	NS
1	0.99	5.60	8.26	0.98	0.98	10.71	12.65	0.95
2	0.99	5.67	8.36	0.98	0.98	10.65	12.43	0.96
3	0.98	6.69	12.00	0.96	0.97	12.31	15.82	0.93
4	0.99	4.98	7.04	0.99	0.98	10.79	13.32	0.95
5	0.98	8.70	12.72	0.96	0.97	11.25	15.19	0.93

表7 不同气象因子组合下 SVM 模型模拟古浪潜在蒸发量的评价指标值

Table 7 Performance measures of SVM for evaporation modeling at Gulang in different combinations of meteorological conditions

输入	训练期				测试期			
	r	MAE/mm	RMSE/mm	NS	r	MAE/mm	RMSE/mm	NS
1	0.99	8.50	11.90	0.98	0.99	9.27	11.81	0.98
2	0.99	9.55	13.10	0.98	0.99	10.05	12.66	0.98
3	0.98	12.37	17.51	0.96	0.98	14.49	16.96	0.96
4	0.99	7.06	10.84	0.98	0.98	14.21	19.30	0.95
5	0.99	8.68	12.07	0.98	0.99	10.04	12.61	0.98

够较准确地反映气象因子同潜在蒸发量之间复杂的非线性关系, 模拟效果较好。为检验 ELM 模型的模拟效果, 将模拟结果与 SVM 模型进行对比, 结果表明 ELM 模型更适合用来模拟干旱区的潜在蒸发量。

本文仅选取古浪河流域 2 个站点 6 种气象资料的组合进行 ELM 模型的训练与测试, 在空间代表性上相对较差。未能将所有不同气象资料的组合进行分析, 在后续研究中需要对此开展进一步分析, 并尝试利用更少的气象因子较好地模拟干旱区的潜在蒸发量, 以期为干旱区水资源的管理提供科学依据。

参考文献:

- [1] 廖杰, 王涛, 薛娴, 等. 黑河调水以来额济纳盆地湖泊蒸发量 [J]. 中国沙漠, 2015, 35(1): 228—232.
- [2] 柯珂, 金晓媚, 高萌萌, 等. 以改进 SEBS 模型估算苏木吉林南湖的水面蒸发 [J]. 中国沙漠, 2015, 35(1): 233—239.
- [3] Raziei T, Pereira L S. Estimation of ET_0 with Hargreaves-Samani and FAO-PM temperature methods for a wide range of climates in Iran [J]. Agricultural Water Management, 2013, 121: 1—18.
- [4] Falamarzi Y, Palizdan N, Huang Y F, et al. Estimating evapotranspiration from temperature and wind speed data using artificial and wavelet neural networks (WNNs) [J]. Agricultural Water Management, 2014, 140: 26—36.
- [5] Tang R S, Etzion Y. Comparative studies on the water evapo-
- ration rate from a wetted surface and that from a free water surface [J]. Building and Environment, 2004, 39(1): 77—86.
- [6] 陈伯龙, 左洪超, 高晓清, 等. 20 cm 蒸发皿蒸发量的数学物理模型研究 [J]. 地球物理学报, 2013, 56(2): 422—430.
- [7] Guven A, Kisi O. Monthly pan evaporation modeling using linear genetic programming [J]. Journal of Hydrology, 2013, 503: 178—185.
- [8] Kisi Ö. Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree [J]. Journal of Hydrology, 2015, 528: 312—320.
- [9] Kisi Ö. Evolutionary neural networks for monthly pan evaporation modeling [J]. Journal of Hydrology, 2013, 498: 36—45.
- [10] Kisi Ö, Tombul M. Modeling monthly pan evaporation using fuzzy genetic approach [J]. Journal of Hydrology, 2013, 477: 203—212.
- [11] Wang L, Kisi O, Zounemat-Kermani M, et al. Pan evaporation modeling using six different heuristic computing methods in different climates of China [J]. Journal of Hydrology, 2017, 544: 407—427.
- [12] 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.
- [13] 冯禹, 王守光, 崔宁博, 等. 基于遗传算法优化神经网络的参考作物蒸散量预测模型 [J]. 资源科学, 2014, 12: 2624—2630.
- [14] 张育斌, 魏正英, 张磊, 等. 耦合模拟退火优化最小二乘支持向量机的日参照蒸散量模拟计算 [J]. 节水灌溉, 2016, 9: 133—138.

- [15] Goyal M K, Bharti B, Quilty J, et al. Modeling of daily pan evaporation in sub tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(11):5267—5276.
- [16] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1):489—501.
- [17] Deo R C, Şahin M. Application of the extreme learning machine algorithm for the prediction of monthly Effective Drought Index in eastern Australia [J]. Atmospheric Research, 2015, 153:512—525.
- [18] Lima A R, Cannon A J, Hsieh W W. Nonlinear regression in environmental sciences using extreme learning machines: a comparative evaluation[J]. Environmental Modelling & Software, 2015, 73:175—188.
- [19] Yuan P, Chen H, Zhou Y, et al. Generalization ability of extreme learning machine with uniformly ergodic Markov chains [J]. Neurocomputing, 2015, 167:528—534.
- [20] 赵福年, 王莺, 张龙, 等. 1960—2009 年石羊河流域气候变化特征[J]. 气象与环境学报, 2014, 5:131—140.
- [21] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 27:1—27.

Numerical Simulation of Evaporation of Arid Region Based on Extreme Learning Machine

Wang Tingting^{1,2,3}, Feng Qi¹, Wen Xiaohu¹, Guo Xiaoyan¹

(1. Key Laboratory of Ecohydrology of Inland River Basin, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China; 2. School of Economics & Management, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730000, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The simulated accurately evaporation at the arid regions was essential to rationally develop and utilize water resources and the ecosystem protection. The meteorological data at Wushaoling and Gulang weather stations in Shiyang River Basin were used in this study. Based on the extreme learning machine (ELM) model, the varying combination of meteorological factors were inputted to the model. An evaporation model also was established to simulate monthly evaporation at the two weather stations, and the results were compared with support vector machine (SVM) model to evaluate the simulation ability of ELM model. Our study demonstrated that the ELM model had better applicability in simulating monthly evaporation at arid regions. It can provide a new method and idea for calculating evaporation, and it is a desirable and effective method to calculate evaporation at the arid regions with insufficient data.

Key words: arid region; evaporation; numerical simulation; extreme learning machine