

DOI:10.13476/j.cnki.nsbdtk.2021.0085

张研,廖逸夫,王鹏鹏,等.基于相关向量机的调水工程调蓄水位预测模型[J].南水北调与水利科技(中英文),2021,19(4):190-197. ZHANG Y, LIAO Y F, WANG P P, et al. Relevance vector machine model for predicting water level regulation in water diversion project[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2021, 19(4): 814-821. (in Chinese)

# 基于相关向量机的调水工程调蓄水位预测模型

张研<sup>1,2</sup>, 廖逸夫<sup>1,2</sup>, 王鹏鹏<sup>2</sup>, 吴哲康<sup>2</sup>

(1. 广西岩土力学与工程重点实验室, 广西 桂林 541004; 2. 桂林理工大学土木与建筑工程学院, 广西 桂林 541004)

**摘要:**调蓄水位与其影响因素之间存在着复杂的非线性关系,针对 BP 神经网络模型的局限性,选取泵站开启时间差、起调水位、入流量、出流量作为主要影响因素,建立一种基于相关向量机(relevance vector machine, RVM)的调水工程调蓄水位预测模型。通过实例应用表明在相同样本情况下与 BP 神经网络模型预测结果相比, RVM 预测模型均方根误差和平均绝对误差均小于 BP 神经网络预测模型的预测结果,说明在调水工程调蓄水位的预测中, RVM 预测模型具有精度高、离散性小等优点,为调水工程调蓄水位的预测提供了一条新途径。

**关键词:**调水工程;调蓄水位;相关向量机;预测模型

中图分类号:TV68 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标志码(OSID):



我国是一个缺水严重的国家且水资源地域分布很不平衡。调水工程解决了水资源短缺以及在空间上分配不均的问题,但同时也影响了受水区的水情,使当地水源与泵站水库相互联系、相互依存<sup>[1-2]</sup>。掌握调水工程中调蓄水位的变化过程及其影响因素,对于提升调水工程调水效率、降低调水成本等具有极其重要的意义<sup>[3]</sup>。

泵站水位的高低会对泵站本身及周边地区产生安全隐患,针对泵站水位的研究,武周虎等<sup>[4]</sup>通过对泵站开启的充要条件、开启时间和湖内水位升高速率等的相关研究,确定调水中泵站开启方案,该研究仅仅人为选取 3 种影响因素进行分析,未考虑调水工程中调蓄水位确定与其他多种影响因素之间的复杂非线性关系;针对传统方法难以分析多影响因素作用机制的不足,学者将建立在映射关系“黑箱”处理的智能方法应用到多因素影响下调蓄水位预测分析,郭旭宁等<sup>[5]</sup>采用粒子群算法建立水库最优化调度模型,确定最优供水过程,但对于水位动态变化十

分复杂且非线性的调水工程系统,优化模型的计算量大,工作效率低;高学平等<sup>[6]</sup>建立了基于 BP 神经网络的调水工程调蓄水位的预测模型,但神经网络方法本身仍存在着一些不完善之处,学习样本的多少会影响泛化能力及预测精度且 BP 神经网络在搜寻过程中无法避免局部极值点,在小样本情况下,预测精度无法保证,学习样本数量过多时,泛化能力又会较低。因此有必要提出更加合理准确的预测模型。

相关向量机(relevance vector machine, RVM)是 Tipping<sup>[7]</sup>于 2000 年提出的一种与 SVM(support vector machine)类似的稀疏概率模型。类似于 SVM, RVM 也是基于核函数映射将低维空间非线性问题转化为高维空间的线性问题。相关向量机通过基于贝叶斯框架的训练,在先验参数的结构下基于主动相关决策理论来移除不相关的点,并得到稀疏化模型<sup>[8-9]</sup>。

在水位预测方面的研究有:Viswanathan 等<sup>[10]</sup>基于 RVM 建立了对印度 Vellore 地区地下水位的

收稿日期:2020-11-08 修回日期:2021-04-08 网络出版时间:2021-04-22

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1430.TV.20210422.1505.006.html

基金项目:国家自然科学基金(52068016);广西自然科学基金(2020GXNSFAA297118);广西高等学校高水平创新团队及卓越学者(2020);广西岩土力学与工程重点实验室(桂科能 19-Y-21-9)

作者简介:张研(1983—),男,河北张家口人,副教授,博士,硕士生导师,主要从事智能分析方法及其工程应用研究。E-mail:yanzi22858@126.com

预测模型,证明了 RVM 模型预测精度较高;Zhao 等<sup>[11]</sup>提出了一种新的基于粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)的 RVM 模型,并将其应用于地下水位预测,证明了该模型能显著降低地下水位预测的相对均方误差和均方根误差,具有良好的预测性能。RVM 已在地下水位预测得到应用并取得良好效果,但在调蓄水位预测领域的应用并不多。本文基于相关向量机方法对调水工程调蓄水位进行预测,在给定训练样本的前提下,通过机器学习得到预测值,提出一种基于相关向量机的调水工程调蓄水位预测新方法。

## 1 相关向量机基本原理

RVM 是基于贝叶斯框架下的采用核函数线性加权组合的函数进行分类回归的机器学习模型,通过对样本数据的学习,获得权值参数后验。给定数据集  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^n$ ,其中:  $x_i$  为训练样本中的输入信息向量;  $t_i$  为训练样本中的输出信息标量,且相互独立。假定其伴随期望为 0,方差为  $\sigma^2$  的高斯噪声  $\xi$ ,则  $t_i = y(x_i; \omega) + \xi_i$ ,其中  $\omega$  为权重向量。RVM 的原理是通过核函数实现数组空间到特征空间之间的转换,故核函数的选取对模型的预测精度至关重要<sup>[12-13]</sup>。高斯核函数具有良好的局部插值能力,且表现更加稳定,故选取高斯核函数作为模型核函数,其形式为

$$K(\|y - y_c\|) = \exp\left\{-\frac{\|y - y_c\|^2}{2\tau^2}\right\} \quad (1)$$

式中:  $K(\|y - y_c\|)$  为高斯核函数;  $y$  为包含权重的样本输出值;  $y_c$  为核函数中心;  $\tau$  为核宽度参数。选定核函数之后,则该 RVM 模型的似然函数可表示为

$$p(t|\omega, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\left\{-\frac{\|t - \Phi\omega\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (2)$$

式中:  $t = (t_1, t_2, \dots, t_N)^T$ , 为目标向量;  $\omega = (\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_N)^T$ , 为权重向量;  $\Phi$  是由核函数组成的  $N \times (N+1)$  维矩阵,  $\Phi = [\Phi(x_1), \Phi(x_1), \dots, \Phi(x_N)]^T$ ,  $\Phi(x_i) = [1, K(x_i, x_1), K(x_i, x_2), \dots, K(x_i, x_N)]^T$ 。

为避免该 RVM 模型求解中参数过多而出现过拟合现象,类似于神经网络预测中采用的正则化方法,在 RVM 预测模型中可通过加入超参数,为权重向量  $\omega$  引入先验概率分布来加以附加强制条件<sup>[14]</sup>,并使加入的超参数满足

$$P(\omega|\alpha) = \prod_{i=0}^N N(\omega_i|0, \alpha_i^{-1}) \quad (3)$$

式中:  $\alpha$  为引入的超参数,其与权重向量  $\omega$  对应并决定其先验概率分布。根据贝叶斯理论,可使后验分布与先验分布具有相同的形式,因为高斯正态分布方差的倒数的共轭概率分布服从 Gamma 分布,则假设

超参数  $\alpha$  与高斯噪声方差  $\sigma^2$  满足 Gamma 先验概率分布。由贝叶斯原理可知,权重参数的后验分布为

$$P(\omega|t, \alpha, \sigma^2) = \frac{P(t|\omega, \sigma^2)P(\omega|\alpha)}{P(t|\alpha, \sigma^2)} \quad (4)$$

后验协方差  $\Sigma$  和均值  $\mu$  为

$$\Sigma = (\sigma^{-2}\Phi^T\Phi + A)^{-1} \quad (5)$$

$$\mu = \sigma^{-2}\Sigma\Phi^T t \quad (6)$$

式中:  $A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)$ , 表示  $N$  维对角矩阵。求解超参数  $\alpha$  与高斯噪声方差  $\sigma^2$  可采用迭代法,迭代过程中参数取值为

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{r_i}{\mu_i^2} \quad (7)$$

$$(\sigma^2)^{\text{new}} = \frac{\|t - \Phi\mu\|^2}{N - \sum_{i=0}^N r_i} \quad (8)$$

$$r_i = 1 - \alpha_i \sum_{ii} \quad (9)$$

RVM 模型重复迭代计算直至达到收敛标准或达到最大循环次数而停止,从而得到稀疏化的 RVM 模型。对于新输入的样本  $x^*$ ,则对应输出的预测结果可表示为

$$P(t^*|t, \alpha_{\text{MP}}, \sigma_{\text{MP}}^2) = \int P(t^*|\omega, \sigma_{\text{MP}}^2)P(\omega|t, \alpha_{\text{MP}}, \sigma_{\text{MP}}^2)d\omega = N(t^*|y^*, \sigma_*^2) \quad (10)$$

式中:  $y^* = \mu^T\phi(x^*)$ ;  $\sigma_*^2 = \sigma_{\text{MP}}^2 + \phi(x^*)^T\Sigma\phi(x^*)$ 。 $y^*$  即为预测值  $t^*$  的均值。

## 2 调水工程调蓄水位的 RVM 预测模型

### 2.1 确定数据样本

泵前水位的变化影响因素众多,包括湖内起调水位、泵站提水流量、泵站开启时间差、入流量、出流量和年调水量等,且与泵前水位存在着复杂的非线性关系<sup>[15-16]</sup>。在调水工程中不同调水方案的选择对应了泵站开启时间差及湖内起调水位等因素的不同<sup>[4,17-18]</sup>,由于 RVM 训练时间短、参数设置方便、预测精度高的特点<sup>[19-20]</sup>,使用 RVM 建立预测模型,通过对大量实验数据的分析比对,最终选取泵站开启时间差、起调水位、入流量、出流量作为影响因素探究各调水方案下泵前水位的变化规律。

### 2.2 方法实现步骤

(1)分析收集现有资料,整理出调水方案拟合数据集并建立学习样本集。

(2)对样本数据进行标准化处理,使主要影响因素的数量级在同一级别。标准化处理原则为

$$a_i = x_i/s \quad b_i = y_i - \bar{y} \quad (11)$$

式中:  $a_i, b_i$  表示标准化后的值;  $x_i$  表示第  $i$  个影响因素。

$$s = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{1/2}, x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (12)$$

(3)对标准化处理后的学习样本集进行拟合训练。

(4)建立 RVM 预测模型,并调整输入向量及模型参数,优化超参数估值,得到预测结果。

(5)通过对预测结果的均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)的计算比对验证 RVM 预测模型的预测性能。

### 3 应用实例

#### 3.1 研究对象

位于沂沭泗流域西部的南四湖由微山湖、昭阳湖、独山湖、南阳湖等 4 个湖串联而成,是中国大型淡水湖泊之一,也是南水北调东线输水干线上的重要调蓄湖泊。四周地面一般高程 33.0 m,湖底高程 32.5~30.0 m,洪水位 36 m 时总库容 50.7 亿  $m^3$ ,其中泵站前池底高程 27.3 m<sup>[6,21]</sup>。

#### 3.2 RVM 预测模型的建立及验证

使用文献[6]中耦合模型在不同调水方案下的数值模拟结果,建立 RVM 模型进行模拟验证,并与文献[6]中 BP 神经网络模型预测结果进行比较分析。BP 神经网络是基于对人脑组织结构和活动机制的初步认识提出的一种信息处理体系,应用较为广泛,但神经网络方法本身仍存在着一些不完善之处,如在小样本情况下预测精度无法保证<sup>[22]</sup>,故采用 RVM 模型进行分析比对。

选取的调水方案共 32 种,其中,前 24 个调水方案作为学习样本,后 8 种调水方案作为预测样本,见表 1<sup>[6]</sup>。核函数的选取对于 RVM 预测模型的精度影响很大,选取模型的高斯核宽度分别为 0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,其对应的平均相对误差见图 1。

表 1 调水方案及数据集<sup>[6]</sup>  
Tab.1 Water diversion plans and data set<sup>[6]</sup>

调水方案编号	时间差/d	起调水位/m	入流量/( $m^3 \cdot s^{-1}$ )	出流量/( $m^3 \cdot s^{-1}$ )	最高水位/m	最低水位/m
1	4	31.8	112.34	73.22	33.27	30.75
2	6	31.8	112.34	73.84	33.27	31.04
3	10	31.8	112.34	75.11	33.27	31.38
4	6	31.7	112.34	73.84	33.21	29.99
5	10	31.7	112.34	75.11	33.20	30.95
6	15	31.8	170.00	125.00	33.32	30.96
7	18	31.8	170.00	125.00	33.32	31.52
8	20	31.8	170.00	125.00	33.32	31.74
9	15	31.7	170.00	109.38	33.44	31.22
10	15	31.7	170.00	116.67	33.27	30.77
11	18	31.7	170.00	125.00	33.26	31.06
12	20	31.7	170.00	125.00	33.26	31.43
13	18	31.6	170.00	125.00	33.20	30.57
14	20	31.6	170.00	125.00	33.20	30.91
15	13	31.8	182.02	125.00	33.32	30.73
16	15	31.8	182.02	125.00	33.36	31.29
17	15	31.7	182.02	125.00	33.29	30.56
18	20	31.5	182.02	125.00	32.94	30.67
19	11	31.8	200.00	125.00	33.54	30.58
20	13	31.8	200.00	125.00	33.57	31.22
21	13	31.7	200.00	125.00	33.51	30.57
22	15	31.7	200.00	125.00	33.54	31.17
23	13	31.6	200.00	125.00	33.47	30.54
24	15	31.6	200.00	125.00	33.48	30.57
25*	9	31.9	182.02	116.67	33.50	30.91
26*	14	31.8	169.59	125.00	33.34	30.58
27*	15	31.7	176.16	125.00	33.28	30.54
28*	17	31.6	183.24	125.00	33.29	30.58
29*	19	31.5	195.02	125.00	33.44	30.94
30*	22	31.4	170.00	116.67	32.88	30.61
31*	24	31.3	136.52	92.11	33.16	30.73
32*	30	31.2	112.34	82.16	32.87	30.76

注:“\*”表示预测样本。

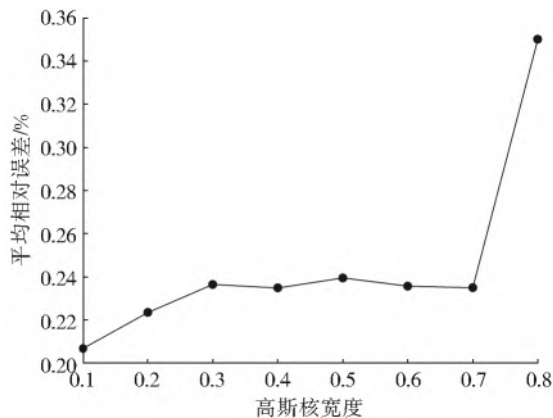


图1 不同核宽度的平均相对误差

Fig. 1 Average relative error of different kernel widths

由图1可知,在高斯核宽度取0.1时,对应的平均相对误差最小,所以选用高斯核宽度0.1,并拟定迭代次数200次。基于上述选取的学习、预测样本与核函数参数建立RVM预测模型,其预测结果见表2、3。

从表2、3中对水位的预测结果中可以发现:在最高水位RVM预测中平均水深相对误差为1.695%,其中最小绝对误差为调水方案26,仅为0.004 m,最大绝对误差也只有0.28 m;在最低水位RVM预测中平均水深相对误差为2.840%,其中最小绝对误差为调水方案31,仅为0.03 m,最大绝对误差也只有0.19 m。RVM预测模型的最高及最低水位平均水深相对误差均小于文献[6]中BP神经网络的预测误差,预测精度更高,整体效果更好。另外,耦合模型数值模拟约1 h/次,BP神经网络预测时间约2 min/次,而RVM模型预测时间约2 s/次,RVM预测模型耗时极短,计算效率相对耦合模型提高约99.9%,相对BP神经网络模型提高约98.3%。当实际工程中需对多个调水方案进行及时预判决策时,短时高效的预测模型可以大大节省计算成本,提高决策效率。

表2 不同方法最高水位的预测结果比较

Tab. 2 Comparison of prediction results of maximum water level by different methods

调水方案编号	模拟值/m	最大水深/m	BP神经网络预测 <sup>[6]</sup>		RVM预测	
			预测值/m	水深相对误差/%	预测值/m	水深相对误差/%
25	33.50	6.20	33.73	3.71	33.44	0.94
26	33.34	5.84	33.52	2.98	33.34	0.07
27	33.28	5.78	33.47	3.18	33.29	0.19
28	33.29	5.79	33.59	5.01	33.28	0.17
29	33.44	5.94	33.64	3.26	33.25	3.12
30	32.88	5.58	33.20	5.73	33.16	5.10
31	33.16	5.86	33.45	4.95	33.01	2.55
32	32.87	5.57	33.20	5.92	32.95	1.43
平均误差				4.34		1.70

表3 不同方法最低水位的预测结果比较

Tab. 3 Comparison of prediction results of minimum water level by different methods

调水方案编号	模拟值/m	最小水深/m	BP神经网络预测 <sup>[6]</sup>		RVM预测	
			预测值/m	水深相对误差/%	预测值/m	水深相对误差/%
25	30.91	3.61	31.13	6.09	30.76	3.19
26	30.58	3.28	30.62	1.22	30.74	3.24
27	30.54	3.24	30.62	2.47	30.73	3.87
28	30.58	3.28	30.88	9.15	30.74	3.44
29	30.94	3.64	31.17	6.32	30.75	3.19
30	30.61	3.61	30.85	7.25	30.77	2.02
31	30.73	3.31	30.91	5.25	30.76	1.45
32	30.76	3.43	30.85	2.60	30.76	2.27
平均误差				5.04		2.84

为了更加直观的比较2种预测方法,将BP神经网络预测模型与相关向量机预测模型预测结果及其对应的模拟值通过图形方式进行对比。

从图2、3可以看出,RVM模型预测值精确度更高且预测结果更加平滑;而BP神经网络预测结果能反映出趋势和变幅,但结果预测离散性更大,主

要原因还是该模型对样本的预测精度不高。

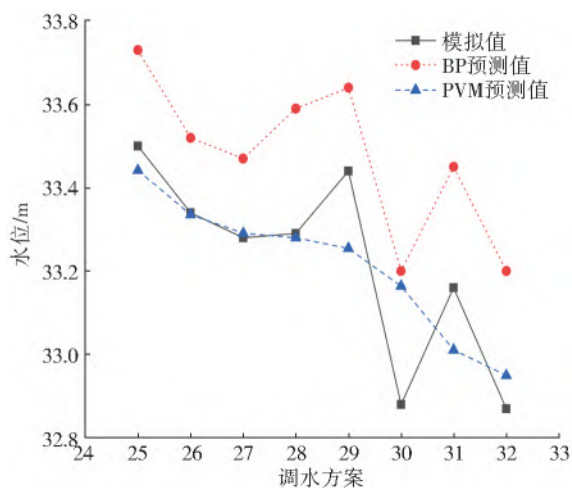


图 2 最高水位预测结果

Fig. 2 Prediction results of maximum water level

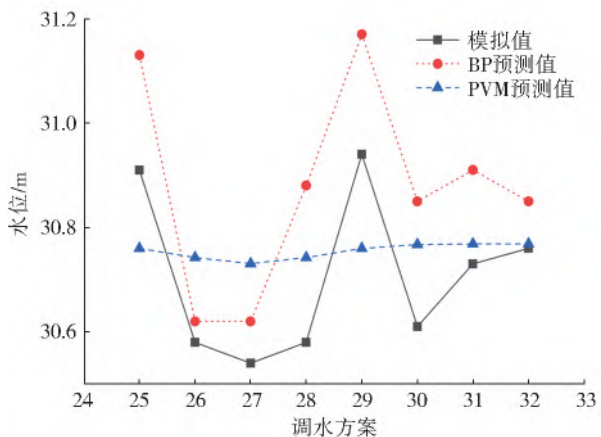


图 3 最低水位预测结果

Fig. 3 Prediction results of minimum water level

同时为比较 2 种方法预测性能,分别计算均方根误差 ( $\delta_{RMSE}$ ) 和平均绝对误差 ( $\delta_{MAE}$ ) 来进行对比

$$\delta_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(x_i - p_i) / x_i]^2} \times 100\% \quad (13)$$

$$\delta_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - p_i| / x_i \times 100\% \quad (14)$$

式中: $n$  为样本个数; $x_i$  为模拟值; $p_i$  为预测值。计算结果见表 4、5。

表 4 最高水位的预测性能比较

Tab. 4 Comparison of prediction performance of maximum water level 单位:%

评价标准	RVM	BPNN
$\delta_{RMSE}$	0.405 7	0.750 6
$\delta_{MAE}$	0.295 0	0.768 5

由表 4、5 可知,建立的 RVM 预测模型最低水位均方根误差和平均绝对误差分别为 0.405 7% 和 0.443 2%,最高水位均方根误差和平均绝对误差分

别为 0.443 2% 和 0.427 5%,误差均低于文献[6]中 BP 神经网络的预测误差,说明 RVM 预测模型精度更高,预测性能更好。

表 5 最低水位的预测性能比较

Tab. 5 Comparison of prediction performance of minimum water level 单位:%

评价标准	RVM	BPNN
$\delta_{RMSE}$	0.443 2	0.574 9
$\delta_{MAE}$	0.427 5	0.561 4

## 4 结论与讨论

### 4.1 结论

通过建立调水工程调蓄水位的 RVM 预测模型发现,该预测模型预测精度高,能够高效地解决非线性问题,对于泵站的运行管理及调水方案的选取具有重要参照意义。实例结果表明,本文选取的相关向量机模型在调水工程调蓄水位的预测上取得了较好的成果,主要得到了以下结论:

(1) 针对调蓄水位与其影响因素之间复杂的非线性关系,建立了基于 RVM 的调水工程调蓄水位预测模型,该模型精度高、离散性小,为调水工程调蓄水位的预测提供了一条新途径。

(2) 对应用实例的预测对比表明:BP 神经网络预测能反映出趋势和变幅,但 RVM 预测模型预测结果精确度更高,且耗时更短,具有泛化能力好、离散性小等优点。

(3) 在实际应用中,可分别发挥 2 种不同模型的优势,采用 BP 神经网络模型对调蓄水位的整体变化趋势进行预测,采用 RVM 模型预测对应的样本值,从而为工程技术人员提供更加可靠的参考。

### 4.2 讨论

目前针对调水工程调蓄水位的智能算法预测模型的研究还偏少,但已有学者通过粒子群算法<sup>[5]</sup>以及 BP 神经网络<sup>[6,23-24]</sup>寻求调水工程调蓄水位与其影响因素的联系,在前人的研究基础上,着重针对泵站开启时间差、起调水位、入流量、出流量,建立了调水工程调蓄水位的 RVM 预测模型。由文中预测结果可见:RVM 模型对极值水位的预测能力较弱(如:27 号方案的最低水位的预测结果相对误差较大),主要原因是处在该水位附近的学习样本数量不够充足,在下一步的研究工作中需要收集更多调水工程实例,尤其是针对极值水位的工程实例,扩充模型的训练样本规模,进一步提高 RVM 预测模型的

普适性与精确性。

#### 参考文献(References):

- [1] 聂晓东. 调水工程中调蓄工程群水量联动机制研究[D]. 天津:天津大学,2017. (NIE X D. Study on water flow linkage mechanism of regulated engineering groups in water transfer projects[D]. Tianjin: Tianjin University,2017. (in Chinese))
- [2] 任保华,黄平. 二次规划在调水决策和水分分配问题中的应用[J]. 气候与环境研究,2006(3):361-370. (REN B H, HUANG P. Application of quadratic planning on water transfer and allocation[J]. Climatic and Environmental Research, 2006 (3): 361-370. (in Chinese)) DOI:10.3969/j.issn.1006-9585.2006.03.013.
- [3] 曹明霖,徐斌,王腊春,等. 跨区域调水多水源水库群系统供水联合优化调度多情景优化模型研究与应用[J]. 南水北调与水利科技,2019,17(6):54-61,112. (CAO M L, XU B, WANG L C, et al. Research and application of multi-scenario optimization operation model for water supply of multi-reservoir in an inter-basin water transfer system[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology,2019,17(6):54-61,112. (in Chinese)) DOI: 10.13476/ j. cnki. nsbdqk. 2019.0135.
- [4] 武周虎,罗辉,刘长余,等. 南水北调南四湖提水泵站开启时间的分析研究[J]. 水力发电学报,2008(2):110-115. (WU Z H, LUO H, LIU C Y, et al. Study on the start-up time of pumping station of Nansi lakes located in the South-to-North Water Diversion Project [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008(2): 110-115. (in Chinese)) DOI:10.3969/j.issn.1003-1243.2008.02.021.
- [5] 郭旭宁,雷晓辉,李云玲,等. 跨流域水库群最优调供水过程耦合研究[J]. 水利学报,2016,47(7):949-958. (GUO X N, LEI X H, LI Y L, et al. Study on coupling of optimal water transfer and supply process for inter-basin water-transfer multi-reservoir system[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47 (7): 949-958. (in Chinese)) DOI:10.13243/ j. cnki. slxb. 20150865.
- [6] 高学平,闫晨丹,张岩,等. 基于BP神经网络的调水工程调蓄水位预测模型[J]. 南水北调与水利科技,2018,16(1):8-13. (GAO X P, YAN C D, ZHANG Y, et al. Prediction model for water level regulation in water diversion project based on BP neural network[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16 (1): 8-13. (in Chinese)) DOI: 10.13476/j. cnki. nsbdqk. 20180002.
- [7] TIPPING M E. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1 (3): 211-244. DOI: 10.1162/15324430152748236.
- [8] 赵春晖,张焱. 相关向量机分类方法的研究进展与分析[J]. 智能系统学报,2012,7(4):294-301. (ZHAO C H, ZHANG Y. Research progress and analysis on methods for classification of RVM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7 (4): 294-301. (in Chinese)) DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201112019.
- [9] 李勇,陈俊达,张胜满,等. 粒子滤波优化的相关向量回归多步预测方法[J]. 微电子学与计算机,2015,32(1):161-164,168. (LI Y, CHEN J D, ZHANG S M, et al. Relevance vector regression multi-step prediction method optimized by particle filter[J]. Microelectronics & Computer, 2015, 32(1): 161-164, 168. (in Chinese)) DOI:10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2015.01.035.
- [10] VISWANATHAN R, KURUP P, SAMUI P. Examining efficacy of metamodels in predicting ground water table[J]. International Journal of Performability Engineering, 2015, 11(3): 275-281.
- [11] ZHAO W, GAO Y, LI C. RVM based on PSO for ground-water level forecasting [J]. Journal of Computers, 2012, 7(5): 1073-1079. DOI: 10.4304/jcp.7.5.1073-1079.
- [12] 张研,邓雪沁,张炳晖. 基于相关向量机的再生混凝土收缩徐变预测[J]. 混凝土, 2019(7): 91-93, 99. (ZHANG Y, DENG X Q, ZHANG B H. Prediction about shrinkage and creep of recycled aggregate concrete based on relevance vector machine[J]. Concrete, 2019(7): 91-93, 99. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1002-3550.2019.07.022.
- [13] 韩中合,李秋菊,苑一鸣,等. 基于相关向量机的短期风速预测模型[J]. 电力科学与技术学报,2017,32(3):38-42. (HAN Z H, LIU Q J, YUAN Y M, et al. RVM based short-term wind speed prediction model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(3): 38-42. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1673-9140.2017.03.006.
- [14] 冯小素. 基于相关向量机的混合模型在时间序列预测中的研究[D]. 兰州:兰州大学,2019. (FENG X S. Research of hybrid model based on relevant vector machine in time series forecasting [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2019. (in Chinese))
- [15] 高学平,朱洪涛,闫晨丹,等. 基于RBF代理模型的调水过程优化研究[J]. 水利学报,2019,50(4):439-447. (GAO X P, ZHU H T, YAN C D, et al. Study on

- optimization of water transfer process based on RBF surrogate model[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2019, 50(4): 439-447. (in Chinese) DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.20180793.
- [16] 于秀治. 南水北调后地下水位数值模拟预测及其环境影响评价[D]. 长春: 吉林大学, 2004. (YU X Z. Groundwater level numerical simulation prediction and its environmental influence evaluation after the South-to-North Water Transferring Project [D]. Changchun: Jilin University, 2004. (in Chinese))
- [17] 宋月清, 林仁. 水泵启动过程中泵站前池水位降落值的分析[J]. *水利学报*, 1999(5): 72-77. (SONG Y Q, LIN R. Analysis on forebay water level depression during starting of pump station[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 1999(5): 72-77. (in Chinese)) DOI: 10.3321/j.issn:0559-9350.1999.05.013.
- [18] 王国利, 梁国华, 曹小磊, 等. 基于协商对策的群决策模型及其在跨流域调水方案优选中的应用[J]. *水利学报*, 2010, 41(5): 624-629. (WANG G L, LIANG G H, CAO X L, et al. Negotiation-based multi-objective and multi-person optimal decision making model for inter-basin water transfer schemes[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2010, 41(5): 624-629. (in Chinese)) DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.2010.05.005.
- [19] BROAD D R, DANDY G C, MAIER H R. A systematic approach to determining metamodel scope for risk-based optimization and its application to water distribution system design[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2015, 69: 382-395. DOI: 10.1016/j.envsoft.2014.11.015.
- [20] WANG Q. Underwater bottom still mine classification using robust time-frequency feature and relevance vector machine[J]. *International Journal of Computer Mathematics*, 2009, 86(5): 794-806. DOI: 10.1080/00207160701704572.
- [21] 孙小银, 郭洪伟, 廉丽姝, 等. 南四湖流域产水量空间格局与驱动因素分析[J]. *自然资源学报*, 2017, 32(4): 669-679. (SUN X Y, GUO H W, LIAN L S, et al. The spatial pattern of water yield and its driving factors in Nansi Lake basin[J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(4): 669-679. (in Chinese)) DOI: 10.11849/zrzyxb.20160460.
- [22] 罗亦泳, 张豪, 张立亭. 基于进化相关向量机的边坡安全系数估算[J]. *人民黄河*, 2016, 38(2): 103-107. (LUO Y Y, ZHANG H, ZHANG L T. Estimation of slope safety factor based on evolutionary relevance vector machine[J]. *Yellow River*, 2016, 38(2): 103-107. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1000-1379.2016.02.027.
- [23] 王文川, 李文锦, 徐冬梅, 等. 基于马尔可夫链校正 GM-BP 模型的径流预测[J]. *南水北调与水利科技*, 2019, 17(5): 44-49. (WANG W C, LI W J, XU D M, et al. Runoff prediction based on GM-BP model calibration against Markov chain[J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2019, 17(5): 44-49. (in Chinese)) DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2019.0108.
- [24] 李晓英, 苏志伟, 周华, 等. 基于主成分分析的 GA-BP 模型在城市需水预测中的应用[J]. *南水北调与水利科技*, 2017, 15(6): 39-44. (LI X Y, SU Z W, ZHOU H, et al. Application of GA-BP model based on principal component analysis to urban water demand prediction[J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2017, 15(6): 39-44. (in Chinese)) DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2017.06.006.

### Relevance vector machine model for predicting water level regulation in water diversion project

ZHANG Yan<sup>1,2</sup>, LIAO Yifu<sup>1,2</sup>, WANG Pengpeng<sup>2</sup>, WU Zhekang<sup>2</sup>

(1. *Guangxi Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Guilin 541004, China;*

2. *School of Civil and Architectural Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)*

**Abstract:** China has serious water shortage problems, and the regional distribution of water resources is very unbalanced. The water diversion project may solve the water shortage problem and uneven spatial distribution, but also affect the water situation in the receiving area, making the local water source and the pump station reservoir interrelated and interdependent. It is of great significance for improving the efficiency and reducing the cost of water transfer to master the changing process and influencing factors of water storage level in water transfer projects. As traditional methods are difficult to analyze the action mechanism of multiple influencing factors, several scholars begin to apply the intelligent method based on the "black box" processing of mapping relationship to analyze the reducing water level under the influence of multiple factors and start to use intelligent algorithms such as artificial intelligence algorithm, BP neural network and correlation vector machine to seek the relationship between the regulating and storing water level and various influencing factors.

Relevance vector machine (RVM) is a sparse probability model based on Sparse Bayes, which has many advantages such as its kernel functions without the restriction of Mercer's conditions, and automatically determined relevance vectors. Many factors are influencing the change of the water level before the pump, and there is a complex nonlinear relationship with the water level before the pump. Given the limitations of the BP neural network model, through the analysis and comparison of a large number of experimental data, the selection of pump stations open time, adjust the water level, flow, the analysis of the existing data collection, sorting out of the water diversion scheme fitting data set and build learning samples and fitting training, to regulate water level and forecasting model. The RVM model predicted results are compared with BP neural network prediction model.

By selecting reasonable kernel function and kernel width parameters, the prediction results of RVM model are obtained, the application of example shows that the root mean squared error and mean absolute error for RVM prediction model are smaller than BP neural network prediction model using the same sample, prediction accuracy is higher. However, due to the insufficient number of learning samples, the RVM prediction model is not as good as the BP neural network prediction model in reflecting the trend and amplitude in the water level prediction, but the BP neural network prediction model has greater discretization in the result prediction because the main reason is that the model has low accuracy in predicting the samples.

Aimed at the complex nonlinear relationship between the water level and its influencing factors, a prediction model of water level for water transfer project based on RVM is established. The model has high precision and low dispersion, which provides a new way for the prediction of water levels for water transfer projects. The prediction results show that the BP neural network prediction can reflect the trend and amplitude, but the RVM prediction model has the advantages of higher accuracy, shorter time consumption, and better generalization ability. In practical application, the advantages of the two different models can be played, the BP neural network model is used to predict the overall trend of the water level, and the RVM model is used to predict the corresponding sample value, to provide more reliable reference for engineers and technicians.

**Key words:** water diversion project; water level regulation; relevance vector machine; prediction model