

# 基于 SSA-MSVR 的混凝土拱坝材料参数反演模型

杨杰<sup>1,2</sup>, 刘智<sup>1,2</sup>, 宋锦焘<sup>1,2</sup>, 程琳<sup>1,2</sup>, 马春辉<sup>1,2</sup>, 冉鑫<sup>1,2</sup>

(1. 西安理工大学省部共建西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西 西安 710048;

2. 西安理工大学水利水电学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 为进一步提高混凝土拱坝材料参数获取的准确性, 构建了基于多输出支持向量回归 (MSVR) 和麻雀搜索算法 (SSA) 的混凝土拱坝材料参数反演模型。为了快速模拟坝体径向位移与材料参数的非线性关系, 建立了高精度的 MSVR 模型代替有限元模型计算, 并利用 SSA 对所需参数进行寻优反演。工程实例验证结果表明: 构建的反演模型计算精度高, 计算速度快, 能快速反演坝体与坝基材料参数, 可用于实际工程的材料参数反演分析。

**关键词:** 拱坝; 材料参数; 麻雀搜索算法; 多输出支持向量回归; 参数反演

**中图分类号:** TV37      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1006-7647(2023)05-0053-05

**Inversion model of material parameters for concrete arch dams based on SSA-MSVR//YANG Jie<sup>1,2</sup>, LIU Zhi<sup>1,2</sup>, SONG Jintao<sup>1,2</sup>, CHENG Lin<sup>1,2</sup>, MA Chunhui<sup>1,2</sup>, RAN Li<sup>1,2</sup>** (1. State Key Laboratory of Eco-Hydraulics in Northwest Arid Region, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. Institute of Water Resources and Hydroelectric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** To further improve the accuracy of obtaining material parameters for concrete arch dams, a material parameter inversion model based on multi-output support vector regression (MSVR) and sparrow search algorithm (SSA) was constructed. To quickly simulate the nonlinear relationship between radial displacement of dam body and material parameters, a high-precision MSVR model was established instead of the finite element model calculation, and SSA was used to optimize and invert the required parameters. The verification results of engineering examples show that the constructed inversion model has high calculation accuracy and fast calculation speed, which can quickly invert the material parameters of the dam body and dam foundation, and can be used for the inversion analysis of material parameters in actual engineering.

**Key words:** arch dam; material parameters; sparrow search algorithm; multi-output support vector regression; parameter inversion

坝体弹性模量与基岩变形模量是拱坝结构分析的重要参数, 是研究拱坝真实运行性态的重要依据。由于设备、试验场地等因素的制约, 传统的室内试验、原位试验等方法很难准确获得高拱坝真实状态下的力学参数<sup>[1-3]</sup>。因此, 利用监测资料进行反演已经成为获取坝体弹性模量与基岩变形模量的常用方法之一<sup>[4]</sup>。

随着反演方法的迅速发展, 越来越多的智能算法被应用于反演分析中。万智勇等<sup>[5]</sup>考虑冻胀变形的影响, 利用 BP 神经网络反演得到高寒地区碾压混凝土坝真实状态下的力学参数; 程琳等<sup>[6]</sup>基于多输出支持向量机对混凝土坝材料动参数进行了反

演, 反演精度较好; 刘健等<sup>[7]</sup>基于改进的 BP 人工神经网络对李家峡拱坝坝体弹性模量及基岩变形模量进行反演, 得到了较为理想的结果; 程井等<sup>[8]</sup>基于无似然函数的马尔可夫链蒙特卡罗方法将坝体及坝基变形模量参数视为随机变量进行随机反演, 分析了参数分布的统计特性与观测值波动之间的关系, 结果表明后验分布变异性与观测值离散性呈正相关关系; Zheng 等<sup>[9]</sup>利用克隆选择算法和多输出支持向量机算法对面板堆石坝的堆石材料参数进行了反演分析, 结果表明提出的反演模型能准确得到堆石材料参数; 胡清义等<sup>[10]</sup>提出基于改进型差分进化算法和在线支持回归机的参数反演方法, 对构皮滩拱

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(52109166)

**作者简介:** 杨杰(1971—), 男, 教授, 博士, 主要从事水工结构与大坝安全监测研究。E-mail: xautyangj@126.com

**通信作者:** 刘智(1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事水工结构与大坝安全监测研究。E-mail: xilixiaoliu@163.com

坝进行了材料参数反演分析,结果表明该方法可以快速准确反演得到高拱坝的材料参数。但传统智能算法存在以下一些问题:①参数多为人为选定,模型自适应性差;②优化算法易陷入局部收敛,且收敛速度慢;③针对多输入多输出问题,很难建立输入和输出的非线性关系,反演精度不足。近些年,多输出支持向量回归(multi-output support vector regression, MSVR)被广泛应用于建模预测中,其所需的支持向量更少,同时整体预测精度和抗噪性能更好,对于解决少样本问题具有较好的效果,同时也弥补了传统神经网络易陷入局部极值的缺陷<sup>[11-12]</sup>。

为了进一步提高反演模型的自适应性和反演精度,本文建立了基于麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)和 MSVR 的混凝土拱坝材料参数反演模型(以下简称“SSA-MSVR 模型”)。SSA-MSVR 模型针对 MSVR 模型自适应性差的问题,利用 SSA 优秀的全局搜索能力和收敛速度<sup>[13]</sup>对 MSVR 的惩罚因子和核参数进行迭代寻优,提高了模型的自适应能力,并利用大坝监测资料,反演坝体和坝基参数。

## 1 SSA-MSVR 模型构建

### 1.1 SSA 和 MSVR 算法原理

SSA 是一种受麻雀种群捕食行为启发而提出的新型群智能优化算法<sup>[13]</sup>,该算法将麻雀分为发现者和加入者,并引入预警机制,随机选取部分麻雀为警戒者,警戒者可以是发现者或加入者。发现者中适应度较好的在搜索食物时会优先获得食物,具有更好的全局搜索能力,为加入者提供搜索范围和搜索方向。当发现捕食者时,警戒者给发现者和加入者发出预警,预警值大于安全值时,发现者会将加入者带到安全区域进行觅食。在麻雀群中,发现者、加入者、警戒者的比例是固定的,但他们的身份是动态的,在算法迭代更新中,发现者、加入者和警戒者会根据不同的条件对其位置进行更新,同时,需要对更新后的麻雀位置进行边界条件的判定。本文发现者、加入者、警戒者的比例设置为 90%、10%、20%。

MSVR 旨在通过引入非线性映射函数 $\varphi(\cdot)$ ,将已知样本训练拟合建立的多输入和多输出之间的非线性关系转化为线性关系拟合问题<sup>[14]</sup>,在高维特征空间建立拟合函数<sup>[15]</sup>,即回归函数 $f(x)$ 。回归函数 $f(x)$ 在拟合时会存在一个微小的差量,即不敏感函数 $\varepsilon$ ,可通过对不敏感函数 $\varepsilon$ 进行优化来解决支持向量回归问题。因此可以采用优化算法快速迭代求解的优势,解决支持向量回归问题。

MSVR 在非线形变形方面有着不错的拟合效果和泛化能力<sup>[16-18]</sup>,本文采用 SSA 对 MSVR 的惩罚因

子和核参数进行优化,进一步提高模型的自适应能力,从而满足 SSA-MSVR 模型稳定性和精度的要求。

### 1.2 SSA-MSVR 模型反演流程

本文基于 SSA-MSVR 模型对坝体弹性模量和基岩变形模量进行反演分析,利用 SSA 较好的全局搜索能力对 MSVR 的惩罚因子和核参数进行寻优处理,建立具有自适应能力的 MSVR 模型<sup>[19-20]</sup>。然后再利用 SSA 对坝体和基岩参数进行全局寻优,搜索满足条件的参数组合,即完成反演任务。SSA-MSVR 模型反演混凝土拱坝材料参数的具体步骤如下:

**步骤 1** 根据工程相关资料确定坝体和基岩材料参数取值范围,构造多组参数组合。利用 Abaqus 建立有限元模型,计算相应参数组合下的径向位移,并将参数组合与计算得到的径向位移作为计算样本,其中 80% 作为训练样本,20% 作为测试样本。

**步骤 2** 将构造的材料参数组合作为输入,计算的径向位移作为输出,代入 MSVR 模型中进行训练。同时,采用 SSA 优化惩罚因子和核参数。在测试过程中,当训练精度不满足要求时,继续对参数进行优化;当训练精度满足要求时,完成训练。

**步骤 3** SSA 在搜索材料参数时会随机构造新的参数组合,将其输入到训练完成的 MSVR 模型中,输出相应的位移计算值,以实测径向位移为目标计算该参数组合的适应度。将适应度最优的一组参数作为最优参数。

**步骤 4** 更新参数组合,并计算其位移和适应度。若适应度优于当前最优适应度则将该组材料参数更新为最优参数,否则不进行更新。

**步骤 5** 判断迭代次数是否达到最大迭代次数,若达到最大迭代次数,则输出当前最优的参数组合和最优适应度,迭代终止;否则,重复步骤 4。

**步骤 6** 将反演得到的最优参数代入有限元模型进行正算,计算各测点径向位移,并与实测数据进行比较,判断精度是否满足要求,满足则为最终反演结果,否则,返回步骤 3 进行迭代更新。

SSA-MSVR 模型反演流程图 1 所示。

## 2 工程实例验证

### 2.1 有限元模型建立

以黄河上游某高混凝土双曲拱坝为工程实例,该拱坝最大坝高为 250.0 m,水库正常蓄水位为 2 452.0 m,校核洪水位为 2 457.0 m,总库容为 10.79 亿  $m^3$ ,调节库容为 1.5 亿  $m^3$ ,具有日调节能力。

采用 Abaqus 有限元计算软件建立有限元模型如图 2 所示,建模范围上下游分别取 1 倍坝高,以尽

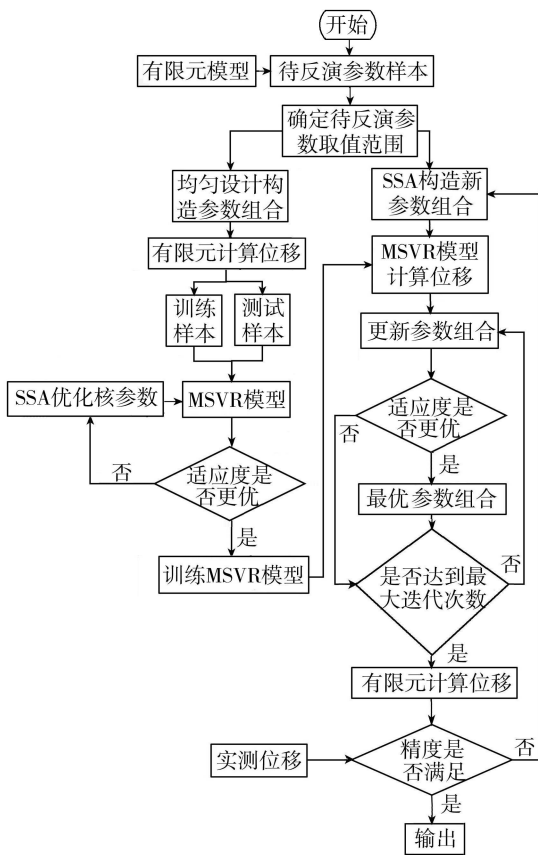


图1 SSA-MSVR模型反演流程

量模拟该工程真实地形并充分考虑该工程坝体结构,经过初步计算,有限元模型计算的位移规律符合拱坝变形规律,建立的有限元模型有很好的模拟效果。模型坐标系  $x$  轴正向为垂直河道向左岸方向,  $y$  轴正向为顺河道向上游方向,  $z$  轴正向为垂直向上。拱坝实测位移值为径向位移,因此有限元模型计算得到的  $y$  轴方向位移需要转化为径向位移。有限元模型共有 75 094 个节点,68 939 个单元,单元类型为八结点线性六面体单元,网格剖分时将测点布置在节点上。

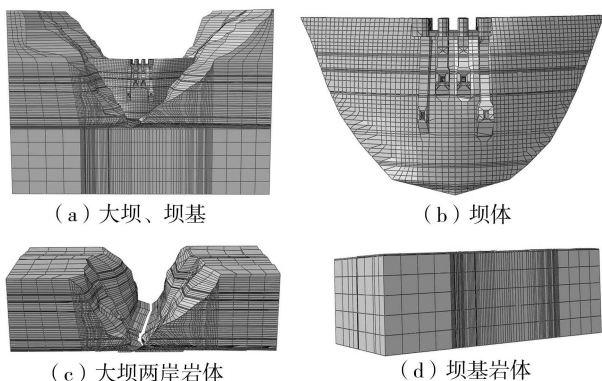


图2 某高混凝土拱坝有限元模型

## 2.2 待反演材料参数选择

在构造参数组合时,考虑到拱坝两岸坝肩岩体不同高程处风化程度不同,因此两岸坝肩岩体变形

模量按照高程进行分区,分为坝基面(2212.0 m)以下  $E_1$ 、2212.0 ~ 2460.0 m  $E_2$ 、坝顶高程(2460.0 m)以上  $E_3$ 。拱坝坝体内部结构复杂,分区虽然会提高精确性,但同时会增加反演耗时,影响反演效率,而用综合弹性模量完全可以满足坝体位移计算的精度要求,因此对坝体混凝土弹性模量不进行分区讨论,选用综合弹性模量  $E_0$ 。由于坝顶高程以上岩体参数变化对坝体变形影响较小,在参数选取时不考虑 2460.0 m 以上两岸岩体弹性模量的变化,因此选取  $E_1$ 、 $E_2$  和  $E_0$  为待反演参数,3 个参数变化范围参考工程相关地质报告,  $E_1$  为 19.00 ~ 27.00 GPa,  $E_2$  为 18.00 ~ 29.00 GPa,  $E_0$  为 26.00 ~ 34.00 GPa。

## 2.3 反演模型建立

该工程拱坝监测垂线采用正、倒垂线相结合的方法布置,从右岸往左岸依次为 PL1 ~ PL7,共计 38 条垂线。本文选取该拱坝中间垂线上的 PL4-1、PL4-2、PL4-3、PL4-4 测点为观测点,这 4 个测点均匀分布在坝体不同高程,能很好反应坝体位移变化规律。

结合工程实测资料,分别选取 2009 年 3 月 2 日(上游水位 2276.6 m)和 2021 年 7 月 1 日(上游水位 2451.3 m、下游水位 2238.9 m)作为模型计算的起止日期。根据拱坝位移变化规律,拱坝径向位移测值较大,变化方向更加明确,更容易反应荷载与位移之间的变化关系,同时参考文献[5-8]的研究成果,最终选取拱坝径向位移用以反演计算。将 3 组材料参数分别均匀分为 5 个水平,组合成 125 组参数组合。表 1 为 125 组设计参数组合及不同组合下有限元模型计算的径向位移值。

表1 参数设计组合及径向位移有限元模型计算值

参数组合	$E_0$ /GPa	$E_1$ /GPa	$E_2$ /GPa	径向位移/mm			
				PL4-1	PL4-2	PL4-3	PL4-4
1	31.00	21.00	29.00	50.97	48.01	38.79	27.84
2	26.00	25.00	18.00	63.09	59.50	52.17	34.06
3	29.00	25.00	26.00	54.63	51.43	45.17	29.44
4	31.00	21.00	18.00	54.75	51.73	45.64	30.30
5	29.00	21.00	29.00	54.02	50.85	44.80	29.32
6	31.00	25.00	26.00	51.59	48.59	42.73	27.96
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
122	31.00	27.00	26.00	51.56	48.56	42.64	27.82
123	26.00	19.00	26.00	60.16	56.62	49.88	32.63
124	29.00	27.00	29.00	54.96	50.74	43.50	28.86
125	35.00	21.00	18.00	50.74	47.02	40.57	27.80

在 MSVR 模型参数优化训练中,将前 100 组数据作为训练样本,代入模型中进行训练;后 25 组数据作为测试样本,进行适应度计算。利用 SSA 对 MSVR 模型的惩罚因子和核参数进行迭代寻优,惩罚因子和核参数的取值范围<sup>[11]</sup>分别为 0 ~ 3 000 和 0 ~ 500,选取麻雀数为 30 只,最大迭代次数为 1 000 次,得到的惩罚因子和核参数最优值分别为 2 000



和 3.2334, 该模型参数组合下的 MSVR 模型拟合位移与 Abaqus 测试样本计算位移误差范围为  $-3.18 \sim 2.51$  mm, 最大偏差率仅为 6.9%, 各测试样本拟合值与有限元模型计算值对比如图 3 所示。结果表明, MSVR 模型计算精度满足计算要求, 可以用来代替 Abaqus 有限元计算, 后续可采用训练后的 MSVR 模型对材料参数进行反演计算。

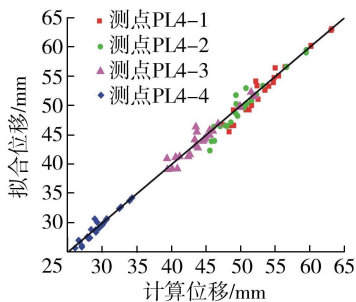


图 3 拟合位移与计算位移对比

基于训练后的 MSVR 模型和 25 组测试样本, 分别采用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 和 SSA 对材料参数组合进行搜索寻优, 建立 PSO-MSVR 模型和 SSA-MSVR 模型, 比较两个模型的反演速度和反演精度 (适应度越小, 模型反演精度越优)。如图 4 所示, 相比 PSO-MSVR 模型, 本文建立的 SSA-MSVR 模型精度提高了 10%, 同时迭代次数减少了 100 次, 在速度和精度方面更优。

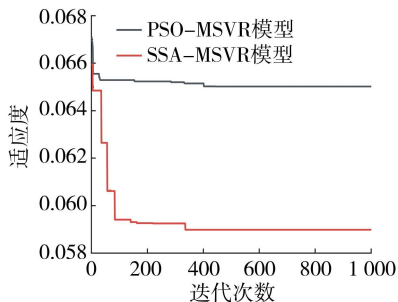


图 4 PSO-MSVR 与 SSA-MSVR 模型反演速度与精度对比

反演工况和计算工况相同, 选取 2021 年 7 月 1 日与 2009 年 3 月 2 日的实测位移差值作为目标位移值, 将 4 个测点的目标位移值代入 SSA-MSVR 模型, 反演得到  $E_0$  为 29.57 GPa,  $E_1$  为 25.70 GPa,  $E_2$  为 24.00 GPa。SSA-MSVR 模型反演得到的材料参数与实际工程推荐参数相比, 坝体综合弹性模量基本一致, 坝基岩体变形模量较大, 其反演规律与文献 [7] 反演规律一致。为进一步验证反演得到的参数的准确性, 将反演得到的材料参数值和工程推荐参数值 ( $E_0 = 30.00$  GPa,  $E_1 = 20.00$  GPa,  $E_2 = 18.00$  GPa) 代入有限元模型中进行径向位移计算, 其结果对比如表 2 所示。

由表 2 可知, 与工程推荐参数计算得到的位移

表 2 不同参数计算位移与目标位移对比

测点	目标位移/mm	反演参数计算位移/mm	推荐参数计算位移/mm
PL4-1	56.35	54.33	52.85
PL4-2	47.29	49.14	49.79
PL4-3	41.72	43.14	43.94
PL4-4	29.36	29.32	28.89

相比, 反演参数计算得到的位移更接近目标位移, 且差值都控制在 3 mm 以内。有限元模型计算 1 次用时 257 s, 利用有限元模型完成全部反演过程需要 257 000 s, 而利用 SSA-MSVR 模型进行反演一次仅需要 21 s, 构建模型需要 32 162.5 s, 完成全部反演任务需要 32 183.5 s, 相较于传统利用有限元模型反演, SSA-MSVR 模型可节省大量的时间。可见 SSA-MSVR 模型能快速准确反演得到材料参数组合, 可用于实际工程的混凝土拱坝材料参数反演分析。

### 3 结 语

为了快速准确得到坝体及坝基材料参数, 本文构建了 SSA-MSVR 模型, 并通过工程实例验证了该模型的合理性和准确性。该模型具有良好的自适应能力, 克服了传统 MSVR 模型计算精度受人为设定参数影响的弊端, 同时该模型有着良好的计算精度和较强的泛化能力, 反演拱坝材料参数时能节省大量计算时间, 在混凝土拱坝材料参数反演中有着很好的工程应用前景。

### 参考文献:

- [1] 马春辉, 杨杰, 程琳, 等. 基于量子遗传算法与多输出混合核相关向量机的堆石坝材料参数自适应反演研究 [J]. 岩土力学, 2019, 40(6): 2397-2406. (MA Chunhui, YANG Jie, CHENG Lin, et al. Adaptive inversion analysis of material parameters of rock-fill dam based on QGA-MMRVM [J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(6): 2397-2406. (in Chinese))
- [2] 胡江, 马福恒, 王春红. 特高拱坝变形监测的分区及其模型构建方法 [J]. 河海大学学报 (自然科学版), 2021, 49(2): 148-154. (HU Jiang, MA Fuheng, WANG Chunhong. Zoned deformation monitoring and its model building method for super high arch dams [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(2): 148-154. (in Chinese))
- [3] 周兰庭, 邓思源, 柳志坤, 等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法 [J]. 河海大学学报 (自然科学版), 2023, 51(2): 73-80. (ZHOU Lanting, DENG Siyuan, LIU Zhikun, et al. Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(2): 73-80. (in Chinese))

- [ 4 ] 袁俊平,邱豪磊,胡有方,等. 土石坝力学参数反演技术研究进展与展望[J]. 水利水电科技进展,2021,41(3):1-10. (YUAN Junping, QIU Haolei, HU Youfang, et al. Research progress and prospects on inversion technology of mechanical parameters for earth-rockfill dams[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2021,41(3):1-10. (in Chinese))
- [ 5 ] 万智勇,黄耀英,朱赵辉,等. 高寒地区碾压混凝土坝运行期力学参数反演分析[J]. 水利水电技术,2017,48(12):50-55. (WAN Zhiyong, HUANG Yaoying, ZHU Zhaohui, et al. Back analysis on mechanical parameters of RCC dam during operation period in alpine region[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2017, 48(12):50-55. (in Chinese))
- [ 6 ] 程琳,王冬冬,杨杰,等. 基于强震观测和多输出支持向量机的混凝土坝材料动参数反演[J]. 振动工程学报,2017,30(3):466-474. (CHENG Lin, WANG Dongdong, YANG Jie, et al. Back-analysis method based on strong-motion record and multiple-output support vector machine used to determine the dynamic material parameters of concrete dams [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017,30(3):466-474. (in Chinese))
- [ 7 ] 刘健,练继建. 李家峡拱坝坝体弹性模量及基岩变形模量的反演[J]. 岩石力学与工程学报,2005,24(24):4466-4471. (LIU Jian, LIAN Jijian. Back analysis of elastic modulus of Lijiaxia arch concrete dam and deformation modulus of its foundation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2005,24(24):4466-4471. (in Chinese))
- [ 8 ] 程井,李培聪,李同春,等. 基于MCMC法的混凝土坝坝体坝基变形模量随机反演[J]. 水利水运工程学报,2020(2):99-106. (CHENG Jing, LI Peicong, LI Tongchun, et al. Stochastic inversion of deformation moduli of concrete dam body and foundation based on Markov chain Monte Carlo method [J]. Hydro-Science and Engineering,2020(2):99-106. (in Chinese))
- [ 9 ] ZHENG Dongjian, CHENG Lin, BAO Tengfei, et al. Integrated parameter inversion analysis method of a CFRD based on multi-output support vector machines and the clonal selection algorithm [J]. Computers and Geotechnics,2013,47:68-77.
- [10] 胡清义,朱喜,田功臣. 构皮滩拱坝坝体与坝基变形模量反演分析[J]. 武汉大学学报(工学版),2021,54(9):801-809. (HU Qingyi, ZHU Xi, TIAN Gongchen. Inversion analysis of deformation modulus of Goupitan high arch dam and its foundation rock[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(9):801-809. (in Chinese))
- [11] GHASEMI M, ZONOOZI M H, REZANIA N, et al. Predicting coagulation-flocculation process for turbidity removal from water using graphene oxide: a comparative study on ANN, SVR, ANFIS, and RSM models [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, 29(48):72839-72852.
- [12] 廖龙飞. 多输出支持向量机及其应用研究[D]. 北京:北京化工大学,2011.
- [13] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用:麻雀搜索算法[D]. 上海:东华大学,2020.
- [14] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. 2nd ed. New York:Springer,2000.
- [15] 崔东文. 基于多元变量组合的回归支持向量机集成模型及其应用[J]. 水利水运工程学报,2014(2):66-73. (CUI Dongwen. A regression support vector machine integrated model based on multivariate combinations and its application[J]. Hydro-Science and Engineering,2014(2):66-73. (in Chinese))
- [16] 胡蓉. 多输出支持向量回归算法[J]. 华东交通大学学报,2007,24(1):129-132. (HU Rong. Support vector machine for multi-output regression Multi output support vector regression algorithm [J]. Journal of East China Jiaotong University,2007,24(1):129-132. (in Chinese))
- [17] WU Yuchun, YAN Yifan, LYU Zhimin. Novel prediction model for steel mechanical properties with MSVR based on MIC and complex network clustering[J]. Metals,2021,11(5):11050747.
- [18] XIONG Tao, LI Chongguang, BAO Yukun. Interval-valued time series forecasting using a novel hybrid Holt( I ) and MSVR model[J]. Economic Modelling,2017,60:11-23.
- [19] 陈家琦,岑威钧,李邓军,等. 基于改进ACMPSO并行算法的土石坝本构参数反演[J]. 水利水电科技进展,2021,41(3):66-71. (CHEN Jiaqi, CEN Weijun, LI Dengjun, et al. Inversion of constitutive parameters of earth-rock dams based on improved ACMPSO parallel algorithm [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2021,41(3):66-71. (in Chinese))
- [20] 马建婷,康飞,姜成磊,等. 高拱坝参数反演的Jaya-高斯过程回归模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(4):74-79. (MA Jianting, KANG Fei, JIANG Chenglei, et al. Jaya-Gaussian process regression model for parameter inversion of high arch dams[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(4):74-79. (in Chinese))

(收稿日期:2022-11-12 编辑:熊水斌)