

混凝土坝变形组合预报模型的蛙跳建模方法

王 伟¹, 钟启明¹, 刘守华¹, 李益兵²

(1. 南京水利科学研究院, 江苏 南京 210029; 2. 江苏省射阳县水利局, 江苏 射阳 224300)

摘要: 混凝土坝变形的影响因素多而复杂, 监测数据包含大量的不确定性信息, 因此依据多种建模方法建立的各单一模型的预报效果各不相同. 组合模型能够弥补单一模型的局限性, 如何在建模过程中使权重系数实时反映单一模型对监测信息的变化, 是组合模型建模的关键. 从优化极值角度考虑各单一模型中未知量与权重系数之间的相互性, 利用蛙跳算法(SFLA)的分布式全局优化性能同步确定其值, 提出相应的蛙跳优化建模方法. 混凝土坝变形长期监测资料的应用表明, 该方法具有良好的预报效果, 简化了组合模型的确定过程, 提高了模型的预报能力, 为混凝土坝变形预报分析提供了新的计算方法.

关 键 词: 蛙跳算法; 混凝土坝; 组合模型; 变形; 预报

中图分类号: TV642.3

文献标志码: A

文章编号: 1009-640X(2013)02-0009-06

目前我国已修建 8.7 万多座水库, 作为特殊的水工建筑物, 这些水库在开发利用水资源和防灾减灾中发挥了重要的作用, 但潜在的大坝安全隐患应引起足够的重视. 随着时间的推移, 由于外部环境的长期变化以及材料老化、人为因素等原因, 大坝存在不同程度的老化、裂缝, 若这些隐患得不到及时诊断和解决, 不仅会影响大坝的安全运行, 甚至会导致溃坝等灾难性事故. 建立合理的监控预报模型并制定有效的应急方案, 可减少大坝失事造成的损失, 甚至避免大坝事故的发生. 从大量监测数据中迅速找出有效信息, 对大坝的运行状态进行及时诊断和预报是监控工作的重点, 如我国的佛子岭连拱坝, 正是由于建立了合理的变形监控模型, 从而避免了一次重大事故^[1]. 由此可见, 依靠预报模型对监测数据进行预测分析具有重要性和必要性, 而这些都是以数学方法和算法理论为基础.

大坝变形的环境影响因素多而复杂, 主要涉及坝体类型、上下游水位、气温、坝体内部温度、时效变化等. 根据不同的评判准则, 可从多个角度提出大坝变形预报的建模方法. 随着信息科学和计算机技术的发展, 灰色理论、模糊理论、神经网络算法、遗传算法等新型算法的引入为大坝安全管理部门的决策判断提供了新的有效手段^[2-5]. 从信息论角度, 基于不同算法的监控模型均能从一定程度上反映坝体的运行状态, 具有不同的数据挖掘能力. 为了综合利用各预报模型的挖掘能力, 可将各单一模型通过优化方式集合在一起, 建立相应的组合模型. 由于传统优化算法的局限性和组合模型的复杂性, 大多采用分步求解方式, 首先确立各单一模型的计算参数, 再以权重系数组合各模型. 群智能优化算法是新一代的仿生优化算法, 相比人工神经网络、遗传算法等算法具有更强的全局搜索能力和并行计算能力, 常用于水库调度优化问题和参数反演等问题^[6-7]. 本文采用群智能算法中的蛙跳算法建立组合模型, 通过单蛙个体的位置向量、跳跃步长、适应度等计算参数的定义形式, 考虑建模过程中权重系数与各模型的动态变化联系. 利用算法的局部优化性能和全局优化性能, 同步确定各模型的计算参数和权重系数, 改变传统的分步求解方式, 提出混凝土坝变形组合预报模型的蛙跳优化建模方法.

收稿日期: 2012-09-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51109141); 中央级公益性科研院所青年基金项目(Y311005)

作者简介: 王 伟(1979-), 男, 江苏高邮人, 博士, 主要从事大坝安全监控理论、地基工程监测研究.

E-mail: wwgi555@163.com

1 混凝土坝组合预报模型

对于混凝土坝坝顶水平位移 Y 的某时段内监测数据序列 $\{y_t, t = 1, 2, \dots, n\}$, 若存在 m 种预报模型的建模方法, 则设第 i 个预报模型在第 t 时刻的预报拟合值为

$$\hat{y}_{it} = f_i(\mathbf{X}_t, \hat{\mathbf{A}}_i) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中: $f_i(\mathbf{X}_t, \hat{\mathbf{A}}_i)$ 为混凝土坝预报模型的多元函数形式; $\mathbf{X}$ 为环境影响因素组成的数据向量; $\hat{\mathbf{A}}$ 为 i 模型中未知量的最优估计。

此时变形预报模型 i 在第 t 时刻的预报误差 e_{it} 为 $y_t - \hat{y}_{it}$ 。若组合模型中权重系数 $\mathbf{L}$ 的最优估计为 $\hat{\mathbf{L}} = (\hat{l}_1, \hat{l}_2, \dots, \hat{l}_m)^T$, 则第 t 时刻的预报拟合值 $\hat{y}_t$ 可用下式表示:

$$\hat{y}_t = \hat{l}_1 \hat{y}_{1t} + \hat{l}_2 \hat{y}_{2t} + \dots + \hat{l}_m \hat{y}_{mt} = \sum_{i=1}^m \hat{l}_i \hat{y}_{it} \quad (2)$$

$$\text{在 } t \text{ 时刻的预报误差 } e_t \text{ 为} \quad e_t = y_t - \hat{y}_t = \sum_{i=1}^m \hat{l}_i e_{it} \quad (3)$$

结合式(1)~(3), 采用拟合值残差平方和作为优化目标准则, 从而组合预报模型的求解可转换成极小值优化的多元函数模型^[8-9]:

$$\begin{cases} \min Q = \sum_{t=1}^n e_t^2 = \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \hat{l}_i \hat{l}_j e_{it} e_{jt} \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^m \hat{l}_i = 1, \hat{l}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4)$$

对于式(4)所示模型的建立需要解决两个问题:(1)依据混凝土坝变形的影响因素和运动机理, 如何建立组合预报模型;(2)确定组合模型的最优权重系数, 整合各单一模型的信息挖掘能力。

2 组合模型的蛙跳优化建模方法

混凝土坝组合预报模型的权重系数 $\mathbf{L}$ 常被认为固定不变, 其实在建模过程中每个模型 $f_i(\mathbf{X}_t, \hat{\mathbf{A}}_i)$ 对各时刻变形的预报精度不同, 可能使某时刻 t_i 的预报精度或高或低, 所以固定权重 $\mathbf{L}$ 难以真实反映单一模型对各时刻坝体变形的信息挖掘能力变化。针对此种情况, 学者们提出变权组合预报模型, 如采用神经网络、小波网络、IOWA 算子、Theil 不等系数方法等^[10-12]。但这些变权组合模型主要基于权重系数与模型中未知量分步确定的建模方式, 从理论角度若将两者同步计算, 则所建组合模型可更好地考虑单个预报模型未知量的最优估计与该模型在组合模型中影响程度之间的联系。群智能算法提供了这种建模方式的可能性, 蛙跳算法具有较强的分布式全局优化能力和局部优化能力, 对待求多元函数形式没有严格的可导或可微要求, 通过对关键参数定义形式的改进就可应用该算法。为了考虑权重系数与模型中未知量的同步计算方式, 对于式(4)所示模型做如下改进:

$$\begin{cases} \min Q = \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_{it})^2 = \sum_{t=1}^n (y_t - \sum_{i=1}^m \hat{l}_i f_i(\mathbf{X}_t, \hat{\mathbf{A}}_i))^2 \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^m \hat{l}_i = 1, \hat{l}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (5)$$

可见式(5)所示模型为非负非线性加权组合预报模型, 采用一般优化方法较难求解。

2.1 蛙跳算法的基本原理

蛙跳算法(SFLA)依据局部优化策略、全局优化策略确保算法取得全局优化解, 主要计算参数包括蛙群落的划分数 N , 分群落中蛙数目 m (设置每个群落所含蛙的数目相同)、单蛙的跳跃步长 d , 分群落的局部进化数 l , 整个群落的全局进化数 L 。其中跳跃步长 d 和单蛙适应度形式 F_i 是算法的应用关键, 单蛙个体 i 根据设定的跳跃步长确定觅食路径。在单蛙个体 i 初步完成觅食后, 将觅食结果作为其适应度的信息与其他单蛙

个体进行交流,待其所在分群落 N_i 完成内部进化后,分群落之间再共享最优觅食路径的信息,如此经过一定的迭代进化确定全局最优觅食路径^[13-14]。

2.2 适应度形式的确定

对于混凝土坝变形组合预报模型,其数据空间是由权重系数 $\mathbf{L}$ 及各单一模型中未知量 $\mathbf{A}$ 的取值范围所构成,单蛙个体 i 在此数据空间中的位置点 $\mathbf{X}_i$ 就表示组合模型的一组待定解 $(\hat{\mathbf{L}}_i, \hat{\mathbf{A}}_i)$ 。优化方法中优化准则常采用3种形式:误差平方和最小、相对误差的最大值和绝对误差和最小。文中采用误差平方和最小为优化准则,其余两种准则在优化过程中易使单蛙个体 i 所包含的变形监测信息不够全面。根据式(5)和位置点 $\mathbf{X}_i$ 的形式,适应度 F_i 如下:

$$F_i = \sum_{t=1}^n (y_t - \sum_{i=1}^m \hat{l}_i f_i(\mathbf{X}_i, \hat{\mathbf{A}}_i))^2 \quad (6)$$

上式包含了两方面的优化信息:(1)若适应度 F_i 值越小,位置点 $\mathbf{X}_i$ 越接近数据空间的全局最优解,此时的单蛙个体 i 能够获取权重系数 $\mathbf{L}$ 和未知量 $\mathbf{A}$ 的最优信息;(2)适应度值包含各单一模型对 t 时刻坝体变形监测数据 y_t 的挖掘信息,若适应度 F_i 值越小表明组合模型对各时刻预报值的拟合效果最优,此时蛙群通过协同合作确定的权重系数 $\mathbf{L}$ 能够实时反映各模型对坝体变形的变化过程。因此,以蛙群智能进化模式实施变权组合预报,能够简化组合模型的计算过程。

2.3 局部优化策略

为了保障蛙群局部优化的搜索能力,需要对每个分群落内最劣个体的位置点信息 B_j 进行修正更新。文中采用3种修正策略:(1)以局部最优个体信息修正局部最劣个体;(2)以群落中全局最优个体信息修正局部最劣个体;(3)采用随机方式修正局部最劣个体。具体为:

$$\mathbf{d}_{l,j} = \begin{cases} R(\mathbf{g}_{l,j} - B_{l,j}) & (\text{修正策略一}) \\ R(\mathbf{G}_l - B_{l,j}) & (\text{修正策略二}) \\ R\mathbf{x}_{l,j} - B_{l,j} & (\text{修正策略三}) \end{cases} \quad (7)$$

$$B_{l+1,j} = B_{l,j} + \mathbf{d}_{l,j} \quad (8)$$

式中: l 为蛙群进化次数; $R(\cdot)$ 为(0,1)之间的随机函数; $\mathbf{G}_l, \mathbf{g}_{l,j}$ 分别为整个群落及第 j 分群落内最优单蛙个体的历史位置向量; $B_{l,j}, \mathbf{d}_{l,j}$ 分别为第 j 分群落内最差单蛙个体 x_i 的历史最差位置向量及本次进化过程中的跳跃步长向量; $R\mathbf{x}_{l,j}$ 为以随机方式在数据空间生成的位置点向量; $B_{l+1,j}$ 为更新后最差单蛙个体 x_i 的位置向量。从中可看出修正策略三对算法的收敛性具有一定的调节作用,尤其在计算后期每个分群落陷入局部最小时,通过随机方式可增大跳出局部极值的概率,增强算法的局部寻优能力。

2.4 全局优化策略

全局优化策略以对各分群落的优化信息进行重组为基础,即每个分群落 N_i 在完成1次局部搜索行为后重新组合成1个大群落,根据单蛙个体 i 适应度值 F_i 的优劣对蛙群从小到大排序,采用等隔选取的方式再次划分 $(N'_1, N'_2, \dots, N'_N)$ 群落,每个分群落再次执行局部优化策略。从全局优化策略可知,SFLA中全局寻优能力是将各分群落的优化信息以共享、协同的方式作为保障,通过等隔分组划分方式避免蛙群在同一数值区域内搜索,扩展了寻优范围,最终蛙群能够逼近全局最优解。混凝土坝组合预报模型的蛙跳优化建模步骤如下:

- (1)依据混凝土坝变形的长期监测资料建立多种子预报模型;
- (2)初始化蛙跳算法(SFLA)的计算参数,依据权重系数 $\mathbf{L}$ 和未知量 $\mathbf{A}$ 的取值范围随机生成各单蛙个体位置点向量的初始值 $\mathbf{X}_{0,i}$,并计算初始适应度 $F_{0,i}$;
- (3)依据适应度值,从小到大对蛙群进行排序,并采取等间隔选取方式将蛙群划分为 N 个分群落;
- (4)对每个分群落执行局部优化策略,直至局部循环结束;
- (5)对整个蛙群实施全局优化策略;
- (6)返回计算步骤(4),重复计算直至外部循环结束或满足优化终止条件,最终输出混凝土坝组合预报模型的全局最优解。

3 工程算例

某水库是以发电为主,兼顾防洪、灌溉等综合利用的大型水利枢纽,其拦河坝为混凝土宽缝重力坝,最大坝高 105 m,全长 466.5 m. 坝体自右至左共分 26 个坝段,右岸 0 号~6 号和左岸 17 号~25 号为非溢流坝段,河床 7 号~16 号坝段为溢流坝段. 依据 16 号坝段坝顶水平位移 δ_x 的长期监测资料建立以下回归子模型:

$$\delta_x = a_0 + a_1 H + b_1 T \quad (\text{子模型 I})$$

$$\delta_x = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i H^i + \sum_{j=1}^6 b_j T_j + c_1 \theta + c_2 \ln \theta \quad (\text{子模型 II})$$

式中: H, T, θ 分别为上游水位、气温和时效. 对于子模型中回归系数的最优估计均采用最小二乘法 (LSM) 进行确定,对组合模型中回归系数和权重系数的最优估计采用 SFLA 确定. SFLA 的计算参数设置为:蛙群总数目 m 为 1 500,分群落划分分数 N 为 50,即每分群落内单蛙总数目为 30,局部进化数 l 为 30,全局进化数 L 为 25. 数据样本为:以 1986—1997 年之间的观测资料作为计算样本,共计 150 组数据. 其中以 1986—1992 年间的观测数据作为训练样本,1993—1997 年间的观测数据作为待测样本.

为了检验蛙跳优化建模方法的有效性,采用均方误差、平均绝对误差、待测样本的拟合残差平方和等 3 个统计指标进行评价. 计算得子模型及组合模型对 16 号坝段待测样本的统计指标见表 1,预报过程线如图 1 所示.

表 1 统计指标对比

Tab. 1 Comparison of statistical evaluation indexes

模型类型	均方误差/mm	平均绝对误差/mm	待测样本拟合残差平方和/mm ²
子模型 I	0.366	2.367	566.84
子模型 II	0.301	1.943	383.18
组合预报模型	0.231	1.469	225.76

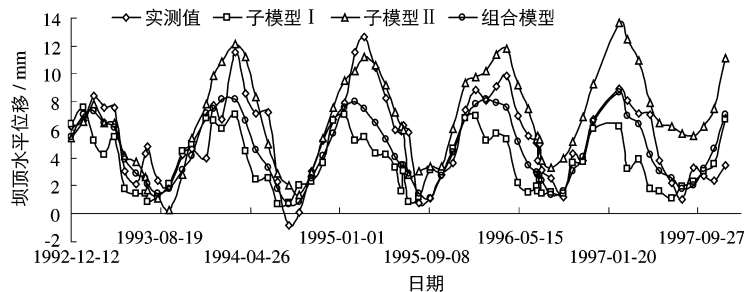


图 1 16 号坝段坝顶水平位移预报过程线比较

Fig. 1 Comparison of forecasting graph of horizontal displacements of dam segment No. 16

根据计算结果可知,组合预报模型对待测样本的统计指标值均小于子模型 I 和子模型 II,其中拟合残差平方和依次为 225.76, 566.84 和 383.18 mm²,预测精度分别提高 60% 和 41%. 从预报过程线可看出组合模型的中长期预报能力较强,对待测样本的拟合程度更加吻合,表明组合模型的预报效果较优. 经过蛙跳算法 (SFLA) 的优化搜索,子模型 I 和 II 权重系数的最优估计分别为 0.605 和 0.395,赋予前者较大的权重意味着适当提高其在组合模型的影响程度,可更好地挖掘预报精度较差模型的有用信息. 文中组合模型的待解未知量数目为 17,对于优化问题属于高维度优化范畴. 从图 2 可知蛙跳算法收敛性较好,在计算初期就能够逼近全局最优解,表明对于高维度优化问题的

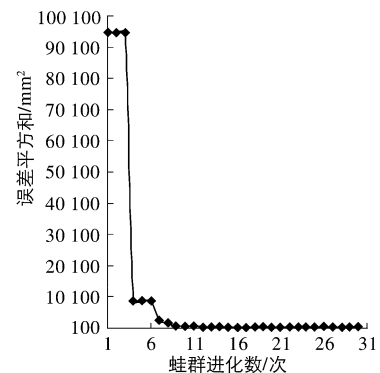


图 2 SFLA 的收敛过程

Fig. 2 Convergence process of SFLA

求解,蛙跳算法(SFLA)具有较强的分布式全局寻优能力,其收敛速度较快。

4 结 语

建模方法研究是混凝土坝安全评价分析的关键,也是建立预报模型的理论基础。依据不同建模方法建立的预报模型,对坝体变形的预报效果各不相同,组合模型以加权方式能够将各单一模型融合在一起。根据蛙跳算法(SFLA)的优化特点和混凝土坝变形组合预报模型的求解特点,对单蛙的跳跃步长、适应度形式、位置点向量的更新等进行定义和修正,据此构建了基于蛙跳算法(SFLA)的组合模型优化建模方法。对坝体变形长期监测资料的应用结果表明:利用蛙群的智能协同优化能力,所确定的权重系数能够体现各单个模型对不同时刻变形数据信息的挖掘情况,该方法具有较优的中长期预报能力和较快的算法收敛速度。相比以往组合模型的建模方法,蛙跳优化建模方法更加简便、应用更加灵活,能够同步确定模型未知量和权重系数的最优估计,使建模过程尽可能符合坝体变形的实际情况,因此基于蛙跳算法的建模方法是有效可行的,是对大坝安全评价工作的有益补充。

参 考 文 献:

- [1] 吴中如,赵彬,顾冲时. 混凝土坝变形监控指标的理论及其应用[J]. 大坝观测与土工测试, 1997, 21(3): 1-4. (WU Zhong-ru, ZHAO Bin, GU Chong-shi. Theory and application of monitoring quota of concrete dam deformation[J]. Dam Observation and Geotechnical Tests, 1997, 21(3): 1-4. (in Chinese))
- [2] 程琳,徐波. 基于云-RBF神经网络模型的大坝监测数据预报[J]. 水电能源科学, 2010, 28(6): 64-66. (CHENG Lin, XU Bo. Dam monitoring data forecast based on Cloud-RBF model[J]. Water Resources and Power, 2010, 28(6): 64-66. (in Chinese))
- [3] 蔡小辉,张瀚,崔冬冬. EMD-GM(1,1)模型及在大坝变形预测中的应用[J]. 人民长江, 2011, 42(10): 91-94. (CAI Xiao-hui, ZHANG Han, CUI Dong-dong. Research on EMD-GM (1,1) model and its application in dam displacement forecast [J]. Yangtze River, 2011, 42(10): 91-94. (in Chinese))
- [4] 王伟,沈振中. 大坝统计预警模型的改进粒子群耦合方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2009, 34(8): 987-991. (WANG Wei, SHEN Zhen-zhong. Statistical early warning model for dam based on improved particle swarm coupled method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(8): 987-991. (in Chinese))
- [5] 龚晓雯,范磊. 非线性分位点回归方法在大坝安全监测中的应用[J]. 河海大学学报:自然科学版, 2011, 39(1): 99-103. (GONG Xiao-wen, FAN Lei. Application of nonlinear quantile regression in dam safety monitoring[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2011, 39(1): 99-103. (in Chinese))
- [6] 张鹤志,郭建青. 粒子群优化算法在确定越流含水层参数中的应用[J]. 水利水电科技进展, 2011, 31(3): 13-16. (ZHANG Hu-zhi, GUO Jian-qing. Application of particle swarm optimization algorithm to determination of leakage aquifer parameters[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2011, 31(3): 13-16. (in Chinese))
- [7] 刘卫林,董增川,王德志. 混合智能算法及其在供水水库群优化调度中的应用[J]. 水利学报, 2007, 38(12): 1437-1443. (LIU Wei-lin, DONG Zeng-chuan, WANG De-zhi. Hybrid intelligent algorithm and its application in dispatch optimization for water supply reservoir group[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2007, 38(12): 1437-1443. (in Chinese))
- [8] 田斌,任德记,何薪基. 非线性组合优化模型在水工建筑物位移监控中的应用[J]. 水电自动化与大坝监测, 2004, 28(4): 55-58. (TIAN Bin, REN De-ji, HE Xin-ji. Application of nonlinear composite optimized model to displacement monitoring of hydro-structures[J]. HydroPower Automation and Dam Monitoring, 2004, 28(4): 55-58. (in Chinese))
- [9] 金永强,顾冲时,于鹏. 变权组合预测模型在大坝安全监测中的应用[J]. 水电自动化与大坝监测, 2006, 30(5): 60-62. (JIN Yong-qiang, GU Chong-shi, YU Peng. Application of combination forecasting model with variable weights to dam safety monitoring[J]. HydroPower Automation and Dam Monitoring, 2006, 30(5): 60-62. (in Chinese))
- [10] 闫滨,周晶,高真伟. 一种基于IOWGA算子的大坝安全监控组合预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(增刊2): 4074-4078. (YAN Bin, ZHOU Jing, GAO Zhen-wei. An IOWGA operator-based dam safety monitoring combination of forecasting model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(Suppl2): 4074-4078. (in Chinese))

- [11] 王佳林, 许后磊, 徐波. 基于 Theil 不等系数的调和平均组合预测模型在大坝安全监控中的应用[J]. 三峡大学学报: 自然科学版, 2010, 32(1): 14-16. (WANG Jia-lin, XU Hou-lei, XU Bo. Application of harmonic mean combination forecasting model based on Theil coefficient to dam safety monitoring[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2010, 32(1): 14-16. (in Chinese))
- [12] 刘红萍, 李波, 张史宏. 基于小波网络的大坝非线性组合预测模型[J]. 水电能源科学, 2010, 28(11): 75-77. (LIU Hong-ping, LI Bo, ZHANG Shi-hong. Nonlinear combined model of dam based on wavelet neural network[J]. Water Resources and Power, 2010, 28(11): 75-77. (in Chinese))
- [13] ELBELTAGI E, HEGAZY T, GRIERSON D. Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms[J]. Advanced Engineering Informatics, 2005, 19(1): 43-53.
- [14] 代永强, 王联国. 带记忆功能的混合蛙跳算法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(9): 3170-3173. (DAI Yong-qiang, WANG Lian-guo. Shuffled frog leaping algorithm with memory function[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(9): 3170-3173. (in Chinese))

Concrete dam deformation forecasting with combined model based on modeling method in shuffled frog leaping algorithm

WANG Wei¹, ZHONG Qi-ming¹, LIU Shou-hua¹, LI Yi-bing²

(1. *Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China*; 2. *Sheyang Water Conservancy Bureau of Jiangsu Province, Sheyang 224300, China*)

Abstract: The influence factors of concrete dam deformation are complex, and monitoring data contain a lot of uncertain information, so forecasting models with different modeling methods have various prediction effects. In view of this situation, a combined forecasting model can make up the limitation of a single model. In the modeling process, how weights could reflect the changes of monitoring information in real-time will be the key to the modeling method for combination mode. According to the optimum theory, considering the interaction between unknown quantities and weight coefficients of the individual model, by use of the distributed global optimization ability of shuffled frog leaping algorithm (SFLA), an optimal modeling method with SFLA is established. Long-term monitoring data of concrete dam deformation indicate that this method has good forecasting effect, simplifies the modeling style of a combined model with variable weights, improves long-term forecasting ability of the model, and provides a new approach to the analysis of concrete dam deformation.

Key words: shuffled frog leaping algorithm; concrete dam; combined forecasting model; deformation; forecasting