

网络出版时间:2013-05-02 10:22

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20130502.1022.007.html>

基于新维无偏灰色马尔可夫模型的大坝沉降预测研究

何自立¹, 杨建国¹, 靳国云², 刘云峰¹, 梁倩¹, 马孝义¹

(1 西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100; 2 武汉大学 动力与机械学院, 湖北 武汉 430072)

[摘要] **【目的】**基于组合预测思想,结合灰色理论与马尔可夫预测方法的特点构建一种新的预测模型,为大坝沉降量的中长期预测提供支持。**【方法】**通过对传统灰色系统模型的优化改进,简化建模步骤并提高模型预测精度。在此基础上,借助于马尔可夫模型处理时间序列的随机性波动,克服灰色模型对随机波动性大的序列预测精度较低的局限性,并利用新信息优先原理,构建新维无偏灰色马尔可夫组合预测模型。将构建的新维无偏灰色马尔可夫组合模型应用于大坝沉降量的预测。**【结果】**构建的模型预测平均误差由原来的1.7%降低为1.0%,且预测误差的变化波动性减小。同时,随着预测期数的增加,相对于传统灰色模型,改进后的组合模型的预测精度进一步提高。**【结论】**与传统计算方法相比,所建立的新维无偏灰色马尔可夫组合预测模型计算量小、预测精度较高,且该模型保留了传统灰色模型短期预测精度高的优点,提高了模型的中长期预测能力,适用于大坝沉降量的中长期预测。

[关键词] 大坝;沉降预测;无偏灰色GM(1,1)模型;马尔可夫

[中图分类号] TU433

[文献标志码] A

[文章编号] 1671-9387(2013)05-0213-06

Dam settlement prediction based on metabolism unbiased Grey-Markov model

HE Zi-li¹, YANG Jian-guo¹, JIN Guo-yun², LIU Yun-feng¹, LIANG Qian¹, MA Xiao-yi¹

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

2 Power and Mechanical Engineering School, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China)

Abstract: **【Objective】** Based on Grey system theory and Markov chain prediction method, a combined prediction model was developed to support the prediction of dam settlement in medium and long-term. **【Method】** Firstly improvements were implemented to diminish the inherent bias of the conventional Grey model, simplify the modeling procedure and make it more suitable for long term prediction. Then, Markov chain prediction method was used to modify the prediction of the improved Grey model to capture the prediction errors and improve the prediction accuracy. Additionally considering the principle that new information has higher priority in prediction process, a combined model, named metabolism unbiased Grey-Markov (MUBGM (1,1)-Markov) model, was developed. The combined model was used to predict the settlement of a dam. **【Result】** Results of empirical study indicated that the average prediction error of MUBGM (1,1)-Markov model was 1.0%, less than that of the traditional Grey model (the average prediction error was 1.7%) with the volatility of the prediction error decreased. At the same time, with the prediction period increased, the prediction error of MUBGM (1,1)-Markov model decreased to be even more stable than the traditional Grey model. **【Conclusion】** Compared with the traditional method, the MUBGM (1,1)-Markov model had the higher prediction accuracy with less amount of calculation resource consumption. It improved

[收稿日期] 2012-08-06

[基金项目] 国家自然科学基金项目(50879072);陕西省水利科技项目(2011-05);留学回国人员科研启动项目(Z111020908)

[作者简介] 何自立(1977—),男,陕西宝鸡人,讲师,博士,主要从事农业水土工程研究。E-mail: hzl@nwsuaf.edu.cn

[通信作者] 马孝义(1965—),男,陕西凤翔人,教授,博士生导师,主要从事农业工程研究。E-mail: maxiaoyisi@yahoo.com.cn

the long period prediction accuracy of the dam settlement, while kept the short period prediction accuracy using the traditional Grey model. This model is capable of predicting accurately the settlement of dam in medium and long-term.

Key words: dam; settlement prediction; UBGM(1,1) model; Markov

对大坝各阶段变形监测资料进行快速的分析处理,对于及时掌握大坝工作状况,评估其安全状态,确保大坝的可靠运行具有重要意义。目前,大坝变形资料分析及建模多采用回归统计模型^[1-2],但由于变量间存在的相关性和数据间的共线性会对模型的稳健性产生较大影响,一些学者将偏最小二乘回归(PLS)及人工智能算法引入大坝监控模型,以期提高回归模型的预测能力^[3-7]。为从力学概念上对大坝的工作性态加以解释,采用有限元分析计算与实测值拟合构建的确定性模型或混合模型在大坝变形资料分析建模中已得到应用^[8-10],但由于目前理论及方法所限,部分影响因素对大坝变形的作用还难以准确计算,现有模型的预测能力还有待进一步提高。

大坝沉降是环境因素对大坝作用的结果,其实测数据通常表现为一个变化的时间序列。灰色预测模型具有要求样本数据少、运算方便、短期预测精度高等优点,在时间序列预测中具有较好的效果^[11],并已被引入到大坝安全监测模型中^[12-13]。但由于传统灰色模型较适用于原始数据序列变化较为平稳的短期预测,在对随机波动性大的数据序列进行预测时,准确度会受到一定限制。影响大坝变形的因素复杂多变,随着时间的推移,观测数据中将不可避免地存在随机扰动误差,此时传统灰色模型的预测可靠性又有一定的下降。

为了消除传统灰色模型的固有偏差,同时利用新信息优先的原理,解决随机扰动性较强的大坝沉降量预测问题,本研究提出一种新维无偏灰色马尔可夫组合预测模型,该模型以无偏灰色模型拟合得到的系统发展变化趋势为基础,利用马尔可夫模型捕获系统预测的随机性,并将该组合模型应用于大坝沉降预测研究,以期提高系统的预测能力。

1 无偏灰色 GM(1,1) 预测模型

1.1 无偏灰色 GM(1,1) 预测模型的基本原理

1.1.1 无偏灰色 GM(1,1) 模型的建模步骤 无偏灰色 GM(1,1) 模型(Unbiased Grey Model, UBGM(1,1) 模型)是对传统灰色 GM(1,1) 模型的改进^[14]。无偏灰色 GM(1,1) 模型对具有齐次指数形式的原始数据进行拟合时不会产生偏差,即具有白

指数重合性。该模型消除了传统灰色 GM(1,1) 模型对白指数序列预测的误差问题,克服了其在原始数据序列增长率较大时预测失效的现象。

假设系统中某特征的原始序列为 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n))$, 其中, $x^{(0)}(i), (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 为观测值序列, 利用该数据序列构建 UBGM(1,1) 模型, 步骤如下:

1) 对原始数据序列作一阶累加, 生成数据序列:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=0, 1, \dots, n. \quad (1)$$

2) 确定数据矩阵 B, Y_n , 其中:

$$B = \begin{bmatrix} -1/2(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -1/2(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$Y_n = [x^{(0)}(2) \quad x^{(0)}(3) \quad \dots \quad x^{(0)}(n)]^T. \quad (3)$$

3) 用最小二乘法估计计算线性微分方程的待估参数 a, u 。有:

$$\begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n. \quad (4)$$

4) 计算无偏灰色 GM(1,1) 模型的参数 $\hat{b}, \hat{A}$:

$$\hat{b} = \ln \frac{2-a}{2+a}, \hat{A} = \frac{2u}{2+a}. \quad (5)$$

建立原始数据序列模型:

$$\begin{aligned} \hat{x}^{(0)}(1) &= x^{(0)}(1), \\ \hat{x}^{(0)}(k+1) &= \hat{A}e^{\hat{b}k}, k=1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\hat{x}^{(0)}(k+1)$ 在 $k=0, 1, \dots, n-1$ 时为原始数据序列的拟合值, 在 $k \geq n$ 时为原始数据序列的预测值。

1.1.2 优化的无偏灰色 GM(1,1) 模型 上述无偏灰色 GM(1,1) 模型通常采用最小二乘法计算线性微分方程的待估参数, 再代入到灰色 GM(1,1) 模型的白化响应式, 逐步求解得出模型的预测值。为了在不影响预测精度的前提下简化建模步骤, 本研究采用粒子群优化算法对无偏灰色模型中的参数进行寻优。求解中以待估参数为粒子群算法的解向量, 采用残差平方和为适应度函数, 在搜索空间内寻求模型最优参数。与传统参数计算方法相比较, 采用粒子群优化算法可将建模过程中的步骤 1~4 集成为单一寻优过程, 加速模型求解过程。

粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)是由 Kennedy 等^[15]提出的一种新的全局优化进化算法,该算法源于对鸟类捕食行为的模拟,是一种基于种群搜索策略的自适应随机优化算法。该算法基于群体的优化技术,无需梯度信息,有较强的并行性和通用性,其原理及计算步骤参见文献[15]。本研究对传统灰色模型算法进行优化改进,采用粒子群优化算法对模型参数进行寻优,建立无偏灰色 GM(1,1)模型。研究中,设粒子群优化算法的种群数 $n=100$,学习因子 $c_1=c_2=2$,迭代次数 $G_{\max}=500$ 。为了避免粒子群优化算法陷入局部最优,采用自适应调整权重 ω 的方法,使 ω 随迭代的进行线性减小,其中 $\omega_{\min}=0.3, \omega_{\max}=0.8$,通过粒子群优化算法在设定收敛条件下对模型参数进行寻优。

1.1.3 灰色模型的精度检验 灰色预测模型的精度检验主要有残差检验法、关联度法及后验差法。残差检验法即绝对或相对误差检验,精度检验要求误差越小越好。关联度法需要计算原始序列与预测序列的关联系数或关联度,精度检验要求关联度越大越好。采用后验差法的模型精度检验由均方差比值和小误差概率共同评定,精度检验要求均方差比值越小,小误差概率越大,则预测模型的精度越高。常用的灰色模型精度检验等级见文献[11]。

表 1 某土石坝沉降量的观测值及 2 种模型预测值的对比

		预测模型 Predictive model					
月份 Month	观测值/mm Observed value	无偏灰色 UBGM(1,1)模型 UBGM(1,1)model			优化的无偏灰色 UBGM(1,1)模型 Optimized UBGM(1,1)model		
		预测值/mm Predictive value	预测残差/mm Error	残差标准化 离差(η) Standard error	预测值/mm Predictive value	预测残差/mm Error	残差标准化 离差(η) Standard error
1	8.58	8.580	0	0.009	8.580	0	0.114
2	8.43	8.399	0.031	0.441	8.437	-0.007	0.017
3	8.27	8.349	-0.079	-1.097	8.379	-0.109	-1.367
4	8.31	8.298	0.012	0.181	8.321	-0.011	-0.031
5	8.36	8.248	0.113	1.595	8.263	0.097	1.436
6	8.19	8.198	-0.008	-0.096	8.206	-0.016	-0.101
7	8.02	8.148	-0.128	-1.793	8.149	-0.129	-1.643
8	8.08	8.098	-0.018	-0.250	8.093	-0.013	-0.056
9	8.14	8.049	0.091	1.289	8.036	0.104	1.526
10	7.98	8.001	-0.021	-0.279	7.981	-0.001	0.104

1.2.2 灰色预测模型的精度检验 对表 1 的预测结果进行精度检验,其结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,优化的无偏灰色模型预测时的相对误差、关联度均优于无偏灰色模型。采用后验差法进行模型精度检验,优化的无偏灰色模型的均方差比值略高于无偏灰色模型,2 个模型的小误差概率相当。其

1.2 无偏灰色 GM(1,1)模型的建立与精度检验
1.2.1 无偏灰色 GM(1,1)模型的建立 本研究以某水库黏土心墙土石坝施工期 0+300 断面沉降监测点 10 期月观测值构建模型,验证所建立模型的预测精度和适用性。沉降观测值的原始序列为:

$$x^{(0)}=(8.58,8.43,8.27,8.31,8.36,8.19,8.02,8.08,8.14,7.98)。$$

采用传统方法建立灰色 GM(1,1)模型,得出其时间响应函数的发展系数 $a=0.006\ 952<0.3$,在模型适用的规定区间内,满足中长期预测要求。由传统灰色 GM(1,1)模型参数进一步计算出无偏灰色 GM(1,1)模型的参数为 $\hat{A}=8.450\ 67, \hat{b}=-0.006\ 083$,得到无偏灰色 GM(1,1)模型的时间响应函数为:

$$\begin{aligned}\hat{x}^{(0)}(1)&=x^{(0)}(1), \\ \hat{x}^{(0)}(k+1)&=8.450\ 67e^{-0.006\ 083k}, \\ k&=1,2,\cdots,n.\end{aligned}\tag{7}$$

同时,采用粒子群优化算法对模型参数进行寻优,运用传统无偏灰色 GM(1,1)模型和优化的无偏灰色 GM(1,1)模型分别建立大坝沉降量的预测模型,获得大坝沉降量的预测值及其预测残差,结果如表 1 所示。

中优化的无偏灰色模型的相对误差 $\alpha<1\%$,满足 1 级精度要求;模型关联度 $\epsilon_0>0.9$,满足 1 级精度要求;均方差比值 $0.35<C_0<0.5$,小误差概率 $p_0=1$,满足 2 级精度要求。经检验,采用优化的无偏灰色 GM(1,1)模型达到了较高的拟合精度。

表 2 无偏灰色及优化的无偏灰色 GM(1,1)模型精度检验对比

Table 2 Accuracy test and comparison of UBGM(1,1) model with optimized UBGM(1,1) model

模型 Model	相对误差(α)/%	关联度(ϵ_0)	均方差比值(C_0)	小误差概率(p_0)
	Relative error	Relational degree	Mean square deviation ratio	Small error probability
无偏灰色 UBGM(1,1)模型 UBGM(1,1) model	0.61	0.968	0.372 7	1
优化的无偏灰色 UBGM(1,1)模型 Optimized UBGM(1,1) model	0.56	0.994	0.385 5	1

2 新维无偏灰色马尔可夫模型的构建

2.1 马尔可夫预测模型

2.1.1 状态划分 设原始数据序列的预测值为 $\hat{y}_k$, 状态 $\otimes_i$ 表示原始数据序列相对于预测曲线上 $\hat{y}_k$ 的偏离程度, 将其划分为 m 个状态, 任一状态可表达为: $\otimes_i = [\otimes_{i1} + \otimes_{i2}]$, 其中 $\otimes_{i1} = \hat{y}_k + A_i$, $\otimes_{i2} = \hat{y}_k + B_i$, 上述 m 、 A_i 、 B_i 均依据对象和原始数据而确定。

2.1.2 构造状态转移概率矩阵 设 M_{ij} 为由状态 $\otimes_i$ 经过 m 步转移到状态 $\otimes_j$ 的原始数据样本数, M_i 为处于状态 $\otimes_i$ 的样本数, 称 $\mathbf{P}_{ij}(m) = M_{ij}(m)/M_i (i, j = 1, 2, \cdots, n)$ 为由状态 $\otimes_i$ 到状态 $\otimes_j$ 的 m 步状态转移概率。则构造 m 步状态转移概率矩阵为:

$$\mathbf{P}_{(m)} = \begin{bmatrix} P_{11}(m) & P_{12}(m) & \cdots & P_{1n}(m) \\ P_{21}(m) & P_{22}(m) & \cdots & P_{2n}(m) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{n1}(m) & P_{n2}(m) & \cdots & P_{nm}(m) \end{bmatrix} \quad (8)$$

2.1.3 编制预测表 状态转移概率矩阵反映了系统内部各状态之间的转移规律, 通过状态转移概率矩阵和初始状态, 可以确定未来的发展趋势。通过考察一阶状态转移概率矩阵 $\mathbf{P}_{(1)}$, 可以确定预测对象的下一步转移状态。当矩阵 $\mathbf{P}_{(1)}$ 中某行有 2 个或 2 个以上概率相同或相近时, 需要参考 $\mathbf{P}_{(2)}$ 或 $\mathbf{P}_{(m)}$ 来确定状态的未来转向。

2.1.4 预测值的确定 未来的转移状态 $\otimes_i$ 和转移概率 $P_{ij}(m)$ 确定之后, 也就确定了预测值的变动区间 $[\otimes_{i1}, \otimes_{i2}]$, 则预测值为:

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{y}_k + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n [P_{ij}(m)(\otimes_{i1} + \otimes_{i2})] \quad (9)$$

2.2 马尔可夫模型的建立

对于改进无偏灰色 GM(1,1)模型的预测结果, 根据马尔可夫链方法可以获得其在已知年份的残差状况转移矩阵, 进一步可以建立残差序列马尔可夫预测模型^[16-17]。

2.2.1 考核指标和状态划分 大坝沉降量的动态变化为非平稳随机过程, 需要有一个具有适应性的

状态划分准则。本研究根据马尔可夫链分析方法的应用经验和实际情况, 按照等概率原则将沉降量以其残差的标准化离差 η 值的大小为依据, 将系统划分为 4 种状态, 即:

状态 1: $E_1 \in [\theta_{11}, \theta_{12}]$, $\theta_{11} = -2.326$, $\theta_{12} = -0.675$;

状态 2: $E_2 \in [\theta_{21}, \theta_{22}]$, $\theta_{21} = -0.675$, $\theta_{22} = 0$;

状态 3: $E_3 \in [\theta_{31}, \theta_{32}]$, $\theta_{31} = 0$, $\theta_{32} = 0.675$;

状态 4: $E_4 \in [\theta_{41}, \theta_{42}]$, $\theta_{41} = 0.675$, $\theta_{42} = 2.326$ 。

依据上述状态划分方法, 对样本数据序列进行状态划分, 可得出该大坝观测数据序列所在的状态转移情况(表 3)。由于最后一期原始数据的状态转移情况未知, 故在编制表格时去掉了其状态转移情况。

表 3 大坝沉降量的状态转移

Table 3 State transition of the dam settlement

状态向量 State vector	E_1	E_2	E_3	E_4	合计 Sum
E_1	0	2	0	0	2
E_2	1	0	0	2	3
E_3	1	0	1	0	2
E_4	0	1	1	0	2
合计 Sum	2	3	2	2	9

2.2.2 状态转移矩阵的确定 由表 3 可以确定马尔可夫链的一次状态转移矩阵为:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 2/3 \\ 1/2 & 0 & 1/2 & 0 \\ 0 & 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

根据马尔可夫链预测模型 $X^{(n)} = X^{(0)} \mathbf{P}^n$ (其中 $X^{(n)}$ 为 n 时刻的状态概率向量, $X^{(0)}$ 为初始时刻的状态概率向量), 预测大坝沉降量状态概率向量, 结果如表 4 所示。

表 4 大坝沉降量状态概率向量的预测

Table 4 Prediction of state vector in dam settlement

状态向量 State vector	周期 Period				
	11	12	13	14	15
E_1	0.500	0.250	0.292	0.146	0.267
E_2	0.000	0.500	0.250	0.458	0.229
E_3	0.500	0.250	0.125	0.229	0.198
E_4	0.000	0.000	0.333	0.167	0.306

2.3 新维无偏灰色模型的建立

在灰色系统的时间推移过程中,一些随机扰动或驱动因素不断进入系统,使得老数据的信息意义随系统的发展而逐步降低,从而影响对系统发展的准确预测。为了更好地反映系统未来的发展趋势,引入新维无偏灰色模型,即由原始序列 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ 建立无偏灰色模型求得预测值,并将最新信息 $x^{(0)}(n+1)$ 加入序列,同时去掉最老的信息 $x^{(0)}(1)$,再用序列 $X_1^{(0)} = (x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n), x^{(0)}(n+1))$ 建立模型,依次替补,逐个预测。新维无偏灰色模型在不断补充新信息的同时及时去掉老化信息,使建模序列能更好地反映系统目前的特征,适用于系统中长期发展趋势的预测。

3 结果与分析

基于组合预测思想,采用优化的无偏灰色

表 5 无偏灰色模型与新维无偏灰色马尔可夫模型的预测结果及精度对比

Table 5 Predicted results and accuracy comparison of UBGM(1,1) model and metabolism UBGM(1,1)-Markov model

预测周期 Period	观测值/mm Observed value	无偏灰色 UBGM(1,1)模型 UBGM(1,1) model		新维无偏灰色马尔可夫模型 UBGM(1,1)-Markov model	
		预测值/mm Predictive value	相对误差/% Relative error	预测值/mm Predictive value	相对误差/% Relative error
11	8.07	7.923	1.8	7.987	1.0
12	7.94	7.860	1.0	7.969	0.4
13	7.86	7.976	1.5	7.817	0.5
14	7.83	7.762	0.9	7.747	1.1
15	7.77	7.878	1.4	7.867	1.2
16	7.62	7.754	1.8	7.502	1.5
17	7.34	7.132	2.8	7.216	1.7
18	7.13	6.951	2.5	7.212	1.2

4 结 论

本研究基于灰色系统理论和马尔可夫预测模型,结合粒子群优化算法,构建了新维无偏灰色马尔可夫预测模型。该组合模型将影响大坝变形的各物理量看作随时间变化的随机变量,并充分考虑其变化的动态统计特征,较好地解决了非平稳时间序列的建模问题。与传统预测算法相比,所建立的新维无偏灰色马尔可夫组合预测模型计算量小、预测精度较高。与李宗坤等^[18]的研究结果相比,该组合模型的平均预测误差由 3.05%减小至 1.0%,同时,该模型的中长期预测能力得到了进一步增强,可为大坝安全监测数据建模提供一种有效的方法。但由于大坝沉降变形过程是各相关要素(如应力、渗流、气象等)共同作用的结果,因此,在建模过程中,在结合时间序列预测方法优点的同时,对大坝变形过程中的动力学关系应进行系统描述,以提高预测的稳健

GM(1,1)模型对系统的变化趋势进行预测,同时借助于马尔可夫模型对预测的随机性误差进行修正,结合新信息优先的思想,建立新维无偏灰色马尔可夫组合预测模型,并应用于大坝沉降量预测研究。应用该模型对某大坝未来 8 期月沉降量进行预测,得出的预测值与观测值相对误差如表 5 所示。通过分析对比可知,与传统无偏灰色模型相比,利用所建立的组合预测模型的平均预测误差为 1.0%,小于传统无偏灰色模型的预测平均误差(1.7%)。同时,利用马尔可夫模型较好地捕获了系统发展的随机性,使得该模型预测的整体误差的变换范围小于传统灰色模型。通过对传统无偏灰色模型的改进,采用新维无偏灰色马尔可夫模型可进一步提高中长期预测能力,使得该模型能随着预测期数的增加,预测精度相对于传统无偏灰色模型有进一步的提高。

性,这尚需进行进一步研究。

[参考文献]

[1] 吴中如. 大坝的安全监控理论和试验技术 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.
Wu Z R. Dam safety monitoring theory and test technology [M]. Beijing: China WaterPower Press, 2009. (in Chinese)

[2] Gikas V, Sakellariou M. Settlement analysis of the Mornos earth dam (Greece): Evidence from numerical modeling and geodetic monitoring [J]. Engineering Structures, 2008, 30 (11): 3074-3081.

[3] 刘福深, 刘耀儒, 杨 强. 基于差异进化算法的前馈神经网络在大坝变形监测中的应用 [J]. 岩土力学, 2006, 27(4): 597-600.
Liu F S, Liu Y R, Yang Q. Application of feed-forward neural networks to dam deformation monitoring based on differential evolution algorithm [J]. Rock and Soil Mechanics, 2006, 27 (4): 597-600. (in Chinese)

[4] Kim Y S, Kim B T. Prediction of relative crest settlement of concrete-faced rockfill dams analyzed using an artificial neural

- network model [J]. Computers and Geotechnics, 2008, 35(3): 313-322.
- [5] Rankovic V, Grujovic N, Divac D, et al. A modelling of dam behaviour based on neuro-fuzzy identification [J]. Engineering Structures, 2012, 35(2): 107-113.
- [6] 李 波, 顾冲时, 李智录, 等. 基于偏最小二乘回归和最小二乘支持向量机的大坝渗流监控模型 [J]. 水利学报, 2008, 39(12): 1389-1394.
- Li B, Gu C S, Li Z L, et al. Monitoring model for dam seepage based on partial least-squares regression and partial least square support vector machine [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 39(12): 1389-1394. (in Chinese)
- [7] 杨 杰, 杨 丽, 李建伟, 等. 基于改进遗传算法-偏最小二乘回归的大坝变形监测模型 [J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2010, 38(2): 206-210.
- Yang J, Yang L, Li J W, et al. Monitoring model for dam deformation based on partial least-squared regression and improved genetic algorithm [J]. Journal of Northwest A&F University: Nat Sci Ed, 2010, 38(2): 206-210. (in Chinese)
- [8] 李端有, 周元春, 甘孝清. 混凝土拱坝多测点确定性位移监控模型研究 [J]. 水力发电学报, 2011, 42(8): 981-985, 994.
- Li D Y, Zhou Y C, Gan X Q. Research on multiple points deterministic displacement monitoring model of concrete arch dam [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2011, 42(8): 981-985, 994. (in Chinese)
- [9] Ganelli F, Beko A, Mordini A. Structural assessment of the Mignano solid-gravity dam based on the monitoring data [J]. Structural Engineering International, 2012, 22(1): 130-138.
- [10] 杨 强, 付德宇, 薛利军. 基于混合模型的铜头拱坝多参数反演分析 [J]. 水力发电学报, 2008, 27(5): 64-67, 46.
- Yang Q, Fu D Y, Xue L J. Back analysis of Tongtong arch dam with multi-parameters based on mixed model [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2008, 27(5): 64-67, 46. (in Chinese)
- [11] 刘思峰, 党耀国, 方志耕. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- Liu S F, Dang Y G, Fang Z G. Grey systems: Theory and applications [M]. Beijing: Science Press, 2004. (in Chinese)
- [12] 魏迎奇, 孙玉莲. 大坝沉降变形的灰色预测分析研究 [J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2010, 8(1): 25-29.
- Wei Y Q, Sun Y L. Study on modeling dam settlement by grey system method [J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2010, 8(1): 25-29. (in Chinese)
- [13] 刘国华, 何勇兵, 汪树玉. 土石坝沉降预测中的多变量灰色预测模型 [J]. 水利学报, 2003(12): 84-88.
- Liu G H, He Y B, Wang S Y. Application of grey multi-variable forecasting model for the settlement of earth dam [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2003(12): 84-88. (in Chinese)
- [14] 吉培荣, 黄巍松, 胡翔勇. 无偏灰色预测模型 [J]. 系统工程与电子技术, 2000, 6(2): 6-7.
- Ji P R, Huang W S, Hu X Y. An unbiased grey forecasting model [J]. Systems Engineering and Electronics, 2000, 6(2): 6-7. (in Chinese)
- [15] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [16] Wei H, Yang H S, Tian D P, et al. Dam safety monitoring model based on Markov Chain [J]. Advanced Materials Research, 2011, 255(4): 3626-3631.
- [17] 邵传青, 郭家伟, 王 洁, 等. 地面沉降预测的灰色-马尔柯夫模型 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2008, 9(3): 69-72.
- Shao C Q, Guo J W, Wang J, et al. Grey-Markov model for prediction of land subsidence [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2008, 9(3): 69-72. (in Chinese)
- [18] 李宗坤, 乔小琴, 赵 庆. 改进的 GM(1,1) 灰色模型在大坝沉降预测中的应用 [J]. 浙江水利水电专科学校学报, 2010, 22(2): 1-4.
- Li Z K, Qiao X Q, Zhao Q. Application of modified GM(1,1) grey model in dam settlement prediction [J]. Zhejiang Water Cons&Hydr College, 2010, 22(2): 1-4. (in Chinese)