

混凝土坝变形的灰色回归-时序模型

李雪红¹, 顾冲时¹, 徐洪钟²

(1. 河海大学水利水电工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 南京大学地球科学系, 江苏 南京 210093)

摘要:应用灰色系统理论、逐步回归分析理论及时间序列分析理论等多种理论和分析方法,提出了混凝土坝变形的灰色回归-时序模型. 该模型充分考虑了影响混凝土坝变形的因素众多,具有一定的灰色度的特点,并充分提取了对混凝土坝变形产生影响的有用信息. 结合工程实例计算,并与其它模型对比,结果表明该模型是有效的,也是可行的.

关键词:灰色系统 逐步回归 时间序列 混凝土坝 变形

中图分类号: TV642 文献标识码: A 文章编号: 1000-198X(2002)06-0116-04

在国内外大坝安全监测界中,对大坝工作性态的预测,通常是利用统计模型、混合模型和确定性模型的回归结果,假定各效应量符合正态分布,通过均方差 S 为大坝的效应量确定几个不同的变化范围. 不同变化范围分别对应着不同的工作性态,由此根据各效应量的实测值来判断大坝正常与否. 该方法在实际运用中曾发挥过积极作用,但也有一定的局限性. 众所周知,在大坝观测位移中存在两部分位移:弹性位移及随时间和荷载而变的具有一定趋势性的非线性位移(俗称时效位移). 其中弹性位移主要受水压、温度等的影响. 根据大坝长期运行经验和观测资料分析,应用逐步回归分析法选取水压因子和温度因子,分析水压、温度等对大坝变形的影响^[1];而大坝时效位移的变化趋势直接影响到大坝的变形状况,因此预测大坝时效未来的变化状况有着重要意义. 大坝时效变形主要受混凝土、基岩的徐变及坝基的裂隙、节理等已知因素的影响,另外还受混凝土老化、施工质量等许多未知因素的影响,存在一定的灰色度,并且,大坝时效变形具有一定的单调性,因此,应用灰色系统理论^[2],建立灰色模型模拟大坝的时效变形是可行的. 另外,经研究发现,库水位随着季节的变化,近似呈一定的年周期性变化,尤其是年调节水库,而通常水压分量主要考虑水头变化的影响,对其周期性变化考虑得较少,因此在对大坝变形提取出水压分量、温度分量和时效分量以后,剩余的残差序列仍存在一定的周期性变化,为了充分提取变形测值序列中的有用信息,对残差序列建立时间序列模型^[3],以便更有效地反映大坝实测变形性态. 作者综合应用灰色系统理论、逐步回归分析理论及时间序列分析理论等,提出灰色回归-时序模型.

1 基本原理

因影响大坝变形的因素很多,且具有一定的灰色度,并且有一定的单调性和趋势性变化,因此首先应用灰色系统理论对大坝变形实测位移 $\delta(t)$ 建立灰色模型,提取其中的趋势项(即时效分量 $\delta_e(t)$);之后剩余的位移主要是受水压、温度等影响的弹性位移 $\delta_e(t)$,即

$$\delta_e(t) = \delta(t) - \delta_e(t)$$

采用逐步回归分析理论,建立回归模型,将水压分量 $\delta_H(t)$ 和温度分量 $\delta_T(t)$ 从弹性位移 $\delta_e(t)$ 中分离出来,剩余的即为残差序列 $\epsilon(t)$,即

$$\epsilon(t) = \delta_e(t) - \delta_H(t) - \delta_T(t)$$

经对残差序列分析发现,在提取水压分量、温度分量和时效分量后的残差序列中仍呈现非平稳的变化状态,并且表现出一定的周期性,因此对残差序列建立时序模型,提取周期项,再对平稳随机时间序列建立 AR

或 ARMA 等模型.

1.1 $\delta(t)$ 序列的灰色预测模型

1.1.1 数据的预处理

通常, 大坝变形的原始观测数据为非等间距的, 在建坝初期、汛期或发生突变事件(如地震等)时, 测次要密些, 而随着运行时间的延长, 观测间隔时间会相应增大. 但灰色模型和时间序列分析通常都要求测值序列为等间距的, 因此需对非等间距的观测数据进行预处理, 使之化为等间距序列. 通常采用插值法、平均值法或多项式拟合法等方法. 但多项式拟合误差较大, 因此, 常采用插值的方法对数据进行预处理.

1.1.2 灰色预测模型

经对多座大坝多个测点的观测资料分析发现, $\delta(t)$ 序列具有一定的单调性, 作者引入灰色系统理论, 对 $\delta(t)$ 序列建立灰色模型. 步骤如下:

- a. 计算 $\delta(t)$ 序列的累加序列 $\delta^{(1)}(t)$.
- b. 对累加序列 $\delta^{(1)}(t)$ 建立一阶单变量常微分方程, 即

$$\frac{d\delta^{(1)}(t)}{dt} + a\delta^{(1)}(t) = u \quad (1)$$

式中: a ——常系数; u ——对系统的常定输入.

- c. 解常微分方程式(1)数据序列按等间隔取样, 得其解

$$\delta^{(1)}(k+1) = (\delta^{(1)}(1) - \frac{u}{a})e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (2)$$

- d. 确定常数 a 和 u , 依照累加序列 $\delta^{(1)}(t)$ 通过最小二乘法来估计 a 和 u , 即

$$\hat{U} = [\hat{a} \hat{u}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad Y = (\delta^{(1)}(2), \delta^{(1)}(3), \dots, \delta^{(1)}(N))^T$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(\delta^{(1)}(2) + \delta^{(1)}(1)) & -\frac{1}{2}(\delta^{(1)}(3) + \delta^{(1)}(2)) & \dots & -\frac{1}{2}(\delta^{(1)}(N) + \delta^{(1)}(N-1)) \end{bmatrix}^T$$

N 为样本数.

- e. 将 \hat{a} , \hat{u} 代入式(2)中, 得

$$\hat{\delta}^{(1)}(k+1) = (\hat{\delta}^{(1)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}})e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}}$$

f. 用后减运算还原, 即 $\hat{\delta}^{(0)}(i) = \hat{\delta}^{(1)}(i) - \hat{\delta}^{(1)}(i-1)$, 则 $\hat{\delta}(i) = \hat{\delta}^{(0)}(i)$, $i = 2, 3, \dots, N$, $\hat{\delta}(t) = \{\hat{\delta}(2), \hat{\delta}(3), \dots, \hat{\delta}(N)\}$.

1.2 $\delta_e(t)$ 序列的回归模型

对原始观测序列 $\delta(t)$ 提取趋势项 $\delta_f(t)$ (即 $\hat{\delta}(t)$) 后, 剩余的 $\delta_e(t) = \delta(t) - \delta_f(t)$. $\delta_e(t)$ 主要受水压和温度的影响^[1], 即 $\delta_e(t) = \delta_H(t) + \delta_T(t) + \epsilon(t)$, 其中水压分量, 一般考虑水头 H 的 1~3 次方(重力坝)或 1~4 次方(拱坝)的影响, 即 $\delta_H(t) = \sum_{i=1}^k a_i H^i$, $k = 3$ 或 4, a_i 为回归系数; 温度分量一般考虑气温的滞后影响

和温度周期性变化的影响, 即

$$\delta_T(t) = \sum_{j=1}^{m_1} b_{1j} T_j + \sum_{k=1}^{m_2} (b_{2k} \sin \frac{2k\pi t}{365} + b_{3k} \cos \frac{2k\pi t}{365})$$

其中, T_j ——观测日当天气温及测值前某时段(共分 $m_1 - 1$ 段)的平均气温; m_1 ——平均气温因子数; m_2 ——考虑周期函数影响的因子数, 如 $m_2 = 1$ 为年周期影响, $m_2 = 2$ 为考虑年周期和半年周期影响等; t ——观测日至始测日的累计天数; b_{1j}, b_{2k}, b_{3k} ——回归系数.

1.3 残差序列 $\epsilon(t)$ 的时序模型

$$\epsilon(t) = \delta_e(t) - \delta_H(t) - \delta_T(t) \quad (3)$$

$\epsilon(t)$ 为残差序列, 也可将其看作是一随机过程. 对 $\epsilon(t)$ 建立时序模型, 以充分提取变形测值序列中的有用信息, 使之更有效地反映大坝实测变形性态. 步骤如下: (a) 对 $\epsilon(t)$ 进行平稳性检验, 若 $\epsilon(t)$ 是平稳的, 则转至步骤(d); 否则, 继续步骤(b). (b) 对 $\epsilon(t)$ 进行隐周期性检验, 若存在隐周期项 $\epsilon_1(t)$, 则提取之, 剩余的残差序列 $\epsilon_2(t) = \epsilon(t) - \epsilon_1(t)$. (c) 对 $\epsilon_2(t)$ 引入人工周期函数项 $\epsilon_3(t)$, 剩余的 $\epsilon_4(t) = \epsilon_2(t) - \epsilon_3(t)$, 则为平稳随机序列. (d) 对平稳随机时间序列 $\epsilon_4(t)$ (或 $\epsilon(t)$) 建立 m 阶平稳自回归模型, 即 AR(m) 模型. (e) 最终得 $\epsilon(t)$ 的时序模型, 即

$$\epsilon(t) = \epsilon_1(t) + \epsilon_3(t) + \epsilon_4(t) \quad (4)$$

1.4 灰色回归-时序模型及程序流程

混凝土坝变形的灰色回归-时序模型为

$$\hat{\alpha}(t) = \delta_f(t) + \delta_i(t) + \delta_j(t) + \epsilon(t) \quad (5)$$

编制了该模型的计算程序,其流程见图1.

2 算 例

以某连拱坝 10# 垛侧向水平位移实测资料为例,建立灰色回归-时序模型.资料序列选择 1963 年 9 月~1966 年 5 月的等间距序列.

2.1 建立灰色回归-时序模型

连拱坝变形的灰色回归-时序模型:

$$\hat{\alpha}(t) = [a_1(b_2 - b_1)e^{-a_1 k} - a_2(b_4 - b_3)e^{-a_2 k}] +$$

$$\left[\sum_{i=1}^4 a_{1i} H^i + \sum_{j=1}^6 \left(b_{1j} \sin \frac{2\pi j t}{365} + b_{2j} \cos \frac{2\pi j t}{365} \right) \right] +$$

$$\left[c_0 + \sum_{m=1}^{l_1} (c_{1m} \cos \omega_m k + c_{2m} \sin \omega_m k) \right] + \left[d_0 + \right.$$

$$\left. \sum_{m=1}^{l_2} \left(d_{1m} \cos \frac{2\pi}{T_m} k + d_{2m} \sin \frac{2\pi}{T_m} k \right) \right] + \sum_{n=1}^{12} e_n \eta_{k-n} \quad (6)$$

式中: $a_{1i}, b_{1j}, b_{2j}, a_1, a_2, c_{1m}, c_{2m}, d_{1m}, d_{2m}, e_n$ ——系数; t ——观测日至始测日的累计天数; k ——测值序列的序号; l_1, l_2 ——待定量; c_0, d_0 ——常数; ω_m ——圆频率, $\omega_m = 2\pi/T_m, T_m$ 为周期. 式中, 第 1 项为用灰色模型模拟的时效变形; 第 2 项反映了水压和温度变化的影响; 第 3 项和第 4 项主要模拟了残差序列中的周期性变化规律, 主要是受库水位变化的周期性及其它未被提取的周期性因素的影响产生的; 最后一项用自回归模型模拟了残差序列中的剩余部分.

根据以上模型,侧向位移的灰色回归-时序模型:

$$\hat{\delta}(t) = 3.520e^{-0.0016k} + 0.0078H - 0.4104\cos\frac{2\pi t}{365} - 0.1429\sin\frac{4\pi t}{365} - 0.1170\cos\frac{6\pi t}{365} - 0.0414\sin\frac{8\pi t}{365} -$$

$$0.0559\cos\frac{10\pi t}{365} + 0.0337\sin\frac{12\pi t}{365} - 0.0105\cos 1.270k - 0.0180\sin 1.27k - 0.00095\cos 2.526k -$$

$$0.0067\sin 2.526k + 0.0071\cos 2.011k + 0.0077\sin 2.011k - 0.7488\cos 0.026k + 0.0679\sin 0.026k + 0.016\eta_{k-1} +$$

$$0.1926\eta_{k-5} - 0.686\eta_{k-6} - 0.1768\eta_{k-7} - 0.1236\eta_{k-8} + 0.0373\eta_{k-9} - 0.0802\eta_{k-10} + 0.1197\eta_{k-11} \quad (7)$$

由式(7)可看出,共选入 1 个水压因子, 6 个温度因子, 则侧向水平位移主要受温度影响, 受水压影响相对较小; 人工周期函数项为零, 选中了 8 个隐含周期因子, 说明在提取灰色模型模拟的时效分量及逐步回归分析得到的水压分量和温度分量以后, 剩余的残差序列仍存在周期性变化, 而隐含周期函数充分提取了残差序列中的周期项.

2.2 成果分析

为了检验灰色回归-时序模型的精度和预报水平, 分别对相同的时间序列建立的统计模型和时间序列模型比较, 结果见表 1 和表 2.

2.2.1 模型拟合精度分析

由表 1 可看出 (a) 统计模型的复相关系数 R 较低, 灰色回归-时序模型的 R 值较高, 而时间序列模型居中. (b) 统计模型的剩余标准差 S 比其它两种模型的 S 值要大, 灰

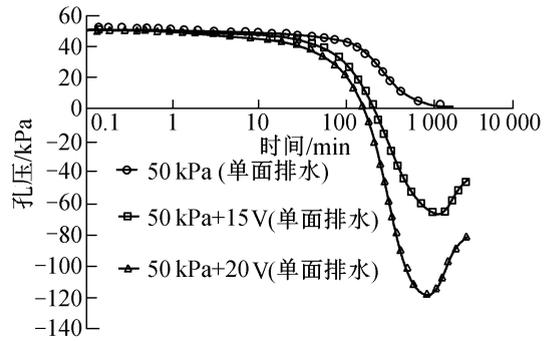


图 1 灰色回归-时序模型流程

Fig.1 Flow chart of grey regression-time series model

表 1 几种模型拟合精度对照

Table 1 Fitting precision of various models			
特征值	统计模型	时间序列模型	灰色回归-时序模型
R	0.851	0.894	0.915
S	0.470	0.453	0.394

色回归-时序模型的 S 值最小, 由此可知残差序列中的隐含周期项对模型的拟合精度有一定的影响; 用灰色模型拟合大坝变形的时效变化取得了较好的效果. 灰色回归-时序模型精度较高, 能更好地反映大坝的变形规律.

2.2.2 模型预报精度分析

表 2 列出了侧向位移 5 天的预报结果, 由表 2 可看出: 对侧向位移的预报, 灰色回归-时序模型的预报误差在 1.4% ~ 4.9% 之间变化, 预报精度较高; 时间序列模型的预报误差在 5.8% ~ 8.8% 之间, 精度相对较低, 说明灰色回归-时序模型的预报效果较好, 并且时间越近, 预报精度越高.

表 2 侧向位移的几种模型预报情况比较

Table 2 Forecasting of lateral displacement by various models

观测日期 1966 年 5 月	(1) 实测值 /mm	时间序列模型			灰色回归-时序模型		
		(2) 预报值/mm	(3) 偏差/mm	(3)/(1)×100%	(4) 预报值/mm	(5) 偏差/mm	(5)/(1)×100%
19 日	3.66	3.45	0.21	5.8	3.61	0.05	1.4
20 日	3.11	3.34	-0.23	7.4	3.19	-0.08	2.5
21 日	3.25	3.47	-0.22	6.7	3.36	-0.11	3.4
22 日	3.28	3.51	-0.23	7.0	3.41	-0.13	3.8
23 日	2.70	2.94	-0.24	8.8	2.83	-0.13	4.9

3 结 论

(a) 用灰色模型模拟大坝变形的时效变化取得了较好的效果. (b) 残差序列中仍存在有用信息, 用时间序列模型充分提取其中的有用信息对提高模型的拟合和预报精度效果较好. (c) 灰色回归-时序模型精度较高, 能更好地模拟大坝的变形规律; 并且其预报效果较好, 时间越近, 预报精度越高.

参考文献:

- [1] 吴中如, 沈长松, 阮焕祥. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 南京: 河海大学出版社, 1990. 36 ~ 58.
- [2] 邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990. 28 ~ 76.
- [3] 李先寿. 时间序列分析基础[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1991. 35 ~ 89.

Grey regression-time series model of concrete dam deformation

LI Xue-hong¹, GU Chong-shi¹, XU Hong-zhong²

- (1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China;
2. Department of Earth Sciences, Nanjing Univ., Nanjing 210093, China)

Abstract: Based on the grey system theory, the stepwise regression theory, time-series analysis theory and some analysis methods, a grey regression-time series model for analysis of the deformation of concrete dams is developed. The model takes many affecting factors into account, and fully extracts the useful information that may affect the deformation of concrete dams. An application of the model shows that, as compared with other models, the present model is effective and feasible.

Key words: grey system; stepwise regression; time series; concrete dam; deformation