

文章编号:1671-8860(2010)08-0991-05

文献标志码:A

# 大坝监测资料的时变 Kalman 预测模型

李子阳<sup>1</sup> 郭丽<sup>2</sup> 顾冲时<sup>3,4</sup>

(1 南京水利科学研究院,南京市广州路 223 号,210029)

(2 南京体育学院附校部,南京市灵谷寺路 8 号,210014)

(3 河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室,南京市西康路 1 号,210098)

(4 河海大学水资源高效利用与工程安全国家工程研究中心,南京市西康路 1 号,210098)

**摘要:**基于对大坝监测资料预测模型时变性的要求,在模型 LS 参数求解过程中引入遗忘因子,提出了能够实现模型参数实时更新的 IWRLS 算法。在此基础上,为使预测模型体现物理含义的同时实现滤波操作,在 Kalman 滤波方程组中融入统计模型、ARMA 等多种方法,由此建立了考虑白色观测噪声的时变 Kalman 预测模型。实例分析表明,时变 Kalman 模型拟合及预测精度均优于传统统计模型,为大坝监测资料的预测分析提供了新思路。

**关键词:**监测资料;时变 Kalman 滤波;预测

中图法分类号:P228.41

监测资料序列的建模分析是大坝安全监控分析的重要组成部分<sup>[1]</sup>。因此,根据过去和现在的监测资料建立预测模型来预测大坝将来的性态,具有更实际的使用价值。仪器的自动化监测为信息的获取提供了便利,然而,由于大坝性态影响因素复杂以及自动化监测资料噪声的影响等,给资料的建模分析和反分析带来了很大的困难,也很大程度上影响了预测的准确性<sup>[2-5]</sup>。从预测角度考虑,要获得较好的预测效果,除了要充分依托现有的物理力学概念清晰的传统统计模型外,所建立的模型还要具备去噪(滤波)及变功能(模型参数具有时变性),以能及时准确地反映大坝结构性态的改变。基于此种考虑,借鉴现代时间序列分析<sup>[6]</sup>中用遗忘因子来突出近期资料、削弱早期资料的贡献这一数据处理思想,提出了模型实现参数实时更新的指数加权递推最小二乘估值公式(IWRLS 算法)。在此基础上,为体现物理含义的同时实现滤波操作,将统计模型<sup>[2]</sup>、ARMA<sup>[3]</sup>等方法引入 Kalman 滤波方程组中,以自变量建立状态方程,以 ARMA 反映其状态变化特性,以因变量建立观测方程,并以统计模型表征其物理含

义,借助 Kalman 方程组特有的滤波功能建立了考虑白色观测噪声的时变 Kalman 预测模型。

## 1 时变 Kalman 预测模型的建立

Kalman 滤波方程组的关键是确定状态方程和观测方程以及方程的各参数(包括状态转移阵  $\Phi$ 、控制转移阵  $\mathbf{B}$ 、输入噪声阵  $\Gamma$  及观测阵  $\mathbf{H}$  等),通过构建适当的状态方程和观测方程,可以体现明确的物理含义。在采用 Kalman 滤波分析大坝的监测资料中,文献[7]以观测点的位置及它们的运动速度为状态向量,以瞬时加速度为动态噪声建立状态方程和观测方程,这相当于建立了监测资料本身的 ARMA 模型,无法反映自变量与因变量之间的影响关系。文献[8]将传统统计模型引入观测方程,相应的统计模型参数作为观测向量,但状态方程中的状态转移矩阵人为取为单位矩阵过于简单,无法反映各状态因素间的复杂关系,而且其他参数的确定也进行了简化。从具体的物理背景出发,由于 ARMA 能够很好地刻画状态因素本身的变化规律,因此,本文在前

收稿日期:2010-06-19。

项目来源:国家科技支撑计划资助项目(2006BAC14B03,2008BAB29B06);国家自然科学基金资助项目(50809025);中国水电工程

顾问集团公司科技资助项目(CHC-KJ-2007-02)。

人研究的基础上,以 ARMA 描述自变量各因素间的关系,通过求解 ARMA 方程确定状态转移矩阵;以传统统计模型表征观测方程;对状态方程和观测方程中的白噪声方差采取误差方差估计,以反映实际问题真正的误差,由此建立了采用时变 IWRLS 求解模型参数的大坝监测资料时变 Kalman 预测模型。

## 1.1 状态方程与观测方程的建立

对大坝监测量物理机理及监测资料的分析可知<sup>[1]</sup>,大坝性态监测值  $\delta$  的统计模型主要由水压分量  $\delta_H$ 、温度分量  $\delta_T$ 、降雨分量  $\delta_P$  和时效分量  $\delta_\theta$  组成,即

$$\delta = \delta_H + \delta_T + \delta_P + \delta_\theta \quad (1)$$

为反映自变量与因变量的影响关系,将统计模型(1)引入 Kalman 滤波系统:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t+1) = \Phi \mathbf{x}(t) + \mathbf{B} \mathbf{u}(t) + \mathbf{I} \boldsymbol{\omega}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{H} \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $t$  为离散时间; 状态向量  $\mathbf{x}(t) \in R^n$ ; 状态的观测信号  $\mathbf{y}(t) \in R^m$ ; 输入噪声向量(即随机扰动类)  $\boldsymbol{\omega}(t) \in R^r$ ; 观测噪声向量(即观测随机误差类)  $\mathbf{v}(t) \in R^m$ ; 确定性(非随机)控制输入向量  $\mathbf{u}(t) \in R^p$  已知;  $\Phi_{n \times n}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{B}_{n \times p}$  为控制转移矩阵;  $\mathbf{I}_{n \times r}$  为输入噪声矩阵;  $\mathbf{H}_{m \times n}$  为观测阵。

令状态向量  $\mathbf{x}(t)$  和观测矩阵  $\mathbf{H}$  分别为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= [1, \delta_H, \delta_T, \delta_P, \delta_\theta]^T = [x_0, x_1, \dots, x_n]^T \\ \mathbf{H} &= [h_0, h_1, \dots, h_n] \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $h_0$  为常数项;  $n$  为统计模型自变量分量的个数(不包含常数项);  $h_i (i=0, 1, \dots, n)$  为统计模型自变量分量的参数;  $\delta_H, \delta_T, \delta_P, \delta_\theta$  分别为水压状态向量、温度状态向量、降雨状态向量及时效状态向量。

为便于 Kalman 滤波,把  $\mathbf{x}(t)$  看成是包含有动态噪声的状态向量。考虑自变量监测系统存在系统监测误差的可能性较小,令控制输入向量  $\mathbf{u}(t)=0$ (实际情况中,若明确  $\mathbf{u}(t)$  的形式,应予以适当考虑),只考虑状态向量输入白噪声的影响,可得大坝监测资料的状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t+1) = \Phi \mathbf{x}(t) + \mathbf{I} \boldsymbol{\omega}(t) \\ \boldsymbol{\delta}(t) = \mathbf{H} \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中,状态向量  $\mathbf{x}(t)_{n \times 1}$ 、观测信号  $\boldsymbol{\delta}(t)$ (标量)、输入噪声  $\boldsymbol{\omega}(t)$  取为均值为 0、方差  $\mathbf{Q}=1$  的白噪声; 观测噪声  $\mathbf{v}(t)$  为均值为 0、方差为  $\mathbf{R}$  的白噪声。

## 1.2 参数的确定

对式(4)中第一式重要的是确定状态转移矩阵  $\Phi$ ,  $\Phi$  一定程度上表征了各状态向量之间的相关关系。文献[8]取状态转移矩阵  $\Phi$  为单位阵,

即以  $t$  时刻的状态向量作为  $t+1$  时刻状态向量的最优预报,虽然计算简便,但有很大的近似成分。文献[9]通过  $\mathbf{x}(t+1)$  与  $\mathbf{x}(t)$  各时刻的取值用 LS 估值求得  $\Phi$ ,所求得的  $\Phi$  在数学意义上更为精确,但从物理概念上不好作出解释(如若  $\Phi$  的非对角元素  $\Phi_{ij} \neq 0, i \neq j$ ,即说明  $x_i$  与  $x_j$  有相关性,就是指水压向量、温度向量等各向量间存在相关性,这与统计模型认为状态向量自相关矛盾;若计算所得  $\Phi$  的对角元素  $\Phi_{ii} \neq 1$ ,即意味  $x_i$  与其本身不是完全自相关,这也是不合理的)。为表征各状态分量除自相关外与其他状态分量相互独立的物理含义,选取  $\Phi$  为对角阵,并以 ARMA 表述状态因素随时间变化的规律,即令

$$\Phi = \Phi_1 + q^{-1} \Phi_2 + \dots + q^{-(n_\Phi-1)} \Phi_{n_\Phi}$$

其中,  $q^{-1}$  为单位滞后算子;  $\Phi_i (i=1, \dots, n_\Phi-1)$  为对角阵。对状态向量中的每个元素  $x_i(t) (i=1, \dots, n)$ ,可分别建立 ARMA 模型:

$$A_i(q^{-1})x_i(t) = \Gamma_i \boldsymbol{\omega}(t)$$

其中,  $A_i(q^{-1}) = 1 + a_{i1}q^{-1} + \dots + a_{in}q^{-n}$ 。为便于计算,取  $n=2$ (实例分析表明,  $n=2$  可完全满足精度要求),则对每个分量  $x_i(t) (i=1, \dots, n)$  的 ARMA 模型为:

$$x_i(t+1) = a_{i1}x_i(t) + a_{i2}x_i(t-1) + \Gamma_i \boldsymbol{\omega}(t)$$

令  $\boldsymbol{\theta} = [a_{i1}, a_{i2}]^T$ ,  $\boldsymbol{\varphi}^T(t) = [x_i(t-1), x_i(t-2)]$ ,  $y(t) = x_i(t)$ , 考虑时变效应,由 IWRLS 参数估值公式可求得模型参数  $a_{i1}, a_{i2}, \Gamma_i$ (各个元素  $x_i(t)$  的遗忘因子  $\lambda_i$  根据实际情况选取)。对于常数项状态变量  $x_0(t)=1$ ,直接采用  $a_{01}=1, a_{02}=0, \Gamma_0=0$ ,由此可求得状态方程为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t+1) &= \Phi \mathbf{x}(t) + \mathbf{I} \boldsymbol{\omega}(t) = \\ &(\Phi_1 + q^{-1} \Phi_2) \mathbf{x}(t) + \mathbf{I} \boldsymbol{\omega}(t) = \\ &\Phi_1 \mathbf{x}(t) + \Phi_2 \mathbf{x}(t-1) + \mathbf{I} \boldsymbol{\omega}(t) \end{aligned}$$

其中,

$$\Phi =$$

$$\begin{bmatrix} a_{01} + q^{-1}a_{02} & & & \\ & a_{11} + q^{-1}a_{12} & & \\ & & \ddots & \\ & & & a_{n1} + q^{-1}a_{n2} \end{bmatrix}$$

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} a_{01} & & & \\ & a_{11} & & \\ & & \ddots & \\ & & & a_{n1} \end{bmatrix}$$

$$\Phi_2 = \begin{bmatrix} a_{02} & & & \\ & a_{21} & & \\ & & \ddots & \\ & & & a_{n2} \end{bmatrix}$$

对式(4)第二式,为表征物理含义,观测矩阵主要还是采用统计模型参数,为反映时变特点,参数的确定采用 IWRLS 参数估值公式(遗忘因子  $\lambda$  根据实际情况选取),由此可确定大坝安全监测数据的时变 Kalman 模型(状态方程和观测方程)为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t+1) = \Phi_1(t)\mathbf{x}(t) + \Phi_2(t)\mathbf{x}(t) + \Gamma(t)\mathbf{w}(t) \\ \boldsymbol{\delta}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{v}(t)$  的方差阵  $\mathbf{R}$  的确定如下:由  $\boldsymbol{\delta}(t)$  的维数可知,  $\mathbf{R}$  为标量, 将  $\mathbf{v}(t)$  看作观测方程误差, 即  $\mathbf{v}(t) = \boldsymbol{\delta}(t) - \mathbf{H}(t)\mathbf{x}(t)$ , 则在  $t$  时刻,  $\mathbf{R}$  的估值  $\hat{\mathbf{R}}(t)$  可以由误差方差估计:

$$\hat{\mathbf{R}}(t) = \hat{\sigma}_v^2(t) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \hat{\nu}^2(i) = \hat{\sigma}_v^2(t-1) + [\hat{\nu}^2(t) - \hat{\sigma}_v^2(t-1)]^2/t$$

这样可反映实际问题的真正误差。另外,  $\boldsymbol{\omega}(t)$  的方差取  $Q=1$ 。

### 1.3 时变 Kalman 模型预报器

Kalman 模型参数  $\Phi(t)$ 、 $\mathbf{H}(t)$  未知, 已知有限个状态变量 ( $\mathbf{x}(t)$ ,  $\mathbf{x}(t-1)$ , …) 和观测值 ( $\boldsymbol{\delta}(t)$ ,  $\boldsymbol{\delta}(t-1)$ , …), 构建带观测噪声的时变 Kalman 模型(5)的 Kalman 预报器  $\hat{y}(t+k|t)$  由如下 4 步组成: ①  $\hat{\mathbf{x}}(0|0)$  取监测初始日状态变量。② 用 IWRLS 参数估值公式估计  $t \geq 1$  时刻状态方程转移矩阵  $\hat{\Phi}(t)$ 、输入噪声阵  $\hat{\Gamma}(t)$  和观测方程观测阵  $\hat{\mathbf{H}}(t)$ , 由此建立  $t$  时刻的 Kalman 模型为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t+1) = \hat{\Phi}(t)\mathbf{x}(t) + \hat{\Gamma}(t)\mathbf{w}(t) \\ \boldsymbol{\delta}(t) = \hat{\mathbf{H}}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases}$$

并计算  $t$  时刻  $\mathbf{v}(t)$  的估值方差  $\hat{\mathbf{R}}(t)$  ( $Q=1$ )。③ 将估值  $\hat{\Phi}(t)$ 、 $\hat{\mathbf{H}}(t)$ 、 $\hat{\mathbf{R}}(t)$  及  $Q=1$  代入递推 Kalman 滤波器及预报器, 可得  $t$  时刻滤波值  $\hat{\mathbf{x}}(t+1|t+1)$ , 超前一步递推 Kalman 预报器  $\hat{\mathbf{x}}(t+1|t)$  及超前  $k > 1$  步 Kalman 预报值  $\hat{\mathbf{x}}(t+k|t)$ 。需要说明的是, 由于  $\hat{\Phi}(t) = \hat{\Phi}_1(t) + \mathbf{q}^{-1}\hat{\Phi}_2(t)$ , 故在滤波器及预报器中, 有:

$$\begin{aligned} \Phi \hat{\mathbf{x}}(t|t-1) &= \Phi_1 \hat{\mathbf{x}}(t|t-1) + \\ &\quad \Phi_2 \hat{\mathbf{x}}(t-1|t-2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Phi \mathbf{P}(t|t) \Phi^T &= \Phi_1 \mathbf{P}(t|t) \Phi_1^T + \\ &\quad \Phi_2 \mathbf{P}(t-1|t-1) \Phi_2^T \end{aligned}$$

$$\Phi \mathbf{K}(t) = \Phi_1 \mathbf{K}(t) + \Phi_2 \mathbf{K}(t)$$

$\Phi^{k-1} \hat{\mathbf{x}}(t+1|t)$  ( $k > 1$ ) 由下式递推:

$$\hat{\mathbf{x}}(t|t-1) = \Phi \hat{\mathbf{x}}(t-1|t-1),$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t+1|t) = \Phi \hat{\mathbf{x}}(t|t)$$

$$\Phi \hat{\mathbf{x}}(t+1|t) = \hat{\mathbf{x}}(t+2|t) =$$

$$\Phi_1 \hat{\mathbf{x}}(t+1|t) + \Phi_2 \hat{\mathbf{x}}(t|t-1)$$

$$\begin{aligned} \Phi^2 \hat{\mathbf{x}}(t+1|t) &= \hat{\mathbf{x}}(t+3|t) = \\ \Phi_1 \hat{\mathbf{x}}(t+2|t) + \Phi_2 \hat{\mathbf{x}}(t+1|t) & \\ \dots & \\ \Phi^{k-1} \hat{\mathbf{x}}(t+1|t) &= \hat{\mathbf{x}}(t+k|t) = \\ \Phi_1 \hat{\mathbf{x}}(t+k-1|t) + \Phi_2 \hat{\mathbf{x}}(t+k-2|t) & \end{aligned}$$

④ 将  $\hat{\mathbf{x}}(t+k|t)$  代入时变 Kalman 模型(5), 可得时变滤波值及预报值:

$$\hat{\mathbf{x}}(t|t) = \hat{\mathbf{H}}(t)\hat{\mathbf{x}}(t|t)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t+k|t) = \hat{\mathbf{H}}(t)\hat{\mathbf{x}}(t+k|t)$$

随着  $t+1$  时刻数据序列及参数估值的更新, 重复进行第②~④步。

## 2 实例分析

选取某拱坝初始蓄水时段的右 1/4 拱坝段 2 114 m 高程处的 16-2 114 位移测点的径向位移处次蓄水期监测值进行分析, 考虑测点及环境量监测起始日及初次蓄水阶段的特点, 选取分析监测时间序列为 1997-1-2 至 2001-5-31。在模型的时变参数求解及拟合中, 时变参数的拟合更新选取时段 1997-1-2 至 2000-12-31、2001-1-1 至 2001-5-31 作为预测时段。

根据拱坝特性及监测数据特征, 建立径向位移  $\delta$  的统计模型为:

$$\begin{aligned} \delta &= \delta_H + \delta_T + \delta_\theta = \sum_{i=1}^4 [a_1(H_u^i - H_{u0}^i)] + \\ &\quad \sum_{i=1}^2 \left[ b_{1i} \left( \sin \frac{2\pi iT}{365} - \sin \frac{2\pi iT_0}{365} \right) + \right. \\ &\quad \left. b_{2i} \left( \cos \frac{2\pi iT}{365} - \cos \frac{2\pi iT_0}{365} \right) \right] + \\ &\quad c_1(\theta - \theta_0) + c_2(\ln \theta - \ln \theta_0) + a_0 \end{aligned}$$

其中,  $H_u$ 、 $H_{u0}$  为监测日、始测日所对应的上游水头, 即水位测值与坝底高程之差;  $T$  为位移监测日到始测日的累计天数;  $T_0$  为建模资料系列第一个监测日到始测日的累计天数;  $\theta$  为位移监测日至始测日的累计天数  $T$  除以 100;  $\theta_0$  为建模资料系列第一个监测日到始测日的累计天数  $T_0$  除以 100。

则对于时变 Kalman 模型(5),  $n=10$ , 状态向量  $\mathbf{x}(t)_{11 \times 1}$  和观测矩阵  $\mathbf{H}_{11 \times 1}$  分别为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= [1, H_u^1 - H_{u0}^1, H_u^2 - H_{u0}^2, H_u^3 - H_{u0}^3, H_u^4 - H_{u0}^4, \\ &\quad \sin(\frac{2\pi T}{365}) - \sin(\frac{2\pi T_0}{365}), \cos(\frac{2\pi T}{365}) - \cos(\frac{2\pi T_0}{365}), \\ &\quad \sin(\frac{4\pi T}{365}) - \sin(\frac{4\pi T_0}{365}), \cos(\frac{4\pi T}{365}) - \cos(\frac{4\pi T_0}{365}), \\ &\quad \theta - \theta_0, \ln \theta - \ln \theta_0]^T \end{aligned}$$

$$\mathbf{H} = [a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, b_{11}, b_{21}, b_{12}, b_{22}, c_1, c_2]$$

统计模型采用逐步回归分析的 LS 法,时变 Kalman 模型采用 IWRLS 参数估值(其中遗忘因子无经验取值,经试算效果对比,选取  $\lambda = 0.992$ ),由此对所选测点位移的实测资料进行分析,所得拟合模型的复相关系数( $R$ )和标准差( $S$ )见表 1,拟合及预测过程线如图 1、图 2 所示,部分预测时段实测、预测值列于表 2。

表 1 拟合模型特征值表

Tab. 1 Model Eigenvalue

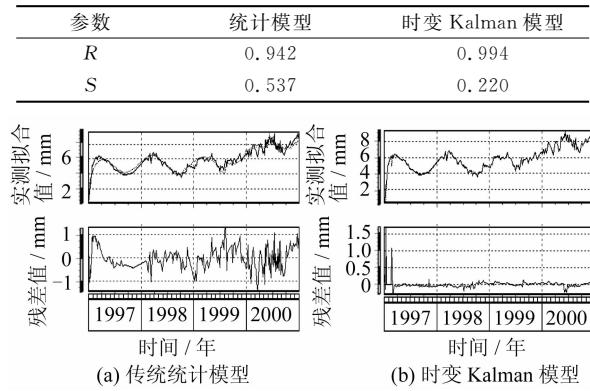


图 1 模型拟合过程线

Fig. 1 Fitting Results of Two Models

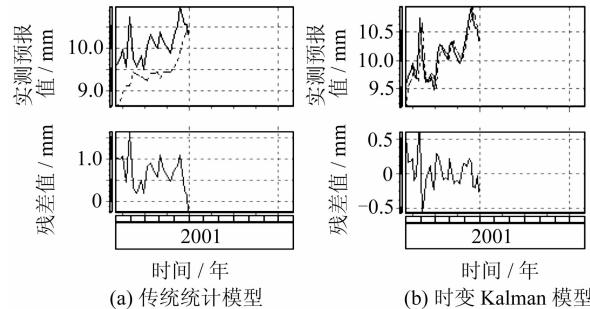


图 2 模型预测过程线

Fig. 2 Prediction Results of Two Models

表 2 模型部分预测值对比

Tab. 2 Prediction Values

日期	实测值/mm	预测值/mm	
		传统模型	时变 Kalman 模型
2001-1-3	9.62	8.61	9.17
2001-2-6	9.77	9.44	10.14
2001-2-28	9.49	9.30	9.72
2001-3-21	10.12	9.42	10.19
2001-4-17	10.05	9.43	10.15
2001-5-1	10.31	9.57	10.16
2001-5-23	10.57	10.31	10.78

由图 1、图 2、表 1、表 2 可以看出,大坝在初次蓄水时,由于采用分期分段抬高水位的方式,坝体性态的监测资料平稳性较差,而且坝体受初次水压的影响,整体性态也会随着水位的升高有所改变,也就是说,此时所建立的大坝监控模型中的各个模型参数不可能保持不变,应具有时变性,需要随着大坝性态的改变实时进行更新,因而用传统的统计模型拟合预测的精度不高。而由于时变 Kalman 模型的参数根据蓄水期的实际情况通过遗忘矩阵进行了实时更新,除了模型初期由于数据较少、参数估值误差较大、拟合效果较差外,其余时段的拟合及预测效果均优于传统统计模型,这说明时变 Kalman 模型在反映大坝性态变化上更优越,不仅能够满足常规分析预测的要求,也更适合于特殊时期监测资料的分析。

## 参 考 文 献

- 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2003
- 吴子安. 大坝变形监测数据回归分析中的因子选择 [J]. 武汉测绘科技大学学报, 1993, 18(1): 20-26
- 张朝玉. 多维 AR 序列的最小二乘建模方法 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2002, 27(4): 377-381
- 蓝悦明, 王新洲. 灰色预测用于大坝水平变形预测的研究 [J]. 武汉测绘科技大学学报, 1996, 21(4): 350-354
- 丛培江, 郑东健, 仲琳. 大坝应力应变监测的多因素时变分析模型 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(9): 914-917
- 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波——现代时间序列分析方法 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001
- 华锡生, 周卫娟. 状态估计在大坝安全监测中的应用 [J]. 水利发电学报, 1995(4): 86-93
- 陆付民. 顾及多个因子的 Kalman 滤波法在大坝变形分析中的应用 [J]. 水电自动化与大坝监测, 2003, 27(3): 71-73
- 郭丽, 王启明, 袁永生. Kalman 滤波用于大坝位移模拟与预报 [J]. 水电能源科学, 2006, 24(6): 53-56

第一作者简介: 李子阳, 博士生, 主要从事大坝安全监控研究。

E-mail: ziyang8210@163.com

## A Time-varying Kalman Model for Dam Monitoring Data Prediction

LI Ziyang<sup>1</sup> GUO Li<sup>2</sup> GU Chongshi<sup>3,4</sup>

(1) Nanjiang Hydraulic Research Institute, 233 Guangzhou Road, Nanjing 210029, China)

(2) Nanjing Sport Institute, 8 Linggusi Road, Nanjing 210014, China)

(3) State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University,  
1 Xikang Road, Nanjing 210098, China)

(4) National Engineering Research Center of Water Resources Efficient Utilization and Engineering Safety,  
Hohai University, 1 Xikang Road, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** Based on time-varying requirements of prediction model for dam monitoring data, the forgetting factor is introduced to set up a forgotten matrix to give prominence to the contributions of recent data. Then the IWRLS algorithm is made to achieve updating model parameters at real-time. On this basis, in order to reflect the physical meaning and complete the filtering operation at the same time, a statistical model and ARMA are introduced into the Kalman filter equations. In the equations, state equation is established by self-variable which reflects the state characteristics with ARMA, and observation equation is established by dependent variable which reflects physical meaning with statistical models. So considering the white noise, the time-varying Kalman prediction model is established with the comprehensive functions. Case analysis shows that the fitting and forecast accuracy of time-varying Kalman model are superior to those traditional statistical models.

**Key words:** monitoring data; time-varying Kalman filter; prediction

**About the first author:** LI Ziyang, Ph.D candidate, majors in dam safety monitoring.

E-mail: ziyang8210@163.com

(上接第 990 页)

## On EOP Parameters Based on 2008 VLBI Observation Data

WEI Erhu<sup>1,2</sup> LI Xuechuan<sup>1</sup> YI Hui<sup>1</sup> LIU Jingnan<sup>3</sup>

(1) School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2) Key Laboratory of Geospace Environment and Geodesy, Ministry of Education, Wuhan University,  
129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(3) Research Center of GNSS, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** The EOP parameters are solved out by using the data of 2008 from IVS, and the precision of the internal and external aspects are discussed respectively. Then, the data of CONT08 (continuous VLBI 2008) is analyzed, and the results were compared with the EOP parameters from IERS and IVS.

**Key words:** VLBI; IVS; IERS; EOP parameters

**About the first author:** WEI Erhu, professor, Ph. D, majors in spatial geodesy and geodynamics.

E-mail: ehwei@sgg.whu.edu.cn