

DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2017.01.23

基于卡尔曼滤波的 GNSS 自动化监测数据粗差分析

魏世玉^{1,2}, 李 川¹

(1. 重庆市地质灾害自动化监测工程技术研究中心(重庆地质矿产研究院), 重庆 400042;

2. 重庆华地工程勘察设计院, 重庆 400042)

摘要: 粗差探测一直是自动化变形监测数据处理中的重点和难点, 准确有效的粗差探测是确保监测工作能否反映变形体真实变形的关键。以 GNSS 自动化平面位移监测数据为研究对象, 利用卡尔曼滤波, 建立监测点坐标序列粗差探测模型, 对 GNSS 自动化监测坐标序列粗差探测过程进行了分析。通过工程实际监测数据分析, 验证了模型的准确性和有效性。

关键词: GNSS; 自动化监测; 卡尔曼滤波; 粗差探测

中图分类号: P694

文献标识码: A

文章编号: 1003-8035(2017)01-0146-05

The gross error detection for GNSS automatic monitoring data based on kalman filter

WEI Shiyu^{1,2}, LI Chuan¹

(1. *Chongqing Engineering Research Center of Automatic Monitoring for Geological Hazards(Chongqing Institute of Geology and Mineral Resources)*, Chongqing 400042, China;

2. *Chongqing Huadi Engineering Survey and Design Institute*, Chongqing 400042, China)

Abstract: Gross error detection has been the key points and difficulties in automatic deformation monitoring data processing, the accurately and effectively gross error detection is the key to make sure that the monitoring data can reflect the real deformation. This paper selected the plane displacement monitoring data as the research object, established the gross error detection model for the coordinates series of monitoring point using kalman filter, and analyzed the progress of gross error detection. Finally, through the actual monitoring data analysis, it verified the accuracy and effectiveness of the model.

Keywords: GNSS; automatic monitoring; Kalman filter; gross error detection

0 引言

在 GNSS (Global Navigation Satellite System) 自动化变形监测中, 由于受观测条件的影响, 如周跳、多路径效应以及接收机信号故障等, 致使观测数据中难免包含粗差, 极大降低了观测成果的准确性和可靠性。粗差的存在给后续变形分析和解释带来了困难, 甚至

得出错误结论。因此, 粗差探测工作是自动化变形监测数据处理中的重要环节^[1-4]。

对于粗差探测, 目前普遍采用以均值漂移模型为基础的粗差探测和以方差膨胀模型为基础的抗差估计等方法^[5-6]。这些方法具备严密的理论基础, 当监测网图形强度较好且具备一定数量的多余观测时, 上述方法均能很好地消除粗差对观测成果的影响。但在

收稿日期: 2016-03-30; 修订日期: 2016-05-23

基金项目: 基于北斗定位的地质灾害监测设备研发与示范 (CQGT-KJ-2014045); 地质灾害多维度空间形变监测仪研发与示范 (CQGT-KJ-2014044)

第一作者: 魏世玉 (1987-), 男, 云南保山人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为地质灾害智能监测。E-mail: 1832382150@qq.com

GNSS 自动化变形监测中,为了实时掌握变形体变形情况,通常需提高监测频率,这就导致一次定位解算的观测时间变短,多余观测数也随之减少。这时按上述方法很难对粗差进行准确的定位和剔除。

卡尔曼滤波是 20 世纪 60 年代初由卡尔曼等人提出的一种递推式滤波算法,其最大特点是能够剔除系统中的随机干扰,从而获得逼近真实情况的有用信息。如果将粗差看作 GNSS 自动化监测中的随机干扰,便可利用卡尔曼滤波对其进行剔除,得到一组“干净”的观测值序列。因此,本文以 GNSS 自动化平面位移监测数据为研究对象,利用卡尔曼滤波,建立监测点坐标序列粗差探测模型,对 GNSS 自动化监测坐标序列粗差探测过程进行详细分析。最后通过实际监测数据分析,验证该模型的准确性和有效性。

1 监测点坐标序列卡尔曼滤波模型

监测点的空间状态可看作时间 t 的函数,对于某一观测时刻 t_k ,如果用 X_k 、 $\dot{X}_k$ 、 $\ddot{X}_k$ 分别表示监测点在单一坐标轴方向的位置、变化速率和加速度,则监测点在相邻时刻的状态可描述为^[7-8]:

$$X_{k+1} = X_k + \dot{X}_k \Delta t + \frac{1}{2} \ddot{X}_k \Delta t^2 \quad (1)$$

式中: Δt ——相邻时刻时间间隔。

在 GNSS 自动化监测中,由于监测频率较高,变形体在相邻监测时刻的动态性不强,变化缓慢。因此这里仅将 X_k 、 $\dot{X}_k$ 作为监测点在 t_k 时刻的状态向量,而将 $\ddot{X}_k$ 作为随机扰动项,即有 t_k 时刻状态向量 $S_k = [X_k \quad \dot{X}_k]$ 。

由此可得系统状态方程^[7-11]:

$$S_k = \Phi_{k-1} S_{k-1} + \Gamma_{k-1} \Omega_{k-1} \quad (2)$$

式中: Ω_{k-1} —— t_{k-1} 时刻系统的动态噪声;

Φ_{k-1} ——系统状态转移矩阵;

Γ_{k-1} ——系统动态噪声矩阵。

这里 Φ_{k-1} 、 Γ_{k-1} 均为常数,其具体形式为:

$$\Phi_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \Gamma_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \Delta t^2 \\ \Delta t \end{bmatrix}$$

记 t_k 时刻有观测向量 $L_k = X_k$,则有观测方程:

$$L_k = B_k S_k + \Delta_k \quad (3)$$

式中: $B_k = [1 \quad 0]$, 为观测矩阵;

Δ_k ——系统在 t_k 时刻的观测噪声。

假设系统动态噪声和观测噪声为互不相关的高斯

白噪声序列,即:

$$E(\Omega_k) = 0, E(\Delta_k) = 0$$

$$\text{Cov}(\Omega_k, \Omega_j) = D(\Omega_k) \delta_{kj}$$

$$\text{Cov}(\Delta_k, \Delta_j) = D(\Delta_k) \delta_{kj}$$

$$\text{Cov}(\Omega_k, \Delta_j) = 0$$

其中, $D(\Omega_k)$ 和 $D(\Delta_k)$ 分别为系统动态噪声和观测噪声方差阵, δ_{kj} 为 Kronecker 函数。

由广义最小二乘原理可推导监测点坐标序列卡尔曼滤波递推公式^[8,11]:

(1) 状态向量一步预报值及其方差矩阵

$$\hat{S}_{k-1} = \Phi_{k-1} \hat{S}_{k-1} \quad (4)$$

$$D(\hat{S}_{k-1}) = \Phi_{k-1} D(\hat{S}_{k-1}) \Phi_{k-1}^T + \Gamma_{k-1} D(\Omega_{k-1}) \Gamma_{k-1}^T \quad (5)$$

(2) 状态向量滤波值及其方差矩阵

$$\hat{S}_k = \hat{S}_{k-1} + J_k (L_k - B_k \hat{S}_{k-1}) \quad (6)$$

$$D(\hat{S}_k) = (I - J_k B_k) D(\hat{S}_{k-1}) \quad (7)$$

式中: J_k ——滤波增益矩阵,具体形式为:

$$J_k = D(\hat{S}_{k-1}) B_k^T [D(\Delta_k) + B_k D(\hat{S}_{k-1}) B_k^T]^{-1}$$

由(4)可知,当已知系统在时刻的滤波值 $\hat{S}_{k-1}$ 时,可得 t_k 时刻状态预报值 $\hat{S}_{k-1}$ 。而由(6)可知,当得到 t_k 时刻观测向量 L_k 时,便可利用观测值对预报值进行修正,得到 t_k 时刻滤波值 $\hat{S}_k$ 。因此,在给定初始值 $\hat{S}_0$ 、 $D(\hat{S}_0)$ 以及 $D(\Omega_{k-1})$ 和 $D(\Delta_k)$ 后,便可由(4)~(7)式进行递推式预报与滤波。

2 滤波模型初始值的确定

滤波启动前,初始状态往往难以精确确定,只能对其进行估算。但若与实际偏差较大,可能导致错误的滤波估计甚至引起发散。因此,合理确定初始值十分重要。

2.1 初始状态向量 $\hat{S}_0$ 及方差矩阵 $D(\hat{S}_0)$

为近似求得初始状态向量,分别将监测点 X、Y 方向坐标序列中前 N 个无粗差的数据进行二次多项式拟合:

$$\hat{f}(t_i) = \beta_0 + \beta_1 \cdot t_i + \beta_2 \cdot t_i^2 \quad (8)$$

令拟合系数 $\beta = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \beta_2]^T$, 则:

$$\beta = \left[\sum_{i=1}^N b(i) \cdot b(i)^T \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^N b(i) \cdot f(t_i) \right]$$

其中, $b(i) = [1 \quad t_i \quad t_i^2]^T$ 。

同时得拟合残差中误差:

$$\hat{\sigma}_0 = \sqrt{\sum_{i=1}^N [f(t_i) - \hat{f}(t_i)]^2 / (N - 3)}$$

拟合系数协方差矩阵:

$$D_{\beta\beta} = \hat{\sigma}_0^2 \cdot \left[\sum_{i=1}^N b(i) \cdot b(i)^T \right]^{-1}$$

取第 N 点处状态为初始状态向量,即 $\hat{S}_0 = [f(t_N) \ f(t_N)']^T$,然后从 $N+1$ 点处开始进行 Kalman 滤波递推。

因为 $\hat{S}_0 = G \cdot \beta$, 其中:

$$G = \begin{bmatrix} 1 & t_N & t_N^2 \\ 0 & 1 & 2 \cdot t_N \end{bmatrix}$$

则由协方差传播律得:

$$D(\hat{S}_0) = G D_{\beta\beta} G^T \quad (9)$$

2.2 观测噪声方差阵 $D(\Delta_k)$ 和系统噪声方差阵 $D(\Omega_k)$

对于观测噪声方差阵 $D(\Delta_k)$,主要由观测值的数据处理方法来确定,载波相位相对定位中,观测噪声方差阵可由基线解算后的残差向量进行估算。对于系统噪声方差阵 $D(\Omega_k)$,若将监测点坐标变化的加速度看作随机扰动项,有^[8]:

$$D(\Omega_k) = 4 \cdot \Delta t^{-4} \cdot D(\Delta_k) \quad (10)$$

3 粗差探测

当对系统状态进行一步预报后,得一步预报残差:

$$e_k = L_k - B_k \hat{S}_{k/k-1} \quad (11)$$

当 $|e_k| < \mu$ 时,认为 t_k 时刻的观测值不含粗差。于是利用(6)、(7)式对系统状态及其协方差进行修正,得 t_k 时刻系统最优状态估计。其中, μ 为阈值,其选取的原则必须保证不会把多路径效应及观测噪声等造成的影响当作粗差。当 $|e_k| > \mu$ 时,认为 t_k 时刻的观测模型或动态模型存在异常,即该异常可能是观测粗差造成,也可能是监测点在 t_k 时刻发生异常变形所致。这时,利用 t_{k-1} 时刻的状态来预报 t_{k+1} 时刻的状态:

$$\hat{S}_{k+1/k-1} = \Phi_{k+1/k-1} \hat{S}_{k-1} \quad (12)$$

得预报残差:

$$e_{k+1} = L_{k+1} - B_{k+1} \hat{S}_{k+1/k-1} \quad (13)$$

当 $|e_k| > \mu$ 且 $|e_{k+1}| < \mu'$ ($\mu' > \mu$) 时,认为 t_k 时刻的观测值存在粗差,即观测模型存在异常,可将 t_k 时刻的观测值剔除,并将 t_{k+1} 时刻观测值连同前 n 个无粗差观测值的拉格朗日插值作为 t_k 时刻的虚拟观测值,即:

$$\hat{L}_k = \sum_{j=k-n, j \neq k}^{k+1} \left(\prod_{i=k-n, i \neq j}^{k+1} \frac{t_k - t_i}{t_j - t_i} \right) L_j \quad (14)$$

并从 t_k 时刻起,继续进行滤波。

当 $|e_k| > \mu$ 且 $|e_{k+1}| > \mu'$,说明系统动态模型存

在异常,即 t_k 时刻监测点存在较大变形。综上所述,利用卡尔曼滤波对 GNSS 监测坐标序列进行粗差探测的流程见图 1。

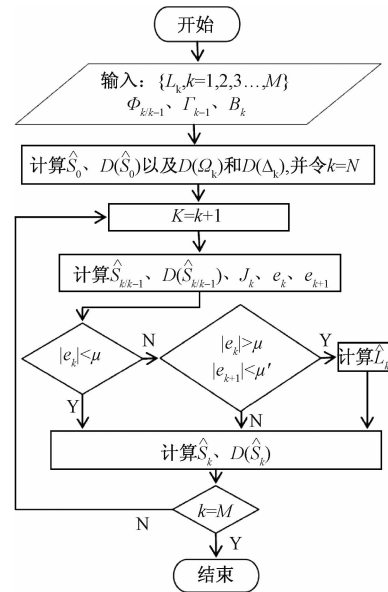


图 1 卡尔曼滤波粗差探测流程

Fig. 1 Process of gross error detection using kalman filter

4 实验分析

为验证模型的有效性和准确性,以重庆市三峡库区某滑坡 GNSS 自动化位移监测为分析对象,其监测点的布设见图 2。

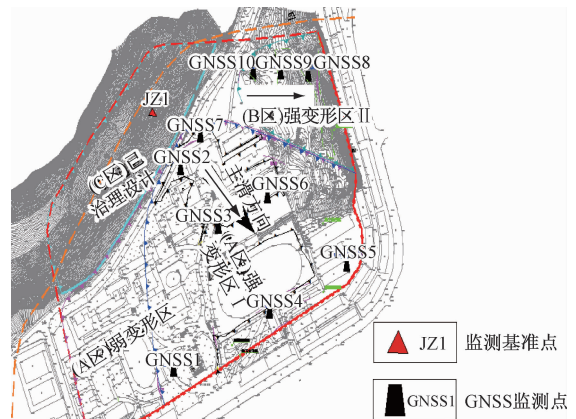


图 2 GNSS 监测点布设示意图

Fig. 2 The layout diagram of GNSS monitoring point

选取同一剖面监测点 GNSS2 (位于主滑面坡顶) 和 GNSS4 (位于主滑面坡底) 连续 1 个月 (2015 年 5 月) 的监测数据为分析对象,观测时段长为 2 小时 (即连续观测 2 小时的数据作为一次静态基线解算结果),共 359 组有效坐标序列数据。

为分析滤波模型对粗差探测的敏感性,选取坡顶观测条件良好,且距基准站较近的 GNSS2 在 X 轴和 Y 轴方向的坐标序列(图 3),经分析发现,该序列无粗差情况。利用前 5 个坐标分量序列分别进行二次拟合,以确定初始状态,从序列第 6 个数据开始进行预报与滤波,得其在 X 轴和 Y 轴方向预报残差序列见图 4。

对上述无粗差坐标序列预报残差统计分析得 X 方向预报残差中误差为 0.65 mm,Y 方向则为 0.82 mm。由此可见,该滤波模型对粗差探测具有较高的灵敏性。

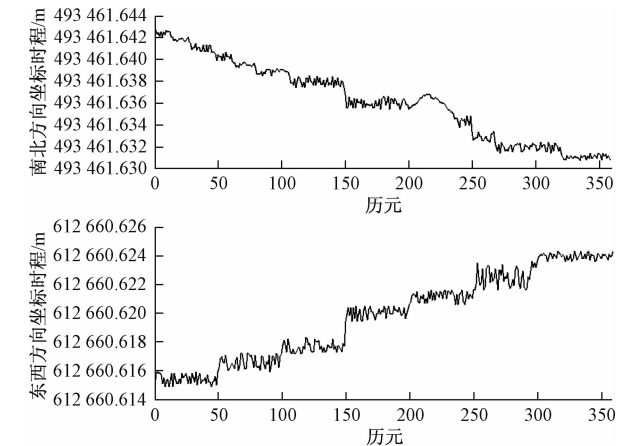


图 3 GNSS2 坐标序列(无粗差)
Fig. 3 Coordinates series of GNSS2(without gross error)

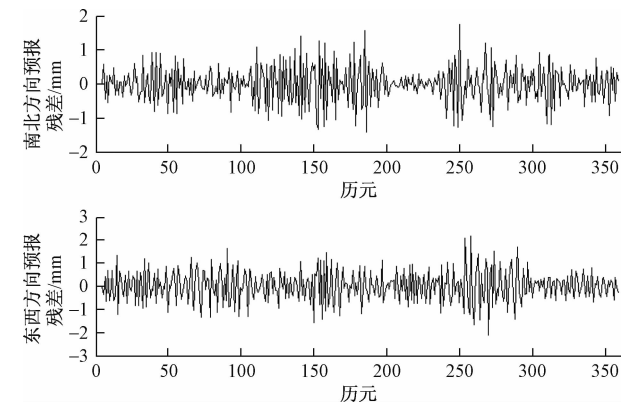


图 4 GNSS2 预报残差序列
Fig. 4 Predicted residual series of GNSS2

为验证模型探测粗差的有效性和准确性,选取坡底观测条件相对较差的 GNSS4 在 X 轴方向的坐标序列进行分析(图 5)。该月监测期间,GNSS4 监测点上接收机存在蓄电池无法供电的情况,导致某些观测时段观测值数量不足,另外该监测点位于斜坡底部,卫星信号质量在某些时段可能会较差,因此解算出的坐标序列中极有可能存在粗差。利用前 5 个无粗差坐标序列进行二次拟合,以确定滤波初始状态,并取 3 倍拟合残差中误差作为粗差探测阈值($\mu = 3.5\text{ mm}$, $\mu' = 4.5$

mm),从序列第 6 个数据开始进行预报与滤波,得其在 X 轴方向预报残差序列见图 6。

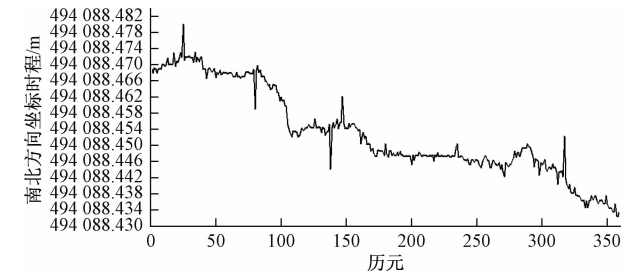


图 5 GNSS4 坐标序列(南北方向)
Fig. 5 Coordinates series of GNSS4

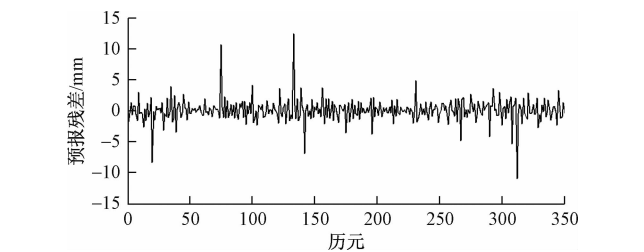


图 6 GNSS4 预报残差序列(南北方向)
Fig. 6 Predicted residual series of GNSS4

当 $|e_k| < \mu$ 时,认为监测点动态模型和观测模型正常,既无粗差,也无异常变形。当 $|e_k| > \mu$ 时,考虑动态模型或观测模型存在异常,即可能是观测值中存在粗差,也可能是监测点存在异动变形。这时需对 e_{k+1} 进行分析,进一步判断是动态模型异常或观测模型异常。下表给出了 $|e_k| > \mu$ 的历元时刻及最终的探测结果(表 1)。

表 1 坐标序列粗差探测结果			
Table 1 Result of gross error detection from coordinates series			
历元	$e_k/(mm)$	$e_{k+1}/(mm)$	探测结果
25	-8.4	2.3	粗差
40	3.8	5.1	异动变形
80	10.6	-3.2	粗差
105	4.0	6.2	异动变形
138	12.4	-1.8	粗差
147	-6.9	1.5	粗差
161	3.7	5.7	异动变形
201	-3.8	-5.5	异动变形
236	4.1	6.4	异动变形
313	-5.4	0.9	粗差
317	-11.0	-1.4	粗差

由上述分析可知,该模型能够有效探测出 GNSS 坐标序列中不同大小的粗差。当发现某一时刻观测值存在粗差时,采用(14)给出的插值法进行插补后,继续进行递推和滤波,得 GNSS4 监测点滤波后 X 轴方向

坐标序列见图 7。

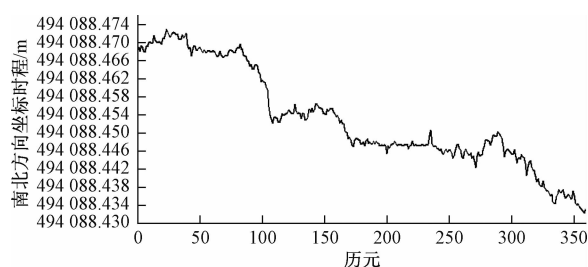


图 7 GNSS4 滤波后坐标序列(南北方向)

Fig.7 Coordinates series of GNSS4 after filtered

为检验滤波后坐标序列中粗差是否完全剔除,最后对滤波后的坐标序列再次进行递推预报与滤波,得其预报残差序列见图 8。

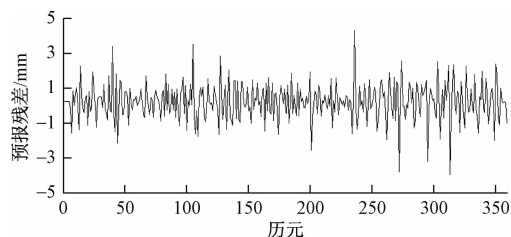


图 8 剔除粗差后预报残差序列

Fig.8 Predicted residual series after removing the gross error

上述残差序列中,个别值在 3 ~ 5 mm 之间,这是由于监测点的异动变形引起,而非粗差所致,由此证明了该模型的准确性。

5 结语

本文将卡尔曼滤波应用于 GNSS 自动化监测粗差探测,通过理论分析和实际监测数据验证,得出以下几点结论:

(1) 卡尔曼滤波是一种对动态系统进行实时状态估计的有效方法,系统数学模型和噪声统计模型的合理建立是系统准确状态估计的关键。

(2) 实验分析表明,在启动卡尔曼滤波之前,较为准确地确定初始状态 $\hat{S}_0$ 及其方差阵 $D(\hat{S}_0)$ 有利于滤波的快速稳定;动态噪声和观测噪声的不合理选取将导致滤波发散。

(3) 变形监测数据粗差探测的关键在于如何区分粗差与变形。本文利用粗差仅在某一时刻具有突变特征而变形往往伴随后续数据整体发生偏移,有效地剔除了 GNSS 坐标序列中粗差。

参考文献:

- [1] 宋迎春,朱建军,陈正阳,等. Kalman 滤波中测量粗差的探测与修复[J]. 工程数学学报,2008,25(3): 437 - 441.
- SONG Yingchun, ZHU Jianjun, CHEN Zhengyang, et al. The detection and correction of gross error in observed values for the kalman filter [J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2008, 25(3): 437 - 441.
- [2] 刘超云,尹小波,张彬. 基于 Kalman 滤波数据融合技术的滑坡变形分析与预测[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2015, 26(4): 30 - 35.
- LIU Chaoyun, YIN Xiaobo, ZHANG Bin. Analysis and prediction of landslide deformations based on data fusion technology of Kalman-filter [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2015, 26(4): 30 - 35.
- [3] 刘伟平,郝金明,汪平,等. Kalman 滤在周跳探测与修复中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2009(6): 101 - 103.
- LIU Weiping, HAO Jinming, WANG Ping, et al. Study on cycle slip detection and repair by use of Kalman Filtering [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2009(6): 101 - 103
- [5] 朱建军,曾卓乔. 污染误差模型下的测量数据处理理论[J]. 测绘学报, 1999(3): 215 - 220.
- ZHU Jianjun, ZENG Zhuoqiao. The Theory of surveying adjustment under contaminated error model [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1991(3): 215 - 220.
- [6] 宋力杰,杨元喜. 均值漂移模型粗差探测法与 LEGE 法的比较[J]. 测绘学报, 1999(4): 295 - 300.
- SONG Lijie, YANG Yuanxi. Comparison between data snooping and LEGE [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1999(4): 295 - 300.
- [7] 黑君淼. 基于 Kalman 滤波的滑坡监测数据处理与分析[D]. 安徽理工大学, 硕士学位论文, 2011.
- HEI Junmiao. Data processing and analysis for monitoring landslide deformation based on Kalman filtering [D]. Anhui University of Science and Technology, Master's Dissertation, 2011.
- [8] 黄声享,尹晕晖,蒋征,等. 变形监测数据处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2010.
- HUANG Shengxiang, YIN Yunhui, JIANG Zheng, et al. Deformation monitoring data processing [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2010.