

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2023.01.004

一种基于灰色预测理论和抗差自适应 Kalman 滤波的滑坡监测算法

杨旭¹, 杨旭¹, 李佳², 王建国²

(1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100089;
2. 北京航空航天大学合肥创新研究院, 合肥 230000)

摘要: 针对当前的山体滑坡监测技术监测精度低、实时性差、自动化程度低的问题, 提出了一种基于灰色预测理论和抗差自适应 Kalman 滤波的滑坡监测技术。该技术使用抗差自适应 Kalman 滤波技术, 对包括实时动态 (RTK) 载波相位差分定位数据、无人机摄影测量数据、土工带传感器数据在内的多源数据进行融合分析, 将滑坡形变监测精度提高到了 mm 级。RTK 技术和土工带传感器的使用克服了天气状况、植被覆盖对滑坡监测的影响。使用灰色预测理论对山体滑坡监测点进行形变预测, 结合蠕变切线角判据, 该技术实现了对山体滑坡预警等级的划分。仿真实验结果显示, 该山体滑坡监测技术能够成功实现山体滑坡预测预警功能。

关键词: 滑坡监测算法; 抗差自适应 Kalman 滤波; 灰色预测理论; 多源数据融合; GNSS-RTK

中图分类号: V19; X43 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-8110(2023)01-0040-14

A Landslide Monitoring Algorithm Based on Grey Prediction Theory and Robust Adaptive Kalman Filter

YANG Xu¹, YANG Xu¹, LI Jia², WANG Jianguo²

(1. College of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100089, China;
2. Hefei Innovation Research Institute of Beihang University, Hefei 230000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low monitoring accuracy, poor real-time and low automation of current landslide monitoring technology, a landslide monitoring technology based on grey prediction theory and robust adaptive Kalman filtering is proposed. Robust adaptive Kalman filtering technology is applied to fuse and analyze multi-source data, including real-time dynamic (RTK) carrier phase differential positioning data, UAV photogrammetric data, and geobelt sensor data, so as to improve the accuracy of landslide deformation monitoring to the millimeter level. RTK technology and geobelt sensor are applied to overcome the influence of weather conditions and vegetation coverage on landslide monitoring. The grey prediction theory is applied to predict the deformation of the monitoring points of the mountain landslide. Combined with the criterion of the creep tangent angle, the classification of the early warning grade of the mountain landslide is realized. The simulation results show that the landslide monitoring technology can successfully realize the landslide prediction and early warning function.

收稿日期: 2022-10-31; 修订日期: 2022-12-21

基金项目: 安徽省科技厅重点研发项目 (202004a07020033)

作者简介: 杨旭 (2000-), 男, 硕士研究生, 主要从事电子信息工程方面的研究。

通信作者: 杨旭 (1986-), 男, 博士研究生, 主要从事卫星导航与接收机设计方面的研究。

Key words: Landslide monitoring algorithm; Robust adaptive Kalman filtering; Grey prediction theory; Multi-source data fusion; GNSS-RTK

0 引言

山体滑坡灾害具有隐蔽性强、突发性强、破坏力大的特点。传统的山体滑坡监测方法主要有宏观地质观测法、简易观测法、设站观测法、仪表观测法等,它们普遍存在的问题是需要人工定期到现场进行数据的采集,缺少实时性,监测精度较低,并且对滑坡的预测预警能力差^[1-3]。

近年来,在地质形变监测技术不断发展和完善的过程中,大地精密测量法、全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)高精度地质形变监测法、近景摄影测量法、时间域反射测试技术、遥感监测技术等方法常被用于地质形变监测中。目前主流的山体滑坡监测方法是通过合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)技术进行监测,但是该方法受天气状况和植被覆盖的影响大,实时性差,难以实现长期监测^[4-6]。

实时动态(Real-Time Kinematic, RTK)技术可实现实时定位,并且在静态情况下的定位精度可达 mm 级。与传统 GNSS 形变监测技术相比,RTK 定位技术具有十分显著的优势。RTK 技术被广泛应用于安全监测、土地勘探、城市布局、水利等领域^[7-11]。在我国的金川二矿区地裂缝^[9]、黄土坡临江 I 号崩滑体^[10]等地质灾害的变形监测中,均采用了高精度的全球定位系统(Global Positioning System, GPS)静态相对定位技术,监测精度可以达到 mm 级;并逐渐开始尝试采用 GPS 定位技术监测滑坡体的垂直形变,发现在基线较短、观测时间较长和观测条件较好的情况下,其精度也可以达到 mm 级^[11]。

作为形变监测中的重要数据处理算法,Kalman 滤波算法广泛地应用于建筑、桥梁、地质灾害的形变监测中,并取得了非常不错的监测效果^[12-15]。C. D. Ince 等通过 GPS 定位技术和 Kalman 滤波方法对土耳其的伊斯坦布尔和马尔马拉进行形变监测,并取得预期的监测效果^[12];朱建军等使用变形监测数据通过 Kalman 滤波模型动态分析链子崖危岩体位移变形规律^[13];高雅萍、张勤使用自适应 Kalman 滤波在地理信息系统(Geographic Information System, GIS)滑坡监测中也取得了预期监测效果^[14]。

影响山体滑坡的因素复杂多变,有已知因素和

未知因素,具有典型的灰色特征。灰色预测理论在解决信息不完整的系统问题时具有十分显著的优势。对于具有这样特征的系统,可使用灰色预测理论对其进行深入的分析^[16-19]。李晓鸽采用灰色预测理论对鲁地拉水电站对外交通公路滑坡监测数据进行了拟合和预测研究,得到了很好的预测效果^[16];王旭昭等使用改进的灰色预测理论对新滩滑坡和黄茨滑坡进行预测分析,取得了良好预测效果^[17];此外,K. Yin^[18]、王东岳^[19]等均使用灰色预测理论进行了山体滑坡预测,并取得良好预测效果。

针对当前的山体滑坡监测技术精度低、实时性差、缺少完善的预测预警机制的问题,本文提出了一种基于抗差自适应 Kalman 滤波和灰色预测理论的山体滑坡监测技术。该技术通过抗差自适应 Kalman 滤波进行包括 RTK 定位技术、土工带传感器技术、无人机近景摄影测量技术在内的多源数据融合,然后通过灰色预测理论与蠕变切线角判据实现对山体滑坡的预测预警功能。

1 抗差自适应 Kalman 滤波

1.1 抗差自适应 Kalman 滤波^[12-15]

在目标系统中,设 \mathbf{X}_i 为由一组随机变量组成的向量,称为该系统在 i 时刻的状态向量;设 \mathbf{Z}_i 为由一组观测变量组成的向量,称为该系统在 i 时刻的观测向量。当目标系统为离散时间系统时,系统的状态向量随时间的变化规律可以通过状态方程描述,目标系统的状态向量和观测向量的关系可以通过观测方程描述

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i = \mathbf{A}\mathbf{X}_{i-1} + \mathbf{B}\mathbf{U}_{i-1} + \mathbf{W}_{i-1} \\ \mathbf{Z}_i = \mathbf{H}\mathbf{X}_i + \mathbf{V}_i \end{cases} \quad (1)$$

其中, \mathbf{X}_{i-1} 、 \mathbf{X}_i 分别是目标系统在 $i-1$ 和 i 时刻的状态向量; \mathbf{Z}_i 是目标系统在 i 时刻的观测向量; \mathbf{U} 称为控制向量; \mathbf{W} 称为系统动态噪声向量; \mathbf{V} 称为系统观测噪声向量; \mathbf{A} 称为系统从 $i-1$ 时刻到 i 时刻的状态转移矩阵; \mathbf{B} 称为控制向量系统矩阵; \mathbf{H} 称为观测值系统矩阵。

抗差自适应 Kalman 滤波技术将抗差估计和自适应估计相结合,以减小观测误差和系统建模误差对滤波结果的影响,其技术原理可以通过如下方程加以描述:

时间更新方程

$$\hat{\mathbf{X}}_{i/i-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{i-1/i-1} + \mathbf{B}\mathbf{U}_{i-1} \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_{i/i-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{i-1/i-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (3)$$

状态更新方程

$$\mathbf{K}_i = \frac{1}{a_i}\mathbf{P}_{i/i-1}\mathbf{H}^T \left(\frac{1}{a_i}\mathbf{H}\mathbf{P}_{i/i-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{D} \right)^{-1} \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{i/i} = \hat{\mathbf{X}}_{i/i-1} + \mathbf{K}_i(\mathbf{Z}_i - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{i/i-1}) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{i/i} = \frac{1}{a_i}(\mathbf{I} - \mathbf{K}_i\mathbf{H})\mathbf{P}_{i/i-1} \quad (6)$$

其中, $\hat{\mathbf{X}}_{i/i-1}$ 为由 $i-1$ 时刻的状态向量估计值 $\hat{\mathbf{X}}_{i-1/i-1}$ 和 $i-1$ 时刻的控制向量 \mathbf{U}_{i-1} 估计得到的 i 时刻的状态向量估计值; \mathbf{P} 为误差协方差矩阵, $\mathbf{P}_{i/i-1}$ 为由 $i-1$ 时刻的误差协方差 $\mathbf{P}_{i-1/i-1}$ 估计得到的 i 时刻的误差协方差; \mathbf{K}_i 是 Kalman 滤波算法中的一个重要参数, 称为 Kalman 增益, 它由 i 时刻的误差协方差 $\mathbf{P}_{i/i-1}$ 和观测值系统矩阵 \mathbf{H} 计算得到; $\hat{\mathbf{X}}_{i/i}$ 为由 i 时刻的状态向量估计值 $\hat{\mathbf{X}}_{i/i-1}$ 和 i 时刻的观测向量 \mathbf{Z}_i 更新后的 i 时刻的状态向量; $\mathbf{P}_{i/i}$ 为由 i 时刻的误差协方差 $\mathbf{P}_{i/i-1}$ 更新后的 i 时刻的误差协方差。对上述方程进行循环迭代, 最终实现 Kalman 滤波的功能。 \mathbf{D} 为观测噪声的等价协方差矩阵, 观测噪声的等价权矩阵为 \mathbf{D}^{-1} ; a_i 为自适应因子 ($0 < a_i \leq 1$)。抗差自适应 Kalman 滤波的关键在于观测噪声等价协方差矩阵 \mathbf{D} 和自适应因子 a_i 的构造。

1.2 观测噪声等价协方差矩阵的构造

典型的观测噪声等价协方差矩阵 \mathbf{D} 的构造方法^[14]有: Huber 构造法、丹麦法、IGG 法、抗差贝叶斯估计法等。本文选用 IGG1 构造法, 具体内容如下

$$\mathbf{D} = \begin{cases} R & |\mathbf{V}_i| \leq k_0 \\ R \frac{k_0}{|\mathbf{V}_i|} & k_0 < |\mathbf{V}_i| \leq k_1 \\ 0 & |\mathbf{V}_i| > k_1 \end{cases} \quad (7)$$

其中, 一般取 $k_0 = 2.5, k_1 = 3.5$ 。 \mathbf{V}_i 为观测残差, 表达式如下

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{i-1/i-1} - \mathbf{Z}_i \quad (8)$$

1.3 自适应因子的构造

本文采用两段函数模型^[14]进行自适应因子的构造

$$a_i = \begin{cases} 1 & |\delta\mathbf{X}_i| \leq c \\ \frac{c}{|\delta\mathbf{X}_i|} & |\delta\mathbf{X}_i| > c \end{cases} \quad (9)$$

式中, c 为常量, 一般取 $c = 1 \sim 2.5, 0 < a_i \leq 1$ 。

2 灰色预测理论

2.1 灰色预测模型(GM 模型)

2.1.1 基本 GM(1,1)模型

设 $X^{(0)}$ 为含有 n 个元素的序列, 其中 $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$ 。上角标处括号内的数字为序列模型的阶数, 第二个括号内的数字为序列中元素的序号。对序列 $X^{(0)}$ 进行一次累加生成得到它的 1-AGO 序列 $X^{(1)}$ 。对序列 $X^{(1)}$ 进行一次紧邻均值生成得到序列 $Z^{(1)}$ 。称方程 $x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$ 为 GM(1, 1) 模型。其中 a 为发展系数, b 为灰色作用量。令

$$\hat{\mathbf{a}} = [a, b]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{Y} = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & -z^{(1)}(2) & \dots & -z^{(1)}(2) \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

则有

$$\hat{\mathbf{a}} = [\mathbf{B}^T\mathbf{B}]^{-1}\mathbf{B}^T\mathbf{Y} \quad (13)$$

方程 $x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$ 的解

$$\hat{x}(k+1) = \left(x^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

取 $x^{(1)}(0) = x^{(0)}(1)$, 则

$$\hat{x}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

2.1.2 新陈代谢 GM(1,1)模型

在对目标数据进行灰色模型建模时, 取出其中一部分数据也能进行建模。当目标序列中添加 m 条最新数据之后, 在添加新数据后的序列中去掉前 m 条数据得到剩余数据, 对剩余数据进行建模得到的模型称为新陈代谢 GM(1,1)。当目标序列数据量足够大时, 为了去除数据序列中的一些奇异数据, 可使用新陈代谢 GM(1,1)。考虑到对于山体滑坡监测而言, 新数据比旧数据更有预测价值, 本文使用新陈代谢 GM(1,1)。

2.2 精度检验

设原始目标序列 X , 模型预测序列 \hat{X} , 则可得残差序列

$$\epsilon = X - \hat{X} \quad (16)$$

求出 X 的均值和方差, 分别为 \bar{X} 和 S_X^2 ; 求出 ϵ 的均值和方差, 分别为 $\bar{\epsilon}$ 和 S_ϵ^2 。定义均值方差比

$$A = \frac{S_\epsilon^2}{S_X^2} \quad (17)$$

在实际应用中,根据实际情况设定阈值 A_0 ,当 $A < A_0$ 时,则认为该模型为均方差比合格模型。定义小概率误差

$$P = p(|\epsilon(k) - \bar{\epsilon}| < 0.6744S_0) \quad (18)$$

在实际应用中,根据实际情况设定阈值 P_0 ,当 $P > P_0$ 时,则认为该模型为小概率误差合格模型。关于均值方差比阈值 A_0 和小概率误差阈值 P_0 的设定准则与模型精度等级的关系如表 1 所示。

表 1 模型精度等级参考^[19]

Tab. 1 Gray theory model accuracy level reference^[19]

模型精度等级	优	良	中	差
均值方差比 A	$A \leq 0.35$	$0.35 < A \leq 0.5$	$0.5 < A \leq 0.65$	$A > 0.65$
小概率误差 P	$P \geq 0.95$	$0.8 \leq P < 0.95$	$0.7 \leq P < 0.8$	$P < 0.7$

3 蠕变切线角判据

通过大量的山体滑坡实例可知,山体滑坡的形变过程可分为 3 个时期:初始变化时期、稳定变化时期和剧烈变化时期。剧烈变化时期进一步细分为:初加速时期、中加速时期和临破坏时期^[19,21-22]。如图 1 所示。

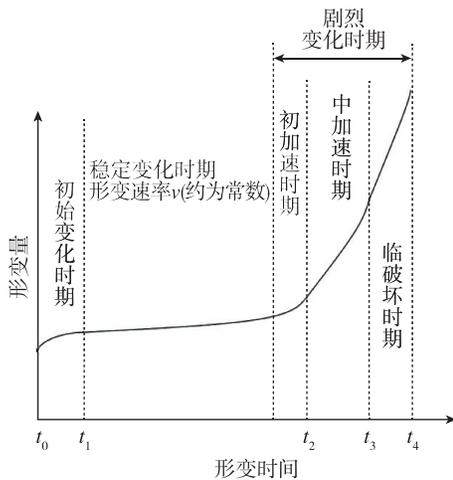


图 1 山体滑坡演化过程中的形变曲线

Fig. 1 Deformation curve during the evolution of mountain landslide

本文基于上述分析建立蠕变切线角预警判据^[20]。通过一定时间的观测得到稳定变化时期监测点的形变速度 v_0 ,将稳定变化时期的山体形变运动看作是匀速运动,可知 v_0 是定值,定义

$$T(k) = \frac{S(k)}{v_0} \quad (19)$$

其中, $S(k)$ 为从起始监测时刻到当前监测时刻监测点处的累计位移量; $T(k)$ 为具有时间量纲的纵坐标值。由 $T(k)$ 和 $t(k)$ 绘制 $T-t$ 曲线,如图 2 所示,通过 $T-t$ 曲线可以得到切线角的表达式

$$\alpha_k = \arctan \frac{T(k) - T(k-1)}{t(k) - t(k-1)} = \arctan \frac{\Delta T}{\Delta t} \quad (20)$$

其中, α_k 为切线角; $t(k)$ 为第 k 个监测时刻; Δt 为采样时间间隔。

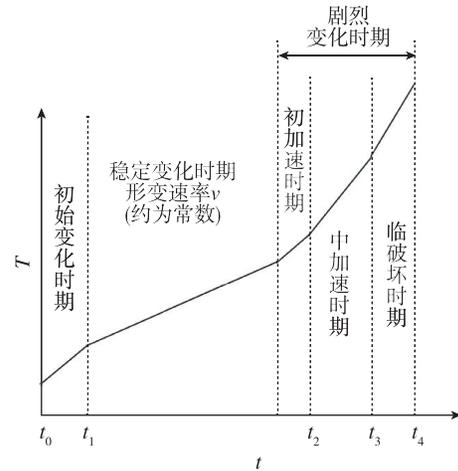


图 2 经过处理后得到的 $T-t$ 曲线
Fig. 2 $T-t$ curve after processing

根据行业内的长期观测研究得到山体滑坡过程的预警判据表,如表 2 所示。该预警判据表综合考虑了山体滑坡监测点的形变速率 V 和切线角 α 包含的信息内容,对山体滑坡预警等级进行了 5 层划分,分别代表不同的山体滑坡可能性和危险性,从而实现山体滑坡的等级预警功能。

表 2 山体滑坡预警判据表^[20]

Tab. 2 Landslide warning criteria table^[20]

形变速率 V / ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	速率增量 ΔV / ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	切线角 α	滑坡状态	危险等级
小于等于 v_0	不判断	不判断	稳定	0(安全)
大于 v_0	小于等于 0	不判断	基本稳定	1(注意)
大于 v_0	大于 0	大于 45°	较不稳定	2(警示)
大于 v_0	大于 0	大于 80°	不稳定	3(警戒)
大于 v_0	大于 0	大于 85°	很不稳定	4(警报)

4 实验测试

4.1 滑坡监测系统

本文构建以 RTK 为核心的空天地一体化立体监测网络,实现对滑坡灾害的监测评估。

滑坡监测系统如图3所示,使用RTK进行地质沉降监测,在监测区域布置土工带传感器,采集监测区域的位移信息并上传到云端以待处理,利用无人机摄影测量技术提供空域增强信息,辅助RTK进行滑坡形变监测。北斗短报文通信技术可以实

现全天候、全覆盖域、高可靠性的通信,其通信时延约为0.5s,点对点通信时延约为1~5s,同时该技术的设备成本低,适用于广泛的环境监测活动,所以RTK形变监测信息通过北斗短报文进行传递。

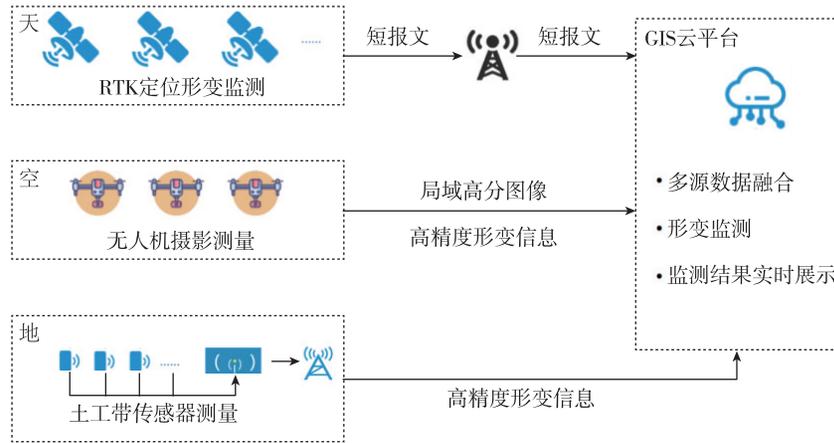


图3 山体滑坡监测系统

Fig. 3 Landslide monitoring system

设计后处理轨迹平滑算法剔除异常测量信息,使用数据融合^[23]技术对RTK定位数据、土工带传感器数据、无人机三维成像数据进行综合分析后,在滑坡监测点处计算得到位移、速度、加速度测量信息。本文选用抗差自适应Kalman滤波技术实现数据的融合分析,获得精确的形变监测结果。在获得经过融合处理的形变监测数据后,通过灰色预测理论对未来时刻的形变数据进行合理预测,得到未来时刻监测点处的形变信息,最后结合蠕变切线角判据实现对山体滑坡灾害的预测预警功能。

设备布置的具体情况如图4所示。在重点监测区域进行监测设备布置时,为合理兼顾设备成本和监测效果,主要将监测设备布置在可能滑坡体的顶部和底部,尤其是一些裂缝处。考虑到皖南山区植被覆盖程度大、连续性强,植被覆盖断裂痕迹处也

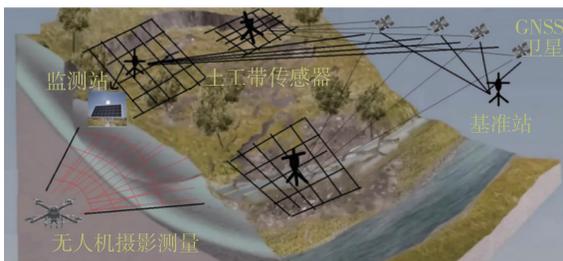


图4 监测区域数据采集设备布置

Fig. 4 Layout of data acquisition equipment in monitoring area

需重点布置监测设备。RTK接收机安置在网络的中心位置。该土工带传感器与RTK接收机的排布网络与无人机摄影测量得到的形变监测数据相结合,三种形变监测数据在空间上具备了数据融合的条件。

4.2 滑坡监测模型

对山体滑坡进行监测分析时,监测点的形变可以使用运动模型进行分析。运动模型的描述方程如下

$$\begin{cases} x(i+1) = x(i) + T \frac{dx(i)}{dt} + \frac{a(i)T^2}{2} \\ \frac{dx(i+1)}{dt} = \frac{dx(i)}{dt} + Ta(i) \\ a(i) = a(i) \end{cases} \quad (21)$$

其中, $x(i)$ 和 $\frac{dx(i)}{dt}$ 分别为形变监测点在 i 时刻的位置和速度; $a(i)$ 为形变监测点从 i 时刻到 $i+1$ 时刻的形变加速度。通过上述滑坡监测运动模型建立状态方程和观测方程如下

$$\begin{cases} \mathbf{X}(i+1) = \mathbf{A}(i)\mathbf{X}(i) + \mathbf{G}(i)\mathbf{U}(i) + \mathbf{W}(i) \\ \mathbf{Z}(i) = \mathbf{H}(i)\mathbf{X}(i) + \mathbf{V}(i) \end{cases} \quad (22)$$

$$\text{其中, } \mathbf{X}(i) = \begin{bmatrix} x(i) \\ \frac{dx(i)}{dt} \\ a(i) \end{bmatrix}; \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{U}(i) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \mathbf{H}(i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{V}(i) \text{ 是均值为 } 0, \text{ 方}$$

差为 σ_1^2 的高斯白噪声序列; $\mathbf{W}(i)$ 是均值为 0, 方差为 σ_2^2 的高斯白噪声序列; $\mathbf{Z}(i)$ 为滑坡形变监测点位移、速度、加速度的观测向量。其中, T 为土工带传感器监测数据与 RTK 定位监测数据的采集周期, 且该数据由采集设备同时采集, 本文中 T 为 2d。

上述状态方程中的状态量为位移 $x(i)$ 、速度 $\frac{dx(i)}{dt}$ 、加速度 $a(i)$, 观测方程中的观测量为位移 $x(i)$ 、速度 $v(i) = \frac{dx(i)}{dt}$ 、加速度 $a(i)$ 。

位移 $x(i)$ 通过土工带传感器直接测得

$$x(i) = dL_{tu}(i) \quad (23)$$

速度 $v(i) = \frac{dx(i)}{dt}$ 通过 RTK 监测到的形变量和时钟系统计算得到

$$v(i) = \frac{dx(i)}{dt} = \frac{dL_{RTK}(i+1) - dL_{RTK}(i)}{T} \quad (24)$$

加速度 $a(i)$ 通过定期无人机摄影测量形变量和飞行间隔时间计算得到

$$a(i) = \frac{dL_{UAV}(i+1) - dL_{UAV}(i)}{T_{UAV}^2} \quad (25)$$

为保证监测系统的实时性, 在平稳形变阶段, 监测区域加速度信息基本稳定, 无人机摄影测量周期 T_{UAV} 可设置较大, $T_{UAV} \approx 30d \approx 15T$ 。在加速形变易发生滑坡阶段, 应按照实际情况进行调整,

$$dL_2 = R \sqrt{(\cos\varphi_2 \cos\theta_2 - \cos\varphi_1 \cos\theta_1)^2 + (\cos\varphi_2 \sin\theta_2 - \cos\varphi_1 \sin\theta_1)^2 + (\sin\varphi_2 - \sin\varphi_1)^2} \quad (28)$$

其中 θ_1, φ_1 分别为在起始时刻监测点的经纬度; θ_2, φ_2 为在观测时刻监测点的经纬度; R 为地球半径, 取平均值 6371km。

已知目前 RTK 接收机动态定位精度可达 cm 级, 平面精度最高可达 1cm, 高程精度可达 2cm。观测时间足够长的情况下, RTK 接收机的静态定位精度可达 mm 级, 平均误差在 1~2mm。考虑到山体滑坡在平稳形变时期形变速度极为缓慢, 因此对于 RTK 接收机而言可以视为静态定位, 形变监测精度可达 mm 级, 使 mm 级的数据融合具有可行性。

4.3.2 土工带传感器数据

基于土工带电阻值计算其形变量 dL 的计算公式如下

对于监测价值极高的区域, 无人机摄影测量周期 T_{UAV} 需大幅缩短; 对于监测价值一般的区域, 可屏蔽无人机摄影测量数据, 仅仅使用土工带传感器测量数据和 RTK 接收机测量数据进行重点监测, 此时将加速度信息作为一种随机噪声进行处理。在损失一定监测精度的情况下降低监测成本。

在顺利获取到运动模型描述方程中包括位移 $x(i)$ 、速度 $\frac{dx(i)}{dt}$ 、加速度 $a(i)$ 在内的观测信息之后, 将观测信息代入 Kalman 滤波的时间更新方程和状态更新方程中, 即式(2)~式(6)。经过 $n-1$ 次迭代最终得到收敛结果 $\hat{\mathbf{X}}_{n/n-1} = [\hat{x}_{n/n-1}, \hat{v}_{n/n-1}, \hat{a}_{n/n-1}]$, 其中 $\hat{x}_{n/n-1}$ 为滤波融合之后测得的形变量; $\hat{v}_{n/n-1}$ 为滤波融合之后测得的形变速度; $\hat{a}_{n/n-1}$ 为滤波融合之后测得的加速度。在后文中使用灰色预测理论模型进行未来时刻的形变预测, 本文主要使用经过 Kalman 滤波融合之后的形变量 $\hat{x}_{n/n-1}$ 。

4.3 数据采集

4.3.1 RTK 定位数据

RTK 定位数据包含 RTK 接收机的经度、纬度、天线高度、接收机的工作模式和观测卫星数量等信息。通过 RTK 定位得到监测点的经度、纬度和天线高度, 则监测点位移量 dL_{RTK} 与竖直位移量 dL_1 和水平位移量 dL_2 满足如下关系

$$dL_{RTK} = \sqrt{(dL_1)^2 + (dL_2)^2} \quad (26)$$

$$dL_1 = H_1 - H_2 \quad (27)$$

$$dL = \frac{(R - R_0)L_0}{kR_0} \quad (29)$$

$$k = \left(0.01829 - \frac{0.00565}{1 + e^{\frac{T-8.9224}{5.55764}}} \right) \times 100 \quad (30)$$

式中, R (m Ω) 是土工带在观测时刻的电阻测量值; R_0 (m Ω) 是土工带在布置完成时的初始电阻值; L_0 (mm) 是土工带在布置完成时的初始长度; k 是比例系数; T ($^{\circ}\text{C}$) 为土壤温度。

因为土工带排布网络的相对尺寸较小, 所以忽略山体凹凸性, 在对一套监测设备进行分析时, 可以看作将土工带排布网络安置在监测点处的切平面上。土工带传感器排布方式如图 5 所示。10 条土工带分成纵横两组, 各有 5 条土工带。每一条土

工带上有 10 个土工带传感器。10 条土工带按照网格状排列,空心点是土工带传感器,实心点是 2 个土工带传感器重合点,RTK 接收机安置在网络的中心位置。

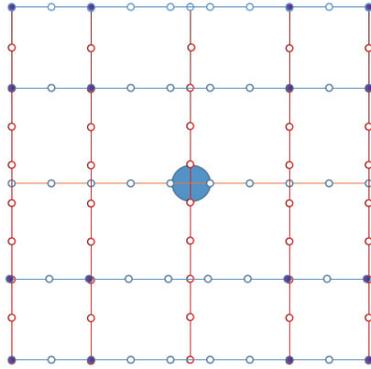


图 5 土工带传感器与 RTK 接收机的排布网络

Fig. 5 Layout network of geotechnical belt sensor and RTK receiver

在山体上布设土工带排布网络时,使方形网络的一边沿山体等高线,该方向定义为横向;2 个临边垂直于山体等高线,该方向定义为纵向。对土工

带数据进行中值滤波和平滑处理后得到监测点的横向位移 x 和纵向位移 y ,则由土工带传感器测得的监测点的形变量 dL_{tu} 为

$$dL_{tu} = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (31)$$

土工带传感器测试设备如图 6 所示,测试结果显示,土工带传感器的形变监测数据可以达到 mm 级的监测精度,为高精度地质形变监测提供了可能,使 mm 级的数据融合具有可行性。



图 6 土工带传感器地质采集设备

Fig. 6 Geotechnical belt sensor geological acquisition equipment

表 3 土工带传感器设备测试

Tab. 3 Geotechnical belt sensor equipment test

初始阻值 $R_0/m\Omega$	初始长度 L_0/mm	测量阻值 $R/m\Omega$	阻值变化量 $\Delta R/m\Omega$	计算长度变化量 $\Delta L_1/mm$	测量长度变化量 $\Delta L_2/mm$	测量误差 δ/mm
13000	500	13080	80	1.69	2.00	0.31
13000	500	13221	221	4.73	5.00	0.27
13000	500	13968	968	20.68	20.00	0.68
13000	500	14889	1889	40.37	40.00	0.37
13000	500	15833	2833	60.54	60.00	0.54
13000	500	16729	3729	79.68	80.00	0.42

4.3.3 无人机摄影测量数据

通过无人机近景摄影测量技术^[24-25]获得监测区域的三维点云数据和倾斜摄影处理结果。使用 ArcMap 对多期测量数据中的影像控制点进行匹配后,在某一期的三维模型中加入另一期的相对三维模型,计算出前后两期摄影测量中滑坡监测点处的形变量 dL_{UAV} ,并获得形变区域的位置和大小。目标区域的数字高程地图(Digital Elevation Map, DEM)和数字水平地图分别如图 7 和图 8 所示。无人机摄影测量技术的引入,在提供形变监测信息的同时,还提供了地形地貌、建筑分布、交通情况等诸

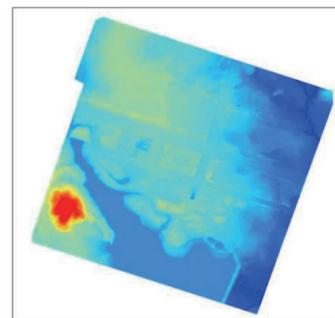


图 7 数字高程地图

Fig. 7 Digital elevation map



图 8 数字水平地图

Fig. 8 Digital horizontal map

多信息要素,直观地提供滑坡监测点的位置信息,有利于灾害防治工作。

以大疆精灵 Phantom 无人机摄影测量为例,像元大小为 $2.41\mu\text{m}$,相机焦距为 8.8mm ,飞行高度约为 36.5m 时,可以满足客户 1cm 的监测精度要求,如图 9 所示。考虑到在平稳形变阶段 $T_{\text{UAV}} \approx 30\text{d} \approx$

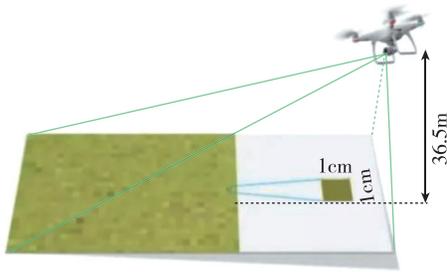


图 9 无人机摄影测量精度分析

Fig. 9 Accuracy analysis of UAV photogrammetry

$15T$,所以在进行数据融合计算时,由无人机摄影测量得到的形变信息 dL_{UAV} 的精度在 1mm 内,在尺度与分辨率方面与土工带传感器形变量 dL_m 和 RTK 测量形变量 dL_{RTK} mm 级精度保持一致。

5 结果分析

本文按照已知的数据内容和格式,综合考虑典型案例中山体滑坡发生前后的形变规律,对数据进行模拟设置。基于模拟设置的警报级别滑坡监测数据对本文的数据处理算法进行仿真分析。最后通过对比模拟设置数据与算法处理结果,检验山体滑坡形变监测数据处理算法的功能。详细分析内容如下,主要包括警报级别数据模拟设置、抗差自适应 Kalman 滤波融合结果分析、基于灰色预测理论和蠕变切线角判据的预测结果分析、抗差自适应 Kalman 滤波算法对预测结果的影响分析 4 个方面的内容。

5.1 实验数据模拟设置

5.1.1 Kalman 滤波效果展示数据模拟设置

为直观清晰地展示通过抗差自适应 Kalman 滤波算法进行数据融合的效果,本文模拟设置某期采集到的 500 条土工带传感器形变数据和 500 条 RTK 接收机形变数据,模拟设置无人机摄影测量到的滑坡监测点的加速度信息,将模拟数据代入抗差自适应 Kalman 滤波算法中进行数据融合。数据模拟设置如表 4 所示。

表 4 抗差自适应 Kalman 滤波数据模拟设置说明

Tab. 4 Description of robust adaptive Kalman filtering data simulation settings

数据种类	生成函数(方法)	说明
加噪土工带传感器数据	$dL_{\text{plot}} = \text{normrnd}(5.8, 0.5, \text{number_each_Ts}, 1);$	假设采集时刻监测点处的形变数据的真值为 5.8mm ,在上面添加方差为 0.5mm 的高斯白噪声后作为土工带形变监测数据
加噪 RTK 定位形变监测数据	$dL_{\text{RTK_plot}} = \text{normrnd}(5.8, 0.5, \text{number_each_Ts}, 1);$	假设采集时刻监测点处的形变数据的真值为 5.8mm ,在上面添加方差为 0.5mm 的高斯白噪声后作为 RTK 定位形变监测数据
无人机摄影测量加速度 $a = 0.0015(\text{mm} \cdot \text{d}^{-2})$	$a = 0.0015(\text{mm} \cdot \text{d}^{-2})$	当山体滑坡处于平稳形变期时,无人机摄影测量加速度信息参与数据融合;当山体滑坡迅速进入加速形变期时,无人机摄影测量数据实时性急剧恶化,本算法中直接将其屏蔽。此设置仅作用于平稳形变数据,处于加速形变期时,此设置无意义
土壤内温度不妨设置为 26.5°C 附近的值	$\text{Temperature} = \text{normrnd}(299.65, 0.3, \text{number}, 1)$	温度影响后面土工带传感器计算位移量的系数,此处进行加噪处理,模拟设置

5.1.2 警报级别数据模拟设置

为了检验滑坡监测算法在预警等级为警报等级时的监测效果,按照处理算法的结构并综合考虑典型案例中山体滑坡发生前后的形变规律模拟出

12 期的数据进行仿真分析,前 8 期的数据为测量模拟数据,实现对第 9、10、11、12 期数据的预测和危险等级预警功能。警报数据模拟设置说明如表 5 所示,数据模拟结果如表 6 所示。

表5 警报级别数据模拟设置说明

Tab. 5 Description of alarm level data simulation settings

数据种类	生成函数(方法)	说明
土工带数据和 RTK 定位数据采集周期 Ts(单位:d)	Ts=2	每隔 2d 进行一次数据采集
无人机摄影测量 加速度 $a = 1.5(\text{mm} \cdot \text{d}^{-2})$	$a = 1.5(\text{mm} \cdot \text{d}^{-2})$	当山体滑坡处于平稳形变期时,无人机摄影测量加速度信息参与数据融合;当山体滑坡迅速进入加速形变期时,无人机摄影测量数据实时性急剧恶化,本算法中直接将其屏蔽。此设置仅作用于平稳形变数据,警报数据处于加速形变期,此设置无意义
每隔 Ts 采集到的 土工带数据 data_tu	1) data_tu = normrnd(14500 + (power(1.7, k)) * 47.554, 25, number, number_tu); 2) data_tu 添加异常测量值,此处不加赘述	在假定当前滑坡监测状况处于警报等级的前提下,综合考虑典型案例中山体滑坡发生前后的形变规律,设置均值为 $14500 + 1.7^k \times 47.554 \Omega$, 标准差为 25Ω 的加噪土工带传感器数据。用以检验监测数据处理算法的可行性。其中, k 表示观测期数
每隔 Ts 采集到的 RTK 定位数据 point_1、point_2、height, 即 经度纬度和高度	1) point_1 = normrnd(117.37437514 + (power(1.7, k)) * 0.00000001, 0.000000001, number, 1); 2) point_2 = normrnd(31.93622872 + (power(1.7, k)) * 0.00000001, 0.000000001, number, 1); 3) height = normrnd(67.5 + (power(1.7, k)) * 0.1, 0.1, number, 1); 4) point_1、point_2、height 添加异常测量值,此处不加赘述	在假定当前滑坡监测状况处于警报等级的前提下,综合考虑典型案例中山体滑坡发生前后的形变规律,设置加噪的 RTK 经度(point_1)、纬度(point_2)和高度(height)模拟数据。其中, k 表示观测期数
土壤内温度不妨设置为 26.5°C 附近的值	Temperature = normrnd(299.65, 0.3, number, 1)	温度影响后面土工带传感器计算位移量的系数,此处加以设置

表6 警报级别数据模拟设置结果

Tab. 6 Alarm level data simulation setting results

	往期数据 7(14 天前)	往期数据 6(12 天前)	往期数据 5(10 天前)	往期数据 4(8 天前)	往期数据 3(6 天前)	往期数据 2(4 天前)	往期数据 1(2 天前)	往期数据 0(当天)	预测数据 1(2 天后)	预测数据 2(4 天后)	预测数据 3(6 天后)	预测数据 4(8 天后)
单期形变量/mm	2.08	3.07	4.70	7.39	11.95	19.66	32.77	55.01	92.85	157.14	266.42	452.22
形变速率/ ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$)	1.03	1.62	2.49	3.93	6.37	10.06	17.02	29.42	45.16	84.16	142.27	231.36
切线角/ $(^\circ)$	0	21.32	29.93	42.52	55.26	64.86	74.77	80.82	84.37	86.75	88.09	88.61
预警等级	0	1	1	1	2	2	2	3	3	4	4	4

5.2 抗差自适应 Kalman 滤波融合结果

上述内容已经说明每隔 2d 采集 500 条土工带传感器和 RTK 接收机的监测数据。针对每一期的大量监测数据,本文结合无人机近景摄影测量计算得到的监测点加速度信息,使用抗差自适应 Kalman 滤波进行数据融合,最终得到监测点处精确的形变量,为实

现后续的山体滑坡预测预警功能做数据准备。抗差自适应 Kalman 滤波算法的数据融合效果主要通过某一期的数据融合结果进行展示。

抗差自适应 Kalman 滤波前后的数据对比如图 10 所示。图 10 中,蓝色实线为经抗差自适应 Kalman 滤波之后的滑坡监测点的形变量,红色点代表 RTK

定位的形变监测数据,绿色点代表土工带传感器的形变监测数据,黑色实线表示模拟设置的形变真值。调整无人机摄影测量的形变加速度信息,使之与土工带数据和 RTK 数据相匹配,可以看出滤波融合效果良好,在真值附近收敛,本次数据融合效果展示中无人机近景摄影测量的形变加速度 $a = 0.0015(\text{mm} \cdot \text{d}^{-2})$ 。

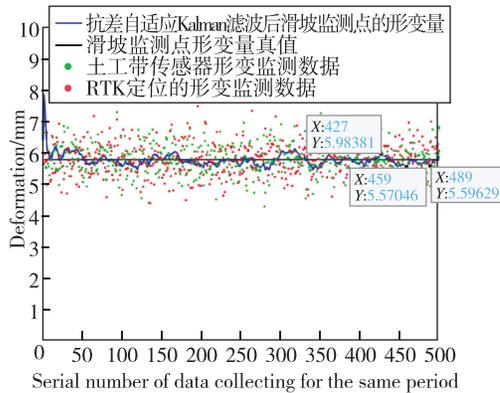


图 10 抗差自适应 Kalman 滤波前后数据对比
Fig. 10 Data comparison before and after robust adaptive Kalman filter

从图 10 可以发现,滤波收敛并稳定之后数据的最大值为 5.984mm,最小值为 5.570mm,与最初设置的真值 5.8mm 之间的误差不超过 0.23mm,满足 mm 级监测精度要求。需要说明的是,由于所选取的用于展示抗差自适应 Kalman 滤波效果的这一期数据具有普适性,其监测精度即可反映普遍数据经抗差自适应 Kalman 滤波之后的监测精度,满足本

文数据处理精度要求,为之后的山体滑坡预测预警算法提供了精确的数据支撑。

5.3 基于灰色预测理论和蠕变切线角判据的预测结果

灰色预测理论形变预测结果与原模拟数据对比如图 11 所示。对比结果显示警戒级别数据经过 Kalman 滤波融合并经过灰色预测理论得到的警戒数据预测形变量曲线与警戒级别数据的形变量曲线基本重合,说明灰色预测理论预测的形变量与模拟设置数据的形变量接近,预测效果良好。

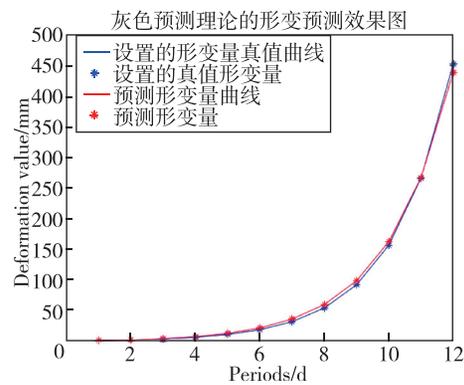


图 11 灰色预测理论的形变预测效果图
Fig. 11 Effect diagram of deformation prediction based on grey prediction theory

灰色预测理论预测等级与原数据等级对比如表 7 所示。对比结果显示由灰色预测理论形变预测结果得到的预警等级与模拟设置数据的预警等级基本符合,仅在第 4 期数据上存在些许偏差,滑坡监

表 7 灰色预测理论预测等级与原数据等级对比

Tab. 7 Comparison of grey prediction theory prediction grade and original data grade

	往期数据 7(14 天前)	往期数据 6(12 天前)	往期数据 5(10 天前)	往期数据 4(8 天前)	往期数据 3(6 天前)	往期数据 2(4 天前)	往期数据 1(2 天前)	往期数据 0(当天)	预测数据 1(2 天后)	预测数据 2(4 天后)	预测数据 3(6 天后)	预测数据 4(8 天后)
设置的预警等级真值	0	1	1	2	2	2	2	3	3	4	4	4
灰色预测理论预测得到的预警等级	0	1	1	1	2	2	2	3	3	4	4	4

测算法具备有效的滑坡预测预警功能。

警报级别数据实验结果如表 8 所示,均值方差比 C_1 为 0.0296,明显小于 0.35,即均值方差比精度等级

为优;小概率误差 P_1 为 1,明显大于 0.95,即小概率误差精度等级为优,所以该灰色预测模型的精度等级为优,形变预测结果精确。经过抗差自适应 Kalman

滤波的监测点的精确形变数据通过灰色预测理论预测之后得到的多期数据 $dL_Kalman_Grey_predict$ 呈现上升趋势,即每隔 2d 滑坡监测点的形变量越来越大,预计第 12 期(8d 后)采集到的形变量能达到 0.43714m;形变速度呈现明显上升趋势,即滑坡监测点做加速形变,预计第 12 期(8 天后)的形变速率能达到 0.22388m/d;蠕变切线角 $angle$ 呈现上升趋势,

预计第 12 期(8 天后)能够达到 88.53° ;预警等级 $warning_results$ 也呈现上升趋势,第 8 期(最近数据采集时刻)的预警等级为 3 级,预计第 9 期的预警等级为 3 级,第 10、11、12 期(未来 8 天)的预警等级为 4 级,即为警报等级,未来一周内有非常大的概率出现山体滑坡灾害。

表 8 警报级别数据实验结果

Tab. 8 Experimental results of alarm level data

	往期数据	往期数据	往期数据	往期数据	往期数据	往期数据	往期数据	往期数据	预测数据	预测数据	预测数据	预测数据
	7(14天前)	6(12天前)	5(10天前)	4(8天前)	3(6天前)	2(4天前)	1(2天前)	0(当天)	1(2天后)	2(4天后)	3(6天后)	4(8天后)
单期形变量/mm	2.77	3.13	5.13	8.41	13.78	22.58	37.00	60.63	99.35	162.80	266.77	437.14
形变速率/(mm·d ⁻¹)	0.99	1.77	2.73	4.47	7.32	12.01	19.65	32.20	52.78	86.47	141.69	223.88
切线角/(°)	0	21.27	29.96	45.36	54.19	65.94	74.82	80.76	84.46	86.71	88.06	88.53
预警等级	0	1	1	2	2	2	2	3	3	4	4	4
均值方差比 C_1								0.0296 < 0.35				
小概率误差 P_1								1 > 0.95				

5.4 抗差自适应 Kalman 滤波算法对预测预警的影响

为进一步说明抗差自适应 Kalman 滤波算法对预测结果的影响,本文对未经过抗差自适应 Kalman 滤波融合的 RTK 形变监测数据单独通过灰色预测理论模型进行形变预测和预警等级分析,将预测预警结果与模拟设置数据的形变量和预警结果进行对比,同时与前文所述的经过抗差自适应 Kalman 滤波融合之后的滑坡预测预警效果进行对比分析。如图 12 所示,未经过抗差自适应 Kalman 滤波融合的 RTK 形变监测数据单独通过灰色预测理论进行形变预测得到的结果与模拟设置数据的偏差较大,形变预测效果变差。如表 9 所示,未经过抗差自适应 Kalman 滤波融合的 RTK 形变监测数据单独通过灰色预测理论和蠕变切线角判据得到的预警等级与模拟设置数据的预警等级存在的偏差明显增大,预警错误率增加,监测算法的预警效果变差。由表 7 和表 9 可知,使用抗差自适应 Kalman 滤波融合之后的数据,进行形变预

测和预警分析的效果明显优于使用单一形变监测数据进行预测预警分析。可见抗差自适应 Kalman 滤波融合得到精确的形变监测数据,对于形变预测和预警分析是非常重要的。

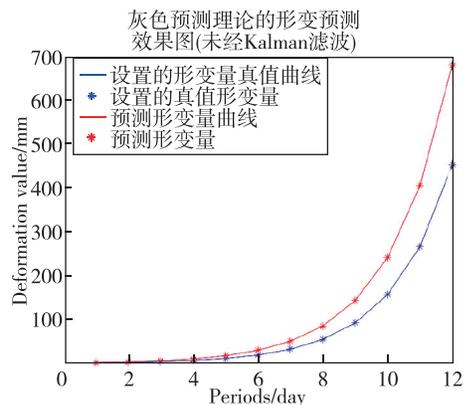


图 12 灰色预测理论的形变预测效果图 (未经 Kalman 滤波融合)

Fig. 12 Effect diagram of deformation prediction based on grey prediction theory (without Kalman filter fusion)

表 9 灰色预测理论预测等级与原数据等级对比(未经 Kalman 滤波融合)

Tab. 9 Comparison of grey prediction theory prediction grade and original data grade (without Kalman filtering fusion)

	往期数据 7(14 天前)	往期数据 6(12 天前)	往期数据 5(10 天前)	往期数据 4(8 天前)	往期数据 3(6 天前)	往期数据 2(4 天前)	往期数据 1(2 天前)	往期数据 0(当天)	预测数据 1(2 天后)	预测数据 2(4 天后)	预测数据 3(6 天后)	预测数据 4(8 天后)
设置的预警等级真值	0	1	1	2	2	2	3	4	4	4	4	4
灰色预测理论预测得到的预警等级	0	1	1	1	2	2	2	3	3	4	4	4

6 总结

由上述分析可知,本文设计了一种基于抗差自适应 Kalman 滤波和灰色预测理论的山体滑坡监测技术。该技术通过多种监测方式对易发生滑坡的监测区域进行形变监测,通过抗差自适应 Kalman 滤波技术对包括 RTK 定位数据、无人机摄影测量数据、土工带传感器数据在内的多源数据进行数据融合,最后通过灰色预测理论实现对监测区域滑坡形变程度和危险等级的预测。

与以往研究工作相比,本文所设计的滑坡监测技术的价值主要体现在以下几个方面:

1) 本文所设计的滑坡监测技术具有很强的实时性。RTK 定位技术、土工带传感器的使用,使得山体滑坡监测功能受天气状况和植被覆盖等因素的影响大幅减弱,能够及时发现和准确预测到可能发生的滑坡灾害,有效预防财产损失和人员伤亡。

2) 本文所设计的滑坡监测技术自动化程度高。场外的设备一经布设,不需人工定期到现场进行勘探。场外的设备故障能够及时反馈到云端监测平台,只需有针对性地进行修复即可。与此同时,少量故障设备回传的错误信息也能通过算法滤波自行消化,对预测结果造成的影响很小。

3) 本文所设计的滑坡监测技术的监测精度高。由上述仿真分析可知,由于土工带传感器形变监测、RTK 静态形变监测和无人机摄影测量形变监测的精度均能达到 mm 级,外加抗差自适应 Kalman 滤波融合处理,该技术对于监测点处的形变监测精度可达 mm 级。

4) 本文所设计的滑坡监测技术的设备成本低。土工带传感器辅助 RTK 形变监测和无人机摄影测量形变监测,大大降低监测成本,为大范围的山体

滑坡监测提供了可行性。

本文目前尚存在一些不足之处,主要体现在受疫情影响和时间限制等多方面因素制约,缺乏实测数据进行实验验证,算法的分析仍停留在仿真层面,该问题待采得实测数据后即可解决。此外,本文所设计的滑坡监测技术尚未考虑地理水文、人类活动等相关因素,后续工作计划引入随机森林模型对影响滑坡的诸多因素进行分析。

参考文献

- [1] 周航,刘乐军,王东亮,等. 滑坡监测系统在北长山岛山后村山体滑坡监测中的应用[J]. 海洋学报,2016,38(1):124-132.
Zhou Hang, Liu Lejun, Wang Dongliang, et al. Application of landslide monitoring system in landslide monitoring of Shanhou Village, North Changshan Island [J]. Journal of Oceanography, 2016,38(1): 124-132 (in Chinese).
- [2] Huntley D, Rotheram-Clarke D, Cocking R, et al. Landslide change detection monitoring with a benchmarked radarsat constellation mission high temporal resolution dataset[C]// Proceedings of 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Brussels, Belgium, 2021: 3309-3312.
- [3] Thein T L L, Sein M M, Murata K T, et al. Real-time monitoring and early warning system for landslide preventing in Myanmar[C]// Proceedings of 2020 IEEE 9th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE). Kobe, Japan, 2020: 303-304.
- [4] Jia H, Wang Y, Ge D, et al. Insar driven landslide detection and monitoring based on small baseline sets: a case study of Jinsha River Valley (Dongchuan Section) [C]// Proceedings of 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Brussels,

- Belgium, 2021; 8388-8391.
- [5] 李晓恩,周亮,苏奋振,等. InSAR技术在滑坡灾害中的应用研究进展[J]. 遥感学报, 2021, 25(2): 614-629.
- Li Xiaoen, Zhou Liang, Su Fenzhen, et al. Research progress on the application of InSAR technology in landslide disasters[J]. Journal of Remote Sensing, 2021, 25(2): 614-629(in Chinese).
- [6] Zhao C, Liu X, Zhang Q, et al. Insar application to Baige Landslide Event, China, from fast rescue to catchment investigation[C]// Proceedings of 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2019). Yokohama, Japan, 2019: 9630-9633.
- [7] Iontchev E, Miletiev R. Landslide monitoring methods based on RTK navigation[C]// Proceedings of 2022 57th International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies (ICEST). Ohrid, North Macedonia, 2022: 1-4.
- [8] Takahashi S, Kubo N, Yamaguchi N, et al. Real-time monitoring for structure deformations using hand-held RTK-GNSS receivers on the wall[C]// Proceedings of 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Sapporo, Japan, 2017: 1-7.
- [9] 文述生,王江林,李宁,等. GNSS RTK在测绘测量中的技术应用研究[J]. 科技创新与应用, 2018(25): 11-14.
- Wen Shusheng, Wang Jianglin, Li Ning, et al. Research on the technology application of GNSS RTK in surveying and mapping[J]. Science and Technology Innovation and Application, 2018(25): 11-14(in Chinese).
- [10] 倪卫达,唐辉明,胡新丽,等. 黄土坡临江 I 号崩滑体变形及稳定性演化规律研究[J]. 岩土力学, 2013, 34(10): 2961-2970.
- Ni Weida, Tang Huiming, Hu Xinli, et al. Study on the evolution of deformation and stability of the avalanche slide of Linjiang I in loess slope[J]. Geotechnics, 2013, 34(10): 2961-2970(in Chinese).
- [11] 马凤山,郭捷,赵海军,等. 金川二矿区地裂缝 GPS 监测与变形特征[J]. 工程地质学报, 2011, 19(Suppl.): 193-198.
- Ma Fengshan, Guo Jie, Zhao Haijun, et al. GPS monitoring and deformation characteristics of ground fractures in Jinchuan II mining area[J]. Journal of Engineering Geology, 2011, 19(Suppl.): 193-198(in Chinese).
- [12] Ince C D, Sahin M. Real-time deformation monitoring with GPS and Kalman filter[J]. Earth Planets Space, 2000(52): 837-840.
- [13] 朱建军,丁晓利,陈永奇. 集成地质、力学信息和监测数据的滑坡动态模型[J]. 测绘学报, 2003, 32(3): 262-266.
- Zhu Jianjun, Ding Xiaoli, Chen Yongqi. Landslide dynamic model integrating geological and mechanical information and monitoring data[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2003, 32(3): 262-266(in Chinese).
- [14] 高雅萍,张勤. 方差补偿自适应卡尔曼滤波在 GPS 滑坡监测中的应用研究[J]. 水土保持研究, 2008, 15(6): 150-152.
- Gao Yaping, Zhang Qin. Study on the application of variance compensation adaptive Kalman filter in GPS landslide monitoring[J]. Soil and Water Conservation Research, 2008, 15(6): 150-152(in Chinese).
- [15] Lu F, Jiang T. Application of Kalman filter method based on excavation depth and time factor in the building deformation forecast[C]// Proceedings of 2015 2nd International Conference on Information Science and Control Engineering. Shanghai, China, 2015: 629-631.
- [16] 李晓鸽. 滑坡变形监测技术与预测模型研究[D]. 西安: 长安大学, 2019.
- Li Xiaoge. Research on landslide deformation monitoring technology and prediction model[D]. Xi'an: Chang'an University, 2019(in Chinese).
- [17] 王旭昭,侯磊,苏龙,等. 改进灰色 GM(1,1)模型在滑坡预测中的应用[J]. 地理空间信息, 2016, 14(11): 88-90+94.
- Wang Xuzhao, Hou Lei, Su Long, et al. Application of improved grey GM(1,1) model in landslide prediction[J]. Geospatial Information, 2016, 14(11): 88-90+94(in Chinese).
- [18] Yin K, Liu J, Jin X, et al. Multivariate grey disaster prediction model[C]// Proceedings of 2017 International Conference on Grey Systems and Intelligent Services (GSIS). Stockholm, Sweden, 2017: 192.
- [19] 王东岳. 基于高精度测量的山体滑坡预警关键技术研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2020.
- Wang Dongyue. Research on the key technology of landslide early warning based on high precision measurement[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2020(in Chinese).
- [20] 喻小. 基于 GNSS 监测的滑坡预测模型及预警判据初步研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2020.
- Yu Xiao. Preliminary study on landslide prediction model and early warning criteria based on GNSS mo-

- monitoring[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2020(in Chinese).
- [21] Gao H. Comprehensive application of slope monitoring and early-warning techniques in landslide monitoring [C]// Proceedings of 2015 8th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). Nanchang, China, 2015: 299-304.
- [22] Yang X, Jia M, Wang J, et al. An integrated space-air-ground monitoring and early warning system of landslide disaster[C]// Proceedings of 2021 7th International Conference on Hydraulic and Civil Engineering & Smart Water Conservancy and Intelligent Disaster Reduction Forum (ICHCE & SWIDR). Nanjing, China, 2021: 846-851.
- [23] Chu P, Dong Z, Chen Y, et al. Research on multi-source data fusion and mining based on big data[C]// Proceedings of 2020 International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS). Zhangjiajie, China, 2020: 606-609.
- [24] 毛亚萍. 近景摄影测量技术在滑坡监测中的运用[J]. 科技风, 2014(7):57.
Mao Yaping. Application of close range photogrammetry in landslide monitoring[J]. Science and Technology Wind, 2014(7): 57(in Chinese).
- [25] Callahan M A, Leblanc B, Vreeland R, et al. Close-range photogrammetry with laser scan point clouds [C]// Proceedings of SAE 2012 World Congress & Exhibition, 2012:1-12.

(编辑:黄利华)