



基于数据同化理论的 InSAR 技术黄河上游滑坡监测预报

刘文涛, 雷浩川, 马 顺

青海大学地质工程系, 青海 西宁 810016

摘要: 黄河上游地区滑坡地质灾害分布广泛, 活动频繁, 危害严重. 传统的滑坡识别和监测方法均存在局限性. InSAR 技术由于其精度高、可获取毫米级形变等特点被广泛应用于滑坡监测中. 但 InSAR 技术对影像相干性的要求较高, 导致其数据的离散程度较大, 无法获取到连续的形变数据, 对实际应用中利用监测的结果进行预报的能力造成了较大的影响. 而利用数据同化理论的建模方法, 可以对多尺度、多来源、多类型的数据进行协同处理以消除误差. 本文通过 SBAS-InSAR 技术获取地表的毫米级形变, 经由卡尔曼滤波算法对观测结果进行了数据同化. 单点实验的结果表明, 卡尔曼滤波之后的模拟结果较同化之前有了明显的提高, 验证了数据同化算法在提高数值模拟的精度上的可行性. 通过数据同化理论来产生连续的预报数据, 为 InSAR 技术监测和预报滑坡形变提供了一个新的思路.

关键词: 光学遥感; InSAR; 监测预报; 数据同化; 滑坡; 地质灾害

LANDSLIDE MONITORING AND FORECASTING IN UPPER YELLOW RIVER BY InSAR TECHNOLOGY BASED ON DATA ASSIMILATION THEORY

LIU Wen-tao, LEI Hao-chuan, MA Shun

Department of Geological Engineering, Qinghai University, Xining 810016, China

Abstract: The landslides in the Upper Yellow River region are frequent and widely distributed, causing serious damage. Traditional landslide recognition and monitoring methods have limitation, while the InSAR technology, due to its high precision and extraction of millimeter-scale deformation, is widely used in landslide monitoring. However, the technique has a high requirement for image coherence, resulting in large dispersion degree of data and impossibility of obtaining continuous deformation data, which greatly impacts the forecasting application of the monitoring results. With the modeling method of data assimilation theory, the multiscale, multisource and multitype data can be coprocessed to eliminate errors. In this paper, the millimeter-scale deformation of surface is obtained by SBAS-InSAR technology, and the observed data is assimilated by Kalman filtering (KF) algorithm. The single point experiment shows that the simulation results after KF are significantly improved compared with those before the assimilation, which verifies the feasibility of data assimilation algorithm in improving the precision of numerical simulation. The continuous forecast data is generated by data assimilation theory, which provides a new way for InSAR technology to monitor and forecast landslide deformation.

Key words: optical remote sensing; InSAR; monitoring and forecasting; data assimilation; landslide; geological disaster

收稿日期: 2023-04-17; 修回日期: 2023-07-03. 编辑: 张哲.

基金项目: 国家自然科学基金项目“湟水河流域典型农田面源污染生态环境影响与系统防控机制研究”(U20A20115); 青海大学“创新创业工坊”项目(GF-20230005).

作者简介: 刘文涛(1998—), 男, 硕士研究生, 测绘工程专业, 主要从事地质灾害监测研究, 通信地址 青海省西宁市城北区宁大路 251 号, E-mail://1142282774@qq.com

通信作者: 雷浩川(1973—)男, 博士, 讲师, 主要从事遥感与地理信息教学与研究, 通信地址 青海省西宁市城北区宁大路 251 号, E-mail//56242118@qq.com

0 引言

中国地质灾害分布广泛,活动频繁,而滑坡是最常见和最危险的自然灾害类型之一,往往给人们的生活和财产造成重大损失^[1].目前,传统监测手段均存在一定的缺陷,如监测成本较高,只能获取单点的形变数据,难以得到大范围的形变量,易受到天气等因素影响等^[2].合成孔径雷达干涉测量(Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR)是新兴的一种微波遥感数据处理技术. InSAR 技术具备全天候、高精度、大面积、低成本的形变监测能力^[3].另外,在 InSAR 技术的基础上深化发展形成的 SBAS-InSAR 技术,能够更方便、快捷、精准地获取地面的形变信息监测能力^[4].但雷达卫星的重返周期较长(3~7 d),InSAR 技术对影像相干性的要求较高,导致 InSAR 技术在形变监测中,数据的离散程度较大,无法产生或者获取到连续的形变数据,给实际应用中利用监测结果对未来形变进行预报的能力造成了较大的影响^[5].因此需要利用数据同化理论的建模方法来处理观测数据.本研究在 SBAS-InSAR 技术提取地面时序形变的基础之上,经由卡尔曼滤波算法对观测结果进行了数据同化.数据同化理论是将陆面过程模型和各种观测数据通过数据同化算法集成为不断依靠观测而自动调整模型演进轨迹,并且逐步减小误差的预报系统^[6].通过数据同化理论可以实现陆面沉降过程的精细化模拟,并实现对未来形变趋势的预报.

1 研究区概况及数据源

研究区位于青海省东部黄南藏族自治州北部尖扎县境内(图1).区内地势西高东低,最低海拔1960 m,最高海拔4614 m,相对高差为2654 m.境内山脉属西倾山余脉,西南到西北有折戈里山、戈尕山、色尖山、申宝山、扎马山等,海拔都在3500 m以上.黄河纵贯南北,境内流程达96 km,黄河水域面积广阔.河谷、低山丘陵和中高山地地势高差大,多种地形交错,沟壑纵横,容易发生地表形变造成滑坡和泥石流等自然灾害,对形变区周围的地面建筑造成了一定的安全隐患.

研究采用2020年1月至2022年6月间共61景 Sentinel-1A IW SAR 降轨影像作为本期时序 InSAR形变监测的基础数据,同时还获取了精密轨道文件和精密轨道星历数据用来精确配准.在差分干涉处理

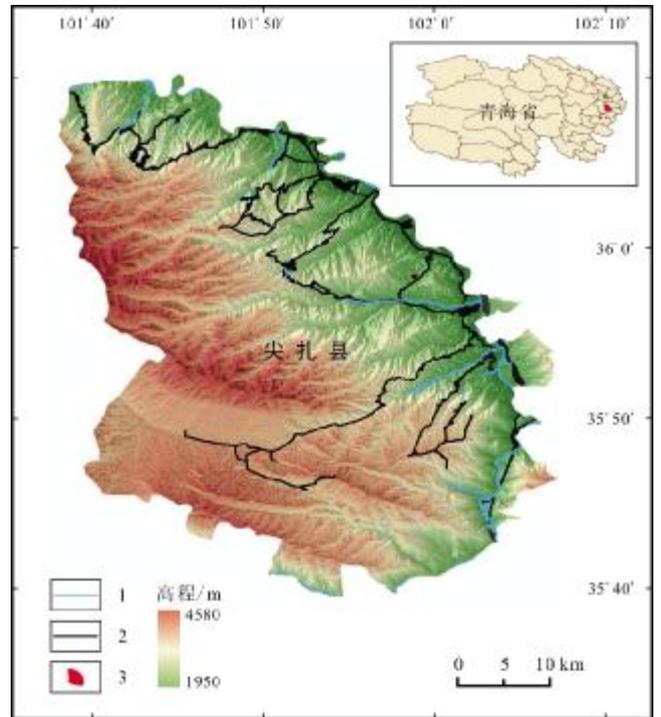


图1 研究区域范围

Fig. 1 Map of the study area

1—河流(river); 2—道路(road); 3—研究区(study area)

中,使用 SRTM DEM 数据. SRTM DEM 数据空间分辨率为 30 m,高程精度为 5 m,在 InSAR 形变监测过程中,能较好地降低地形相位对时序 InSAR 监测结果的影响.此外还从 Google Earth 中获取研究区的光学影像数据及野外调查资料.

将数据导入为 SARscape 格式的 SLC 数据之后,将研究区域地理范围的矢量文件和相应范围的 DEM 数据进行裁剪、配准(图2).

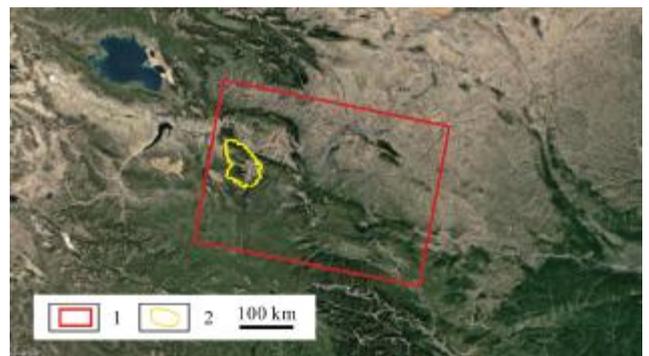


图2 SAR 降轨数据覆盖范围

Fig. 2 Coverage area of SAR descending orbit data

1—数据覆盖范围(data coverage area); 2—研究区范围(study area)

2 研究方法

本次时序 InSAR 形变监测以 SBAS-InSAR 技术为基础,在数据预处理、差分干涉处理的基础上进行 SBAS-InSAR 形变速率以及形变时间序列解算^[7]. SBAS 技术首先是将所有 SAR 数据根据空间基线与时间基线阈值组合成小基线集,使得各子集内 SAR 数据时空基线较短,在每个子集中利用最小二乘方法进行计算,对各子集间利用奇异值分解法 (Singular Value Decomposition, SVD) 进行处理,最终获取整个时间序列上的形变信息^[8-10]. SBAS-InSAR 利用具有较短时间、空间基线的干涉对生成差分干涉图,以提高干涉对的相干性^[11-13]. 通过对差分干涉图的多视处理降低相位噪声,提取高相干像元. 应用奇异值分解法,求得长时间序列的地表形变速率在最小范数意义上的最小二乘解^[14-16].

在 SBAS-InSAR 技术提取地面时序形变的基础上,通过卡尔曼滤波数据同化的方法内插出连续观测和预报数据,并对预报结果进行检验. 卡尔曼滤波算法是一种基于线性滤波的算法,是顺序数据同化的最早形式,可以说是顺序数据同化算法的理论基础,之后的扩展卡尔曼滤波、集合卡尔曼滤波都在此基础之上发展而来^[17]. 卡尔曼滤波思想是综合利用各种可能的观测和模型数据以及数据的误差统计来保证状态估计的误差达到最小. 卡尔曼滤波算法通过更新和预测两个步骤来完成模型的向前积分^[18-20]. 更新步骤得到当前状态的最优化值,作为下一时刻的预测起点;预报步骤得到基于初始状态的当前时刻的预测值,再联合观测值得到当前最优并进入更新步骤更新系统状态.

卡尔曼滤波的基本算法如下所示:

当前预报系统

$$X(k|k-1) = AX(k-1|k-1) + BU(k) + W(k) \quad (1)$$

当前估计值方差矩阵

$$P(k|k-1) = AP(k-1|k-1)A^T + Q(k) \quad (2)$$

当前系统状态的最优估计

$$X(k|k) = X(k|k-1) + K_g(k)[Z(k) - HX(k|k-1)] \quad (3)$$

计算卡尔曼增益

$$K_g(k) = P(k|k-1)H^T[H P(k|k-1)H^T + R]^{-1} \quad (4)$$

更新最优值的方差矩阵

$$P(k|k) = [1 - K_g(k)H]P(k|k-1) \quad (5)$$

式中, $Z(k) = HX(k) + V$, 代表的是观测值; X 是系统模

型的预报值, U 是系统状态的控制量, W 是系统过程噪声, V 是观测值噪声; H 是测量矩阵, 用于将观测映射到系统模型所在的空间; A 和 B 是转移矩阵, 属于系统模型参数; Q 是 W 的协方差, R 是 V 的协方差; $X(k|k-1)$ 是估计值; $X(k|k)$ 是对 $X(k|k-1)$ 进行调整之后所得最优估计值, 也就是当前滤波估计最优值; K_g 为卡尔曼增益; $P(k|k-1)$ 是估计值误差方差矩阵, $P(k|k)$ 是滤波误差方差矩阵.

3 讨论与分析

3.1 基于 InSAR 技术的地表形变区域提取

采用 61 景影像 SBAS-InSAR 时序形变解算, 得到研究区域平均形变速率结果 (图 3). 红色代表潜在滑坡形变方向与 LOS 向形变一致, 蓝色表示潜在滑坡形变方向与 LOS 向形变相反. 从结果可知, 研究区域整体平均形变速率在 $-170 \sim +140$ mm/a 区间, 大部分区域表现相对稳定, 形变速率在 $-20 \sim +20$ mm/a 之间. 根据平均形变速率共识别到 12 处明显形变区, 分布于研究区中部、北部以及南部. 监测区域整体监测结果较好,

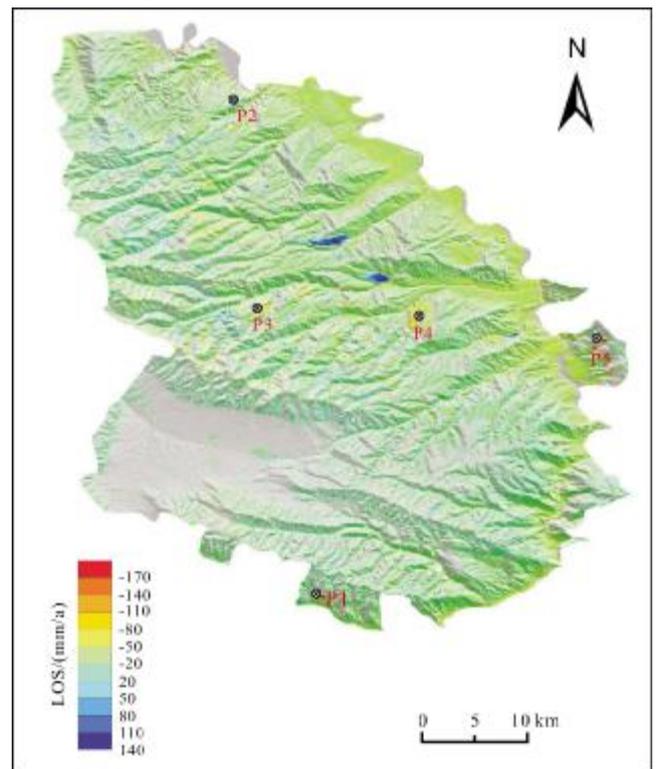


图 3 InSAR 提取的形变区范围及严重形变点分布图

Fig. 3 InSAR extracted deformation area and distribution of severe deformation sites

形变区域可以快速识别出来, 整体区域未见较难识别的区域。

将识别到的形变区矢量叠加在可见光影像上, 分别提取了 5 个相对较严重的形变区域 (图 3)。其中 P1、P2 点表现出较为缓慢的抬升趋势, P3、P4 点表现出一定的下降趋势, 而 P5 点则表现出下降的线性形变趋势。整体监测时间段累积形变量均超过了 50 mm, 其中形变较大的 P5 点累积形变量在 150 mm 左右。结合平均形变速率、严重形变点以及可见光影像, 监测区因为地形陡峭和人类活动等原因, 均出现滑坡, 造成了较为严重的地面沉降现象, 给周围的居民建筑物和道路带来了潜在的安全隐患。滑坡隐患主要分布于黄河沿岸, 且潜在滑坡区域附近存在重要的交通线路, 需要重点关注和及时治理。

3.2 基于光学影像的滑坡识别

利用 Google Earth 光学遥感影像数据, 结合滑坡光学遥感解译识别标志, 对 SBAS 技术探测到的危险形变区滑坡进行识别。将识别到的潜在滑坡隐患范围叠加到可见光影像上, 共识别到 12 处明显潜在滑坡及滑坡群 (图 4)。对比可知, 形变区主要分布于研究区中部, 其中有 1 处形变区与农田相交, 3 处形变区与山区相交。其余形变区远离居民集中区域, 对居民生活生产的影响相对较小。但在高速公路沿线存在较多的大面积滑坡群, 对道路的安全运营构成了一定的隐患。

3.3 基于数据同化理论的形变模型及预测研究

在 SBAS-InSAR 技术反演出时序形变原始数据中选取 10 个形变点的时序数据作为后续进行数据同化分析的样例数据。由于遥感卫星的重访周期造成的数据离散, 以及遥感卫星平台不可抗拒的外力作用导致的数据缺失^[21], 研究所获得的观测数据是离散的数据且数据的时间间隔不确定。因此需对数据进行插值处理, 使之成为等时间间隔上的“连续数据”。常见的数

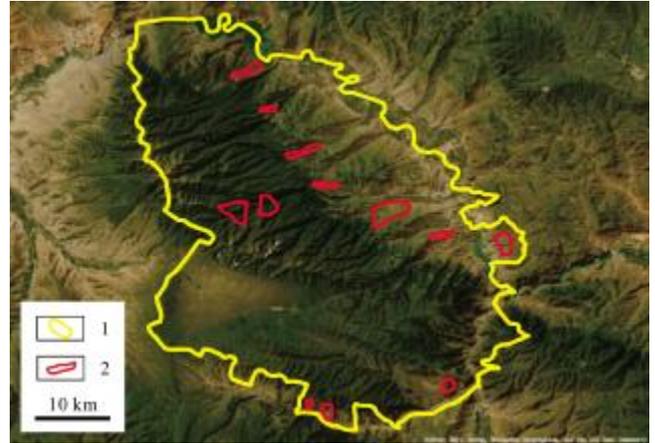


图 4 可见光影像识别的滑坡

Fig. 4 Landslides identified by visible light image

1—研究区范围(study area); 2—滑坡(landslide)

据插值算法主要包括拉格朗日插值多项式、分段插值、样条插值等算法^[22]。样条插值使用低阶多项式(样条)实现较小的插值误差, 可以避免使用高阶多项式时所出现的误差震动的龙格现象, 是目前流行的插值算法之一^[23]。本研究采用三次 B 样条插值进行数据插值, 将数据插值到等间隔之后的数据结果保存为观测数据。此时将不再使用连续的累计形变量, 而是还原为未经累计生成的相对于上一次数据监测的形变量。最后采用一元线性模型, 利用卡尔曼滤波算法对观测数据和模型数据以及数据的误差进行统计。卡尔曼滤波数据同化的预报结果如图 5 所示。

从图 5 可见, 卡尔曼滤波算法可以明显改进模型对数据的拟合情况。表 1、2 是卡尔曼滤波算法的预报结果与模型预报结果的误差比较。可以看出, 卡尔曼滤波算法大大降低了预报的均方根误差, 这是由于卡尔曼滤波算法通过预测模型不断向前积分, 改正了每次预报的起点, 也就是将前一次分析的最优结果作为本次预报的起点, 由此可以减小模型预报的误差。从

表 1 沉降点模型预报及卡尔曼滤波结果误差统计

Table 1 Error statistics of subsidence point model forecast and KF results

点号	1	2	3	4	5	6
模型 RMES	0.00563	0.00516	0.00523	0.00498	0.00485	0.004190
卡尔曼滤波 RMES	0.00150	0.00112	0.00137	0.00113	0.00113	0.001060
模型 MAE	-0.00134	-0.00087	-0.00080	-0.00042	0.00078	-0.000003
卡尔曼滤波 MAE	-0.00035	-0.00019	-0.00021	-0.00010	0.00018	-0.000001

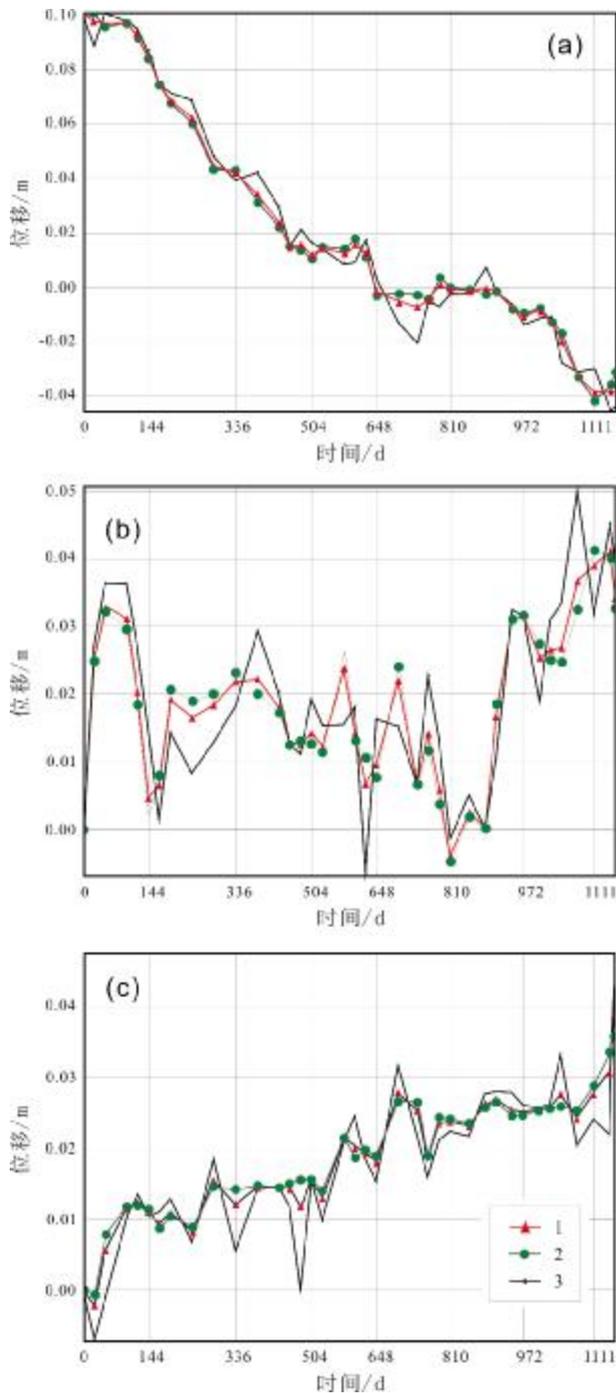


图5 卡尔曼滤波的预报结果

Fig. 5 Forecast results of Kalman filtering

a—稳定沉降点(stable subsidence point); b—稳定抬升点(stable lifting point); c—摆动数据点(oscillating data point); 1—卡尔曼滤波算法(Kalman filtering); 2—观测值(observed value); 3—模型预报(model forecast)

平均绝对误差上看,卡尔曼滤波的算法更加稳定,相比于普通模型直接预报其平均绝对误差更小,同时也基本在0值上下浮动,其均值也接近于0.

通过计算对所有数据点预报的均方根误差和平均绝对误差来考量模型和滤波结果的误差(图6),可以更加直观地得到上述结论.均方根误差明显是滤波的结果要小于模型直接预报的结果,而平均绝对误差则是卡尔曼滤波的结果更加稳定.

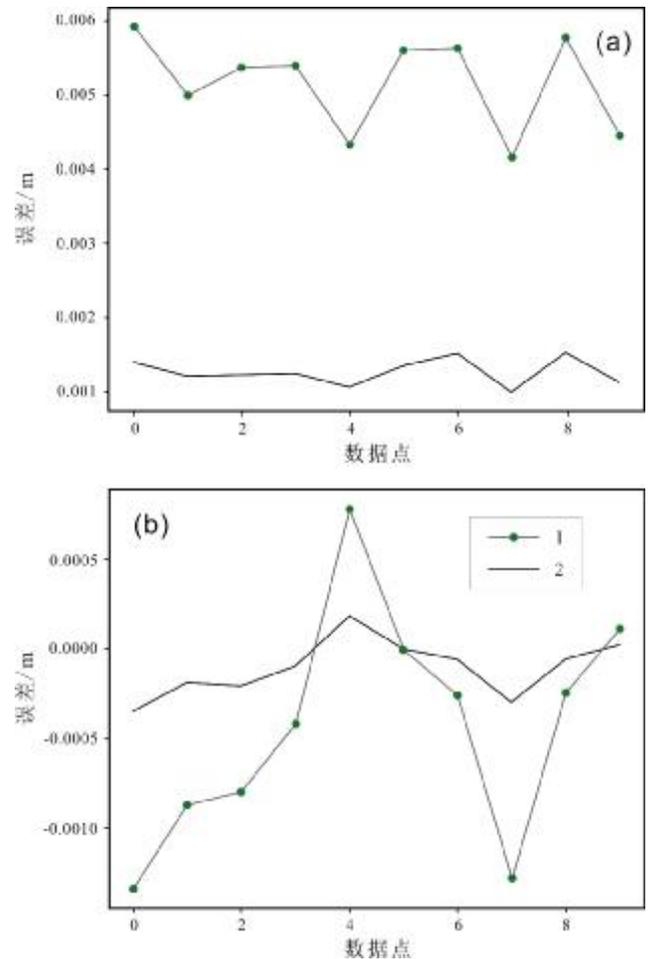


图6 均方根误差与平均绝对误差统计

Fig. 6 Statistics of root mean square error and mean absolute error
a—均方根误差(root mean square error); b—平均绝对误差(mean absolute error); 1—卡尔曼滤波算法(Kalman filtering); 2—模型预报(model forecast)

4 结论

本文以滑坡多发的黄河上游为研究区,研究方向包含数据同化和大范围滑坡的监测预报两大前沿热点. InSAR 技术的地表形变监测是大范围获取形变数据的利器,但是缺乏相应的预报方法,其数据难以直接为地质灾害的防灾减灾提供指导性的意见.为进行滑坡形变建模和短期较精确的预报,将数据同化的理论

表 2 摆动点、抬升点模型预报及卡尔曼滤波结果误差统计
Table 2 Error statistics of oscillating and lifting point model forecast and KF results

点号	7	8	9	10
模型 RMES	0.00524	0.00422	0.00346	0.00495
卡尔曼滤波 RMES	0.00125	0.00100	0.00088	0.00107
模型 MAE	-0.00026	-0.00128	-0.00025	0.00011
卡尔曼滤波 MAE	-0.00006	-0.00030	-0.00006	0.00002

和方法运用到了滑坡的形变监测和预报之中,并得到以下结论:

1) 首先通过 SBAS-InSAR 技术获取了研究区域的滑坡时序形变量数据,共识别到 12 处明显潜在的滑坡及滑坡群. 研究区域整体平均形变速率在 $-165 \sim +135$ mm/a 区间,绝大部分区域表现出相对稳定,形变区主要分布于研究区中部. 滑坡隐患主要分布于黄河沿岸,且潜在滑坡区域附近存在重要的交通线路,给交通运营带来了较大的安全隐患,需要重点关注和及时治理.

2) 实验从 SBAS-InSAR 技术获取的形变数据之中挑选出 10 个较为典型的形变点,通过数据同化理论产生连续的预报数据. 并通过引入均方根误差和平均绝对误差来对系统运行的结果进行验证. 实验结果表明,在简单预报模型之下,卡尔曼滤波之后的模拟结果较同化之前有了明显的提高,数据同化算法能较好地协同观测和模拟的结果. 实验验证了数据同化算法在提高数值模拟的精度上的可行性,为 InSAR 技术监测和预报滑坡形变提供了一个新的思路.

参考文献(References):

- [1] 许强, 朱星, 李为乐, 等. “天-空-地”协同滑坡监测技术进展[J]. 测绘学报, 2022, 51(7): 1416-1436.
 Xu Q, Zhu X, Li W L, et al. Technical progress of space-air-ground collaborative monitoring of landslide [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(7): 1416-1436.
- [2] 张勤, 赵超英, 陈雪蓉. 多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势[J]. 测绘学报, 2022, 51(6): 885-896.
 Zhang Q, Zhao C Y, Chen X R. Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(6): 885-896.
- [3] 何玉花, 张东水, 韩用顺, 等. 因子分析在黄河上游干流地区滑坡灾害中的应用[J]. 防灾科技学院学报, 2017, 19(1): 1-8.
 He Y H, Zhang D S, Han Y S, et al. Application of factor analysis in landslide disasters in the area of the main stream of the upper reaches of the Yellow River[J]. Journal of Institute of Disaster Prevention, 2017, 19(1): 1-8.
- [4] 周保, 隋嘉, 孙皓, 等. 基于多源遥感数据的青海省地质灾害评价[J]. 自然灾害学报, 2022, 31(4): 231-240.
 Zhou B, Sui J, Sun H, et al. Evaluation of geological disasters in Qinghai Province based on multi-source remote sensing data[J]. Journal of Natural Disasters, 2022, 31(4): 231-240.
- [5] 张勤, 白正伟, 黄观文, 等. GNSS 滑坡监测预警技术进展[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 1985-2000.
 Zhang Q, Bai Z W, Huang G W, et al. Review of GNSS landslide monitoring and early warning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(10): 1985-2000.
- [6] 朱建军, 胡俊, 李志伟, 等. InSAR 滑坡监测研究进展[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 2001-2019.
 Zhu J J, Hu J, Li Z W, et al. Recent progress in landslide monitoring with InSAR[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(10): 2001-2019.
- [7] 薛长虎. 基于改进粒子滤波的大型滑坡数据同化方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
 Xue C H. Research on the assimilation method of large landslide data based on improved particle filtering[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019.
- [8] 麻源源, 左小清, 麻卫峰, 等. 利用数据同化技术实现 InSAR 和水准数据融合研究[J]. 工程勘察, 2019, 47(8): 49-55.
 Ma Y Y, Zuo X Q, Ma W F, et al. Study on data fusion of InSAR and leveling by using data assimilation technology[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2019, 47(8): 49-55.
- [9] 蒋亚楠. 地质灾害监测中的 SAR 变形观测、解译与数据同化研究[J]. 测绘学报, 2018, 47(10): 1425.
 Jiang Y N. SAR deformation measurement, interpretation and data assimilation in geological disaster monitoring[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(10): 1425.
- [10] 李怀展, 查剑锋, 米丽倩. 基于卡尔曼滤波的 D-InSAR 和水准监测数据融合方法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2015, 35(3): 472-476.
 Li H Z, Zha J F, Mi L Q. Study on the fusion method of D-InSAR and level monitoring data[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2015, 35(3): 472-476.
- [11] 刘杰, 武震. 基于 GIS 的白龙江流域舟曲—武都段的滑坡危险性评价[J]. 地震工程学报, 2020, 42(6): 1723-1734.
 Liu J, Wu Z. Landslide risk assessment of the Zhouqu-Wudu section of Bailong River Basin based on geographic information system[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2020, 42(6): 1723-1734.

- [12] 吴明堂, 薛正海, 崔振华, 等. 基于斜坡单元和证据权-logistic 回归的滑坡易发性评价[J]. 人民长江, 2022, 53(10): 87-94.
Wu M T, Xue Z H, Cui Z H, et al. Landslide susceptibility evaluation of reservoir banks by evidence weight-logistic regression coupling model based on GIS slope unit[J]. Yangtze River, 2022, 53(10): 87-94.
- [13] 王毅, 方志策, 牛瑞卿, 等. 基于深度学习的滑坡灾害易发性分析[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(12): 2244-2260.
Wang Y, Fang Z C, Niu R Q, et al. Landslide susceptibility analysis based on deep learning[J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(12): 2244-2260.
- [14] 罗祎沅, 蒋亚楠, 许强, 等. 基于深度学习的滑坡位移时空预测[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 2160-2170.
Luo H Y, Jiang Y N, Xu Q, et al. A spatio-temporal network for landslide displacement prediction based on deep learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(10): 2160-2170.
- [15] 宋雨洋, 郝利娜, 严丽华, 等. 支持向量机在滑坡识别中的应用[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2022, 58(6): 727-734.
Song Y Y, Hao L N, Yan L H, et al. Application of the support vector machine in landslide identification [J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2022, 58(6): 727-734.
- [16] 赵彬如, 陈恩泽, 戴强, 等. 基于水文-气象阈值的区域降雨型滑坡预测研究[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 2216-2225.
Zhao B R, Chen E Z, Dai Q, et al. Study on prediction of regional rainfall-induced landslides based on hydro-meteorological threshold [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(10): 2216-2225.
- [17] 姚闯闯, 姚鑫, 顾珍连, 等. 基于 InSAR 识别的黄土高原活动性地质灾害发育规律分析[J]. 地质力学学报, 2022, 28(2): 257-267.
Yao C C, Yao X, Gu Z K, et al. Analysis on the development law of active geological hazards in the Loess Plateau based on InSAR identification[J]. Journal of Geomechanics, 2022, 28(2): 257-267.
- [18] 黄龙, 孙倩, 胡俊. 基于 InSAR 与随机森林的滑坡敏感性评价与误差改正[J]. 测绘通报, 2022(10): 13-20.
Huang L, Sun Q, Hu J. Landslide sensitivity assessment and error correction based on InSAR and random forest method[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(10): 13-20.
- [19] 吴绿川, 王剑辉, 符彦. 基于 InSAR 技术和光学遥感的贵州省滑坡早期识别与监测[J]. 测绘通报, 2021(7): 98-102.
Wu L C, Wang J H, Fu Y. Early identifying and monitoring landslides in Guizhou province with InSAR and optical remote sensing [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(7): 98-102.
- [20] 李小来, 李海涛, 杨世强, 等. 基于高光谱数据和雷达融合的滑坡信息提取[J]. 长江科学院院报, 2023, 40(1): 184-190.
Li X L, Li H T, Yang S Q, et al. Landslide information extraction by fusion of hyper spectral and radar data [J]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2023, 40(1): 184-190.
- [21] 喜文飞, 赵子龙, 李国柱, 等. SBAS-InSAR 技术与无人机影像融合的滑坡变形监测[J]. 测绘通报, 2022(10): 1-6.
Xi W F, Zhao Z L, Li G Z, et al. Landslide deformation monitoring based on the SBAS-InSAR technology and UAV image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(10): 1-6.
- [22] 南晓聪, 刘俊峰, 张永选, 等. 基于多源时间序列的滑坡位移动态预测[J]. 人民珠江, 2023, 44(4): 54-62.
Nan X C, Liu J F, Zhang Y X, et al. Dynamic prediction of landslide displacement based on multi-source time series [J]. Pearl River, 2023, 44(4): 54-62.
- [23] 李信, 阮明, 杨峰, 等. 基于 GIS 技术和信息量法的地质灾害易发性研究——以海南省昌江县为例[J]. 地质与资源, 2022, 31(1): 98-105.
Li X, Ruan M, Yang F, et al. Evaluation of geological hazard susceptibility based on GIS and information method: A case study of Changjiang County, Hainan Province [J]. Geology and Resources, 2022, 31(1): 98-105.

(上接第 229 页/Continued from Page 229)

- [29] 邢一飞, 王慧群, 李捷, 等. 雄安新区地热水的化学场特征及影响因素分析[J]. 中国地质, 2022, 49(6): 1711-1722.
Xing Y F, Wang H Q, Li J, et al. Chemical field of geothermal water in Xiong'an New Area and analysis of influencing factors[J]. Geology in China, 2022, 49(6): 1711-1722.
- [30] 姚亚辉, 贾小丰, 李胜涛, 等. 雄安新区 D01 井岩溶热储下伏太古界中热流测定研究[J]. 中国地质, 2022, 49(6): 1723-1731.
Yao Y H, Jia X F, Li S T, et al. Heat flow determination of Archean strata under the karst thermal reservoir of D01 well in Xiong'an New Area[J]. Geology in China, 2022, 49(6): 1723-1731.
- [31] 李燕燕, 张保健, 邢一飞, 等. 雄安新区高阳地热田热储高于庄组碳酸盐岩不同围压下破碎规律研究[J]. 中国地质, 2023, 50(4): 1138-1148.
Li Y Y, Zhang B J, Xing Y F, et al. Fragmentation law of carbonate rocks under different confining pressure in Gaoyuzhuang Formation, Gaoyang geothermal field, Xiong'an New Area[J]. Geology in China, 2023, 50(4): 1138-1148.