

DOI:10.13203/j.whugis20200268



文章编号:1671-8860(2020)11-1697-10

# 地基SAR技术支持下的滑坡预警预报分析方法

秦宏楠<sup>1</sup> 马海涛<sup>1</sup> 于正兴<sup>1</sup>

1 中国安全生产科学研究院,北京,100012

**摘要:**滑坡预警预报是滑坡动力灾害研究工作的重点和难点问题,预警及时性和预报准确性是评估滑坡预警预报效果的两个核心关键指标。地基合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)为近距离遥感监测边坡、开展滑坡预警预报工作提供了先进的技术手段,为准确定位滑体位置、圈定滑体规模、分析判断滑坡风险及预测滑坡时间提供了丰富的数据源。基于经典边坡变形演化三阶段理论,采用具有近实时性、覆盖监测区域面变形信息的地基SAR监测数据,结合边坡监测数据周期短、密度大、面覆盖的特点,提出了基于变形速度和变形面积的双指标滑坡预警方法。此外,还针对监测数据振荡性强、趋势性弱、预报时效性差的问题,根据变形速度-时间序列曲线与边坡稳定性之间负相关的关系,提出了速度取倒数、去限值、不等周期平滑处理监测数据快速处理方法,并建立了一种边坡稳定度快速收敛的滑坡破坏时间预测模型。露天矿边坡的现场实践和应用表明所提出的预警预报方法实操性强,预测结果准确。

**关键词:**稳定度快速收敛法;滑坡;预警;预报;地基SAR

中图分类号:P237 文献标志码:A

滑坡预警技术在滑坡地质灾害防治,以及滑坡灾害应急抢险预防二次滑坡造成人员伤亡中具有重要的作用。相关学者在滑坡预警方面取得了许多重大突破和重要的研究成果,对防止滑坡灾害造成人员伤亡、推进滑坡预警技术的发展作出了卓有成效的贡献<sup>[1]</sup>。一般情况下,对于滑坡监测和预警工作来说,想要准确地进行滑坡的预警和预报工作,必须回答好哪里会滑(where)、滑动多大规模(how)、什么时候会滑(when)这3个关键问题。

在回答以上3个问题之前,首先将预警和预报这两个概念进行区分。预警是指事先觉察可能发生某种情况的感觉,预报是指事先报告、预先告知情况。因此,对于实际滑坡的预警预报来说,滑坡的预警是在灾害或灾难以及其他需要提防的危险发生之前,根据以往总结的规律或观测得到的可能性前兆,向相关部门发出紧急信号,报告危险情况。更多的是定性、提示,按照一定的规则可以实现自动化。滑坡的预报则是根据一定的数据、分析、经验等,判断可能发生滑坡的时间等,是定量、预测,需要专家进行分析、计算

及研判。其中,哪里可能会滑(where)、可能滑动多大规模(how)这两个问题的回答,更多是针对滑坡预警工作;什么时候会滑(when),更多的是针对滑坡预报工作。

本文将分别从滑坡预警方法和滑坡预报方法这两个方面进行研究,旨在更好地实现滑坡的自动预警,以及准确的滑坡预报。

随着监测技术的发展,利用现代遥感技术进行滑坡监测和预警预报分析,是破解滑坡灾害这一谜题的重要路径<sup>[2-3]</sup>。地基合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)技术在滑坡监测和预警分析中起到了越来越重要的作用<sup>[4-7]</sup>,合成孔径边坡雷达是基于合成孔径雷达成像和差分干涉原理,通过电磁波的相位变化获取目标区域整体的变形信息,可以全天时、全天候、全覆盖地进行大面积、短周期、长时间序列的监测。国外学者首先尝试了采用地基SAR技术对边坡进行监测并在预警预报方法上开展了研究工作,取得了较为前沿的成果<sup>[8-14]</sup>,但是由于地基SAR技术在国内应用时间不久,范围有限,以及本身的一些局限性,在利用地基SAR进行滑坡的监测和预警分

收稿日期:2020-05-31

项目资助:国家重点研发计划(2017YFC0804603,2018YFC0808402)。

第一作者:秦宏楠,博士,高级工程师,主要从事边坡动力灾害监测及预警研究工作。qinhn@chinaspf.ac.cn

析方面仍有待深入挖掘<sup>[15-16]</sup>。由于地基SAR监测数据的高振荡性和累计误差等原因,地基SAR监测数据的可读性、易读性和规律性并不十分理想,准确识别出临滑前的趋势性等特征,是提高地基SAR这一“技防”手段应用效率的必要条件。针对上述问题,通过近些年对地基SAR滑坡数据的分析和研究,本文提出了一种基于变形速率和不可接受临滑面积两项可量化指标的滑坡预警方法,以及稳定度快速收敛的滑坡预报方法,为实现滑坡的自动预警和准确预报提供了可能。

## 1 双指标预警方法

滑坡灾害的发生会经历从边坡变形的产生到最终失稳破坏的过程,其累计位移-时间曲线一般都会经历初始变形阶段、等速变形阶段和加速变形阶段,即经典的边坡变形演化三阶段<sup>[17]</sup>,如图1所示。在这三个阶段里,变形和时间曲线的斜率是在不断变化的,尤其是边坡变形进入加速变形阶段后,曲线斜率往往会不断增大,到临滑阶段,变形曲线近于竖直,可根据边坡演化过程中的变形-时间曲线特点进行预警预报分析。

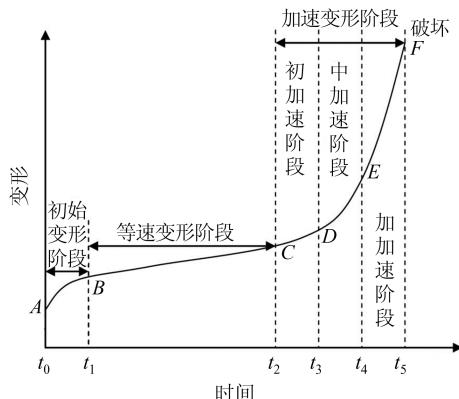


图1 典型边坡破坏变形-时间序列曲线

Fig. 1 Typical Slope Failure Deformation and Time Series Curve

基于变形滑坡破坏的“三阶段”理论,对于边坡滑坡破坏来说,最核心的判定依据是边坡变形进入加速变形阶段。因此,在关键信息的识别上,首先要识别出监测数据中变形速度发生快速增长的数据点,这些数据点就是表征边坡发生快速变形的点。只有识别出这些数据点,才可以判断边坡可能发生失稳的位置信息,且只有基于这些数据的时间序列和变形曲线之间的关系,才有可能准确分析预报滑坡可能发生的时间。对于稳定的边坡,边坡的变形速度基本处于比较稳定

的状态,变形速度基本为零,或在一个较小的变形范围内波动。因此,快速增长的数据点的识别依据设定的一个阈值,这个阈值是基于一段时间的数据积累后分析得来的,并且需要在数据逐步采集和丰富的过程中不断优化和调整,且对于不同规模、不同形成条件、不同岩土体类型的边坡来说,这个值是不同的,不是一成不变的。

采用历史数据分析法,即通过历史监测数据,判断往期发生过的最大的变形速率,以此作为滑坡不可以接受的最大变形速度的阈值。在实际阈值设定的时候,根据实际情况,综合考虑岩土体性质、人工扰动程度、可能波及的影响范围等因素,在最大变形值的基础上增加10%~20%。当某一时刻边坡变形的速度超过此值时,需要重点关注边坡稳定的状况,如果没有发生滑坡或发生滑坡的征兆,阈值更新为此时的变形速率。此时可以认为,只要没有超过此值就可以认为是稳定的点,如图2所示。

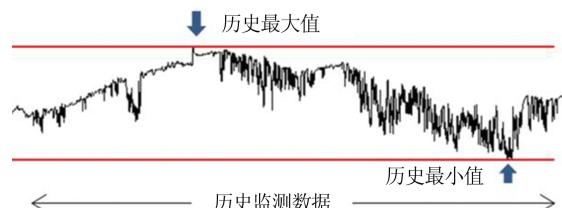


图2 变形速度阈值更新优化示意图

Fig. 2 Diagram of Deformation Velocity Threshold Updating Optimization

对于实际边坡滑坡灾害和事故的防治,只有形成一定规模的局部或整体性破坏,才可能造成灾害或损失。因此,在关键信息的识别上,只有超过一定范围的变形数据,才可能是形成滑坡事故或灾害的关键变形信息。在关键变形信息的识别和提取中,本文还考虑了变形面积。由于雷达监测的点数量为百万级,可能存在个别杂点变形量太大,如果仅设置变形速度阈值,有可能因为变形量大的杂点而产生误报。因此,需要设置一个面积阈值,只有当变形量超过阈值且面积超过面积阈值之后,才会被识别为关键变形信息。如图3所示,超过了变形量阈值且超过变形量预警值的区域超过了一定的规模(设置的面积阈值)时,才会被定义为关键变形区域。这样既可以避免由于单个杂点变形量大而引起的误识别,又可以避免由于个别小区域或块体变形而产生假信息或假数据。从现实意义、实际需求和数据形式上来讲,三者保持了很好的一致性。

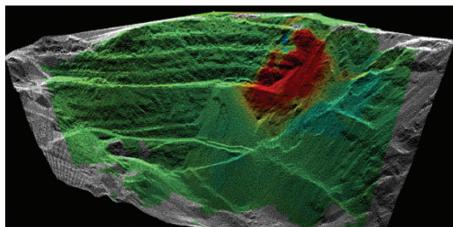


图 3 潜在滑体的变形范围

Fig. 3 Deformation Range of Potential Sliding Mass

通过关键变形信息的识别和提取及不可接受临滑面积这两项可量化指标,可以实现滑坡的自动化预警,即超过一定面积且变形速度超过一定值后,边坡可能发生滑坡破坏。若某个单点变形加快,但没有形成规模,此时该数据点可能是数据杂点或某一很小范围的岩石松动或滚落。只有当超过了一定范围(预警面积)的数据点都超过了一定的变形速度(预警速度)时,才发生滑坡预警。这样一方面避免了由于个别数据杂点造成的误报警,另一方面也保证了只有达到了一定大的范围的变形才触发报警,从而避免经常发生误报而引起的恐慌。

需要注意的是,预警值的设置不是一成不变的,也没有一个绝对的放之四海而皆准的预警值,预警值是通过初设经验值,在数据不断积累和应用的过程中不断调整和优化,从而慢慢逼近适用于不同类型边坡的最佳预警阈值。

## 2 稳定度快速收敛预报方法

准确定位哪里可能要发生滑坡,以及开展滑坡预测时需要分析哪里的数据,为滑坡分析预警圈定了准确区域,提供了准确数据,而基于此获得的海量潜在滑体变形点群数据的滑坡预警分析方法,则是回答实际滑坡监测预警工作中何时发生滑坡这一最为重要的问题。因此,需要建立精度高、适用性强的变形时间序列与滑坡发生时间关系模型,从而实现滑坡的准确预报。

### 2.1 高振荡数据的预处理

边坡雷达对边坡进行监测获得的监测数据具有很强的波动性和高振荡性,这种特性与边坡雷达监测工作的机制密切相关。速度时间序列曲线如图 4 所示。

区域内的点群的变形速度曲线明显表现有 3 个特点:

1) 很强的波动性和振荡性,从图 4 中可以看到变形速度曲线在 0 mm/次附近振荡,且振荡频

率很高。这种高频率的振荡一方面与雷达的采集频率有关,另一方面也与变形本身所具有的非线性有关。从图 5 中的单条速度曲线也可以观察出这种高振荡性。

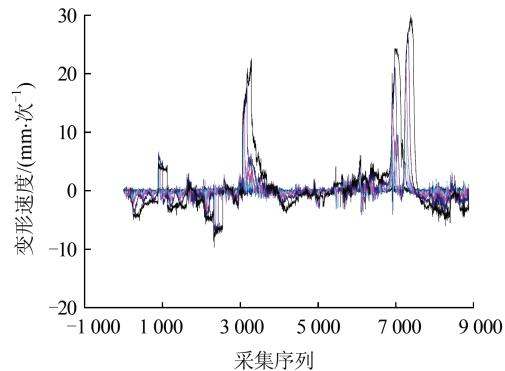


图 4 点云变形速度-时间序列曲线

Fig. 4 Point Cloud Deformation Velocity and Time Series Curve

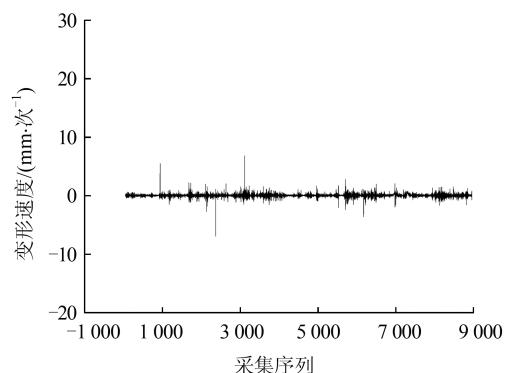


图 5 单点变形速度-时间序列曲线

Fig. 5 Single Point Deformation Velocity and Time Series Curve

2) 选择区域内的点云数据具有较好的波动一致性,即任一时间序列内,点群的变形速度表现规律基本相同,同时增长或稳定。这也与边坡作为基本连续介质在变形上表现出的协调一致性相符。

3) 在较长的时间序列内,边坡变形点云数据的振荡幅度和频次直接反映了边坡的稳定性状态。振幅越高且持续时间越长,变形越不稳定;振幅越低且持续时间越长,边坡越稳定。

然而,对于这种高频率的振荡曲线,在分析其整体趋势和特征的时候,趋势性表现得并不明显。如何对监测到的高频次数据进行处理,从而将边坡变形速度的趋势表现出来,是进行滑坡数据分析时首先需要解决的一个问题。为了减少由于高采集频率带来的数据振荡性,本文采用不等周期错位相减的方法来处理监测数据。以某

监测边坡内某变形区域内的典型监测数据为例进行分析,监测时间为2018-07-27—2018-09-07,监测频率为6 min/次。从图5中可以看出,变形速度曲线表现出很强的振荡性。

为了从实质上解决监测数据高振荡性的问题,采用错位相减的处理办法,即采用某一固定的周期对累计位移曲线进行处理,求出某一更长周期内的监测变形速度,再转换为以h形式表现的变形速率。公式为:

$$\begin{cases} A_i = A_{i+m} - A_i, i = 1, 2, \dots, n-m \\ V_i = A_i/m, i = 1, 2, \dots, n-m \end{cases} \quad (1)$$

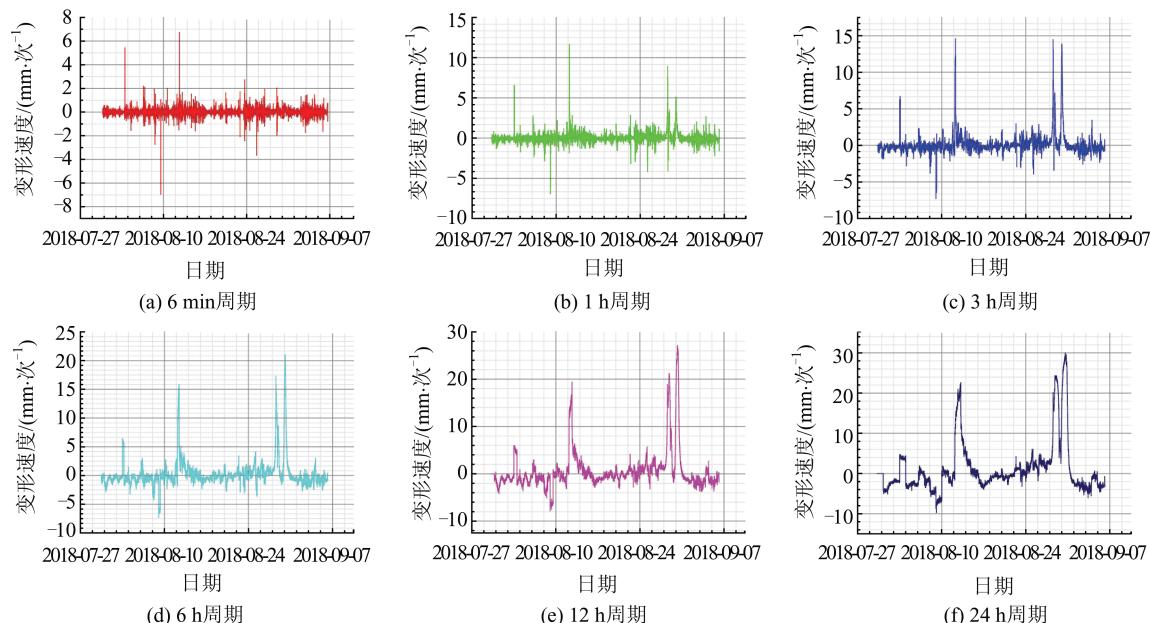


图6 不同周期变形速度-时间序列曲线

Fig. 6 Deformation Velocity and Time Series Curves of Different Periods

由图6可以看出,随着处理周期的增长,与原始监测数据相比,振荡性频次和最大振幅显著减小,曲线的基本特征和规律与原始数据基本一致,但变形的规律性、连续性和平滑性显著提升,越是长的处理周期,震荡性明显减小。

## 2.2 表征稳定度的曲线特征性分析

结合边坡滑坡破坏典型演化曲线,边坡发生破坏的必要条件是边坡变形进入加速阶段,即速度快速增长。也就意味着速度的快速增长即是稳定性的快速降低,两者呈负相关的关系。速度的倒数也是与速度呈负相关的关系,可以用速度的倒数来表现边坡的稳定性程度。关键变形区域中经过差异化监测数据处理及高振荡性滑坡监测数据处理的数据分析见图7。

通过图7中的曲线可以看出,无论是6 min的原始数据,还是1 h、3 h、6 h、12 h、24 h周期处理

式中,  $A_i$  为某一时刻  $i$  的累计变形量;  $A_{i+m}$  为相隔  $m$  时间间隔后某一时刻  $(i+m)$  的累计变形量;  $V_i$  为在  $i \sim (i+m)$  的时间间隔内, 该点在  $i$  时刻的变形速度。由于采用的是错位相减的方法, 对于前  $m$  个序列  $(1, 2, \dots, m)$  的数据前没有可以用于错位相减的数据。为了分析这种方法是否有效, 并确定如何选取错位相减的周期, 采用 1 h、3 h、6 h、12 h、24 h 额外的 5 种处理方式, 分别进行转化处理。为了便于在同一尺度下进行比较, 转化处理后的数据再统一转为 h 单位尺度下的速度时间序列曲线(见图6)。

过的数据, 取倒数后, 除了个别点的数值明显增长, 绝大多数的数据都较小。这种较小是和时间序列内的个别变形大的值相比, 即出现了明显的大数吃小数的现象。

为了分析采用不同周期的速度时间序列的数据处理方式是否存在规律或特点, 将不同周期的速度倒数和时间序列的数据进行整体分析(见图8)。图8中,  $1/v_{6\text{ min}}$ 、 $1/v_{1\text{ h}}$ 、 $1/v_{3\text{ h}}$ 、 $1/v_{6\text{ h}}$ 、 $1/v_{12\text{ h}}$ 、 $1/v_{24\text{ h}}$  分别表示 6 min、1 h、3 h、6 h、12 h、24 h 周期的速度倒数。从图8中可以看出, 越是长的数据处理周期, 出现的较大值越大也越多; 越是短的数据处理周期, 出现的较大值越小也越少。显然, 这与对高振荡型数据预处理后, 较为稳定的变形速度的值越稳定地趋近于 0 有关。

为了分析边坡进入加速变形阶段后, 变形速度与边坡稳定性之间的关系, 依然选取 2018-08-

26T06:00—2018-08-29T06:00 边坡进入快速变

形阶段的数据进行分析,如图 9 所示。

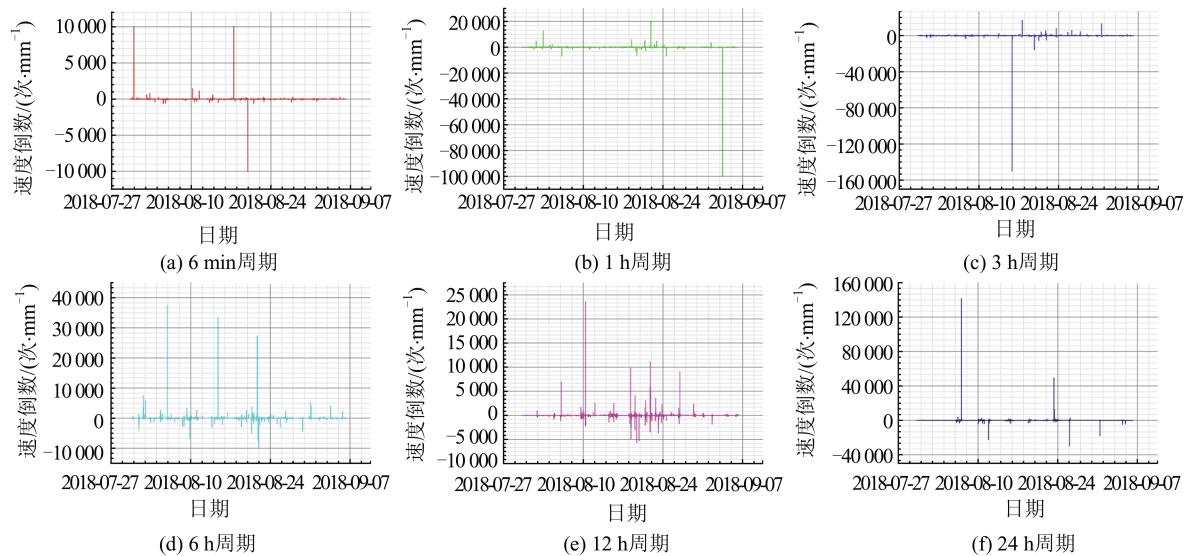


图 7 不同周期速度倒数-时间序列曲线

Fig. 7 Deformation Velocity Reciprocal and Time Series Curves of Different Periods

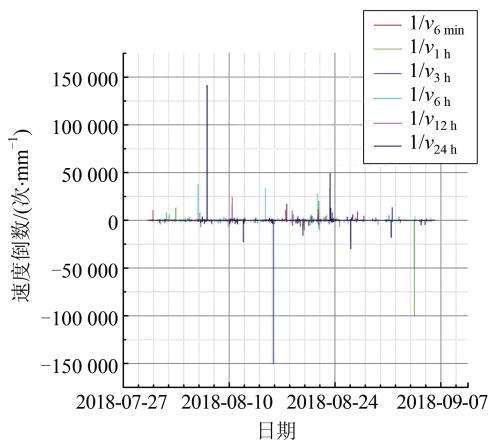


图 8 同一坐标尺度下速度倒数-时间序列曲线

Fig. 8 Deformation Velocity Reciprocal and Time Series Curve in the Same Coordinate Scale

为了分析不同处周期处理后,变形加速阶段的速度倒数和时间的关系,将不同周期处理后的结果进行比较,如图 10 所示。通过图 10 中的曲线可以看出,尽管取了快速变形阶段的局部曲线,局部曲线的最大值有所减小,但在数量级上与关键信息相比依然较大。6 min 的原始数据,最大值与关键信息相比,有 2 个数量级的差别;1 h、3 h、6 h 周期处理的数据,最大值与关键信息相比,有 3 个数量级的差别;24 h 周期处理的数据,最大值与关键信息相比,有 4 个数量级的差别。显然,这不利于与关键阶段曲线趋势的分析和研究,临滑阶段数据曲线如图 11 所示。

由于采用了速度倒数法的分析方式,导致关键阶段曲线趋势不明显。为了解决这个问题,本

文采用去限值的处理方法,去掉变形量特别突出的时间点的数据。从实际数据意义上讲,这些点的数据是在某时刻变形速度无限接近于 0 的数据点,而变形速度趋近于 0 时,显然不是在进行边坡稳定性分析时需要重点关注的变形加速的时刻。而且,这些时刻点的个数与整体的曲线及趋势相比,是个别的零散点,不足以影响对整个曲线的分析和判断。

为了将速度倒数值限制到同一个数量级,采用的数据去限值的阈值为  $\pm 10$  次/mm,从而将有效数据凸显出来,处理后的曲线如图 12 所示。

将去限值处理过的不同处理周期的数据进行比较,如图 13 所示。从图 13 中可以看出,通过限值处理后,图 13 中的曲线进入加速阶段后的快速收敛特征和趋势被显著地表达了出来,这也验证了通过速度的倒数来表达边坡稳定性的合理性。此外,从图 13 中可以看出,快速收敛阶段的曲线明显更加平顺,振动性也明显减少,更有利进行变形监测数据规律的分析和研究。

在边坡进入加速变形阶段后,速度倒数快速收敛,且值均为正,这个阶段也是进行滑坡预报分析的关键阶段。因此,为了更加准确地分析滑坡可能发生的时间,限制曲线值只取正值。出现负值的点均位于非滑坡关键阶段,限制曲线值为正值不影响对滑坡发生时间预报的分析。

### 2.3 滑坡时间预测分析

对进入快速收敛阶段的曲线采用线性拟合的方法进行分析,快速收敛的趋势线与横向坐标

轴的交点即为可能发生滑坡的时间。为分析滑坡预报的精度和准确性,对2018-08-26T02:00—2018-08-28T23:10滑坡数据发生失相干时间段内

的数据进行分析。由于滑坡预报时间存在一定的滞后,坐标轴止于2018-08-28T24:00,该时间段内的实际监测累计变形时间曲线见图14。

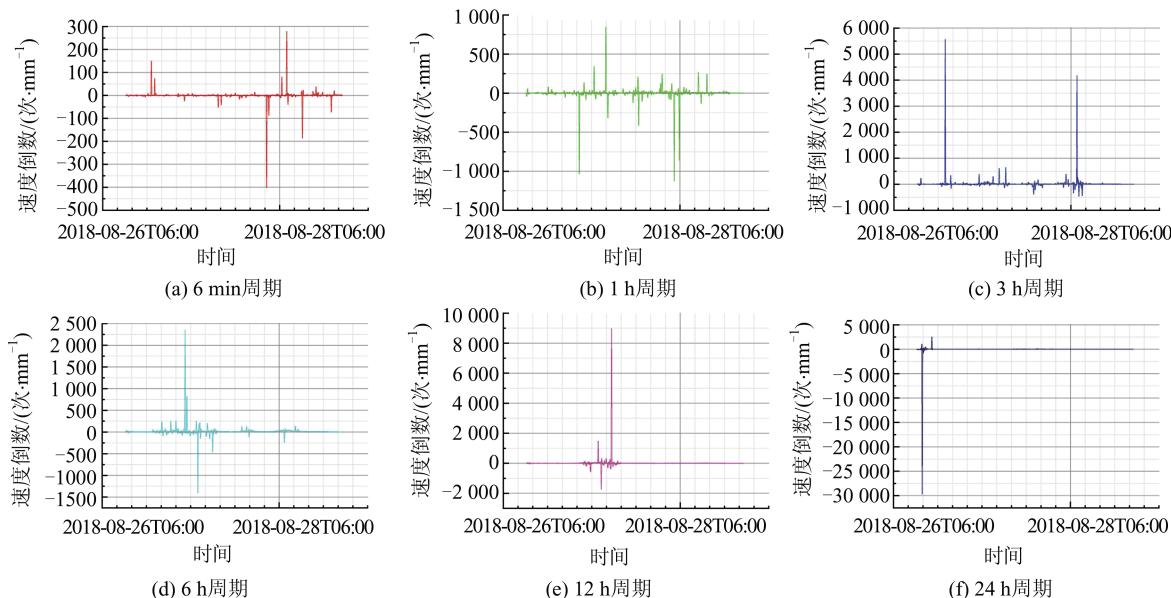


图9 快速变形阶段不同周期速度倒数-时间序列曲线

Fig. 9 Deformation Velocity Reciprocal and Time Series Curves in Rapid Deformation Stage

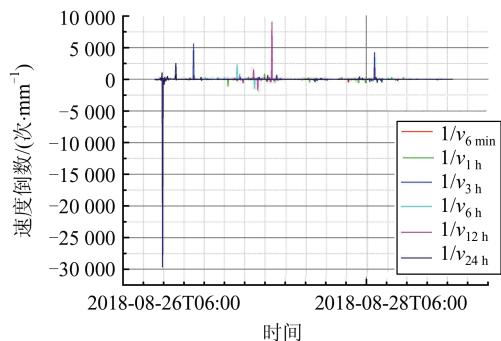


图10 同一坐标尺度下加速变形阶段速度倒数-时间序列曲线

Fig. 10 Deformation Velocity Reciprocal and Time Series Curve of Rapid Deformation Stage in the Same Coordinate Scale

从图15(a)中可以看出,采用原始6 min数据进行分析,不经处理的原始数据进入加速阶段后的数据收敛性不明显,数据振动性仍然较大。由于收敛性及线性特征不明显,预测滑坡发生时间的精度较低,根据对该段曲线的线性拟合,预测滑坡发生的时间为2018-08-28T23:20。采用1 h均一化处理的数据进行分析,进入加速阶段的数据收敛性初步显现,见图15(b),从2018-08-28T20:00起,曲线进入快速收敛阶段,根据对该段曲线的线性拟合,预测滑坡发生的时间为2018-08-28T23:50;采用3 h均一化处理的数据

进行分析,进入加速阶段的数据收敛性基本显现,见图15(c),从2018-08-28T19:40起,曲线进入快速收敛阶段,根据对该段曲线的线性拟合,预测滑坡发生的时间为2018-08-29T00:20;采用6 h均一化处理的数据进行分析,进入加速阶段的数据收敛性基本完全显现,从2018-08-28T19:00起,曲线进入快速收敛阶段,见图15(d),根据对该段曲线的线性拟合,预测滑坡发生的时间为2018-08-29T01:00;采用12 h均一化处理的数据进行分析,进入加速阶段的数据收敛性完全显现,见图15(e),从2018-08-28T18:00起,曲线进入快速收敛阶段,根据对该段曲线的线性拟合,预测滑坡发生的时间为2018-08-29T02:10;采用24 h均一化处理的数据进行分析,进入加速阶段的数据快速稳定地收敛,见图15(f),从2018-08-28T16:30起,曲线进入快速收敛阶段,根据对该段曲线的线性拟合,预测滑坡发生的时间为2018-08-29T03:40。

### 3 对预测结果的分析

为了分析不同的数据处理周期处理过的数据的准确性、时效性,对临滑阶段的数据进行分析,分析曲线如图16所示。

从图16中可以看出,采用不同周期分析预报

的滑坡时间分布在 2018-08-28T23:20—2018-08-29T03:40 之间,而实际发生滑坡的时间为 2018-08-28T23:10,也就是采用不同处理周期处理过的数据进行滑坡预报的时间与实际发生滑坡的时间差约为 10 min~4.5 h,且预报滑坡发生的时间均晚于滑坡实际发生的时刻。其中,采用 6 min 周期数据预报的滑坡时间最接近实际滑坡时间,仅晚于实际滑坡时刻 10 min,采用 24 h 周期数据预报的滑坡时间与实际发生滑坡的时间相差最多,晚于实际发生滑坡时刻 4.5 h。

对于采用不同周期分析方法的曲线,开始进行滑坡的时刻也不同,即进入明显的趋势性的阶段不同。从图 16 中可以看出,最早出现快速收敛趋势性的是采用 24 h 处理方式处理过的数据,从出现数据收敛现象到实际发生滑坡的时间差为 6.7 h,其次依次是 12 h、6 h、3 h、1 h 和原始数据,时间差分别是 5.1 h、4.1 h、3.5 h、3.1 h 和 1.5 h。

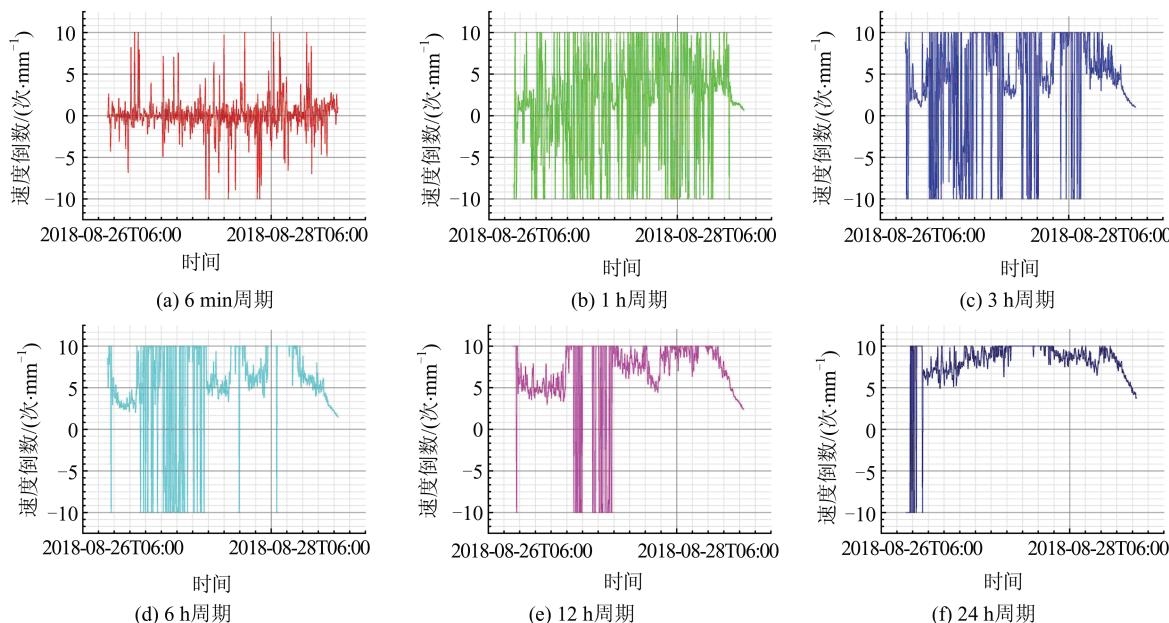


图 12 去限值后不同周期加速变形阶段速度倒数-时间序列曲线

Fig. 12 Velocity Reciprocal and Time Series Curves of Different Period Acceleration Deformation Stages After De-limit

从上述分析可以看出,采用不同周期的数据处理方式,曲线特征也完全不同。采用短的处理周期处理的数据曲线,预报滑坡结果显然更准确;而长的处理周期数据,预测结果明显更晚。但是,短的处理周期的数据临滑前趋势性出现得比较晚,且趋势性也不明显,不利于潜在滑坡的早期发现和处置。虽然长的处理周期的数据预测的结果偏晚,但数据的趋势性出现得更早,有利于滑坡的早期发现和处置。

尽早地出现快速收敛的特征,显然对于早发现和早处置是有利的。

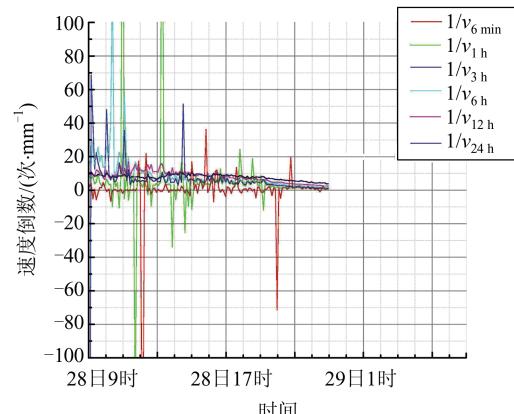


图 11 临滑阶段不同周期加速变形阶段速度倒数-时间序列曲线

Fig. 11 Velocity Reciprocal and Time Series Curve of Different Period Acceleration Deformation Stages in the Near Sliding Stage

#### 4 结语

对大量滑坡监测数据进行分析,结论如下:

1)根据地基 SAR 监测数据监测频率高、覆盖面广的特点,采用变形速度和变形面积双指标进行滑坡预警,可以有效提高滑坡预警的准确率,为滑坡预警的低误警率和空警率,以及高预警自动化提供了可能。

2)采用地基 SAR 技术监测边坡变形,获取的变形速度曲线表现出很强的振荡性。采用错位

相减的处理办法,可以有效减小数据误差,提高监测数据的易读性和规律性。

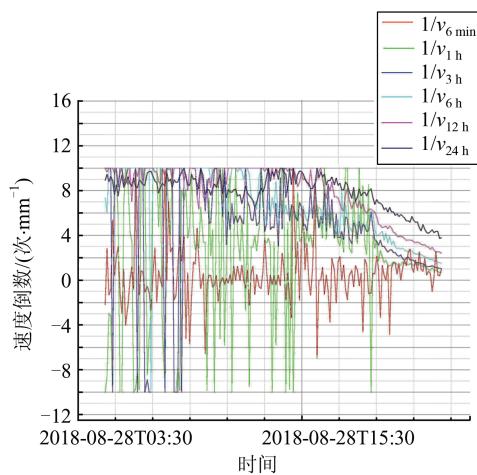


图13 同一坐标尺度下去限值后加速变形阶段速度倒数-时间序列曲线

Fig. 13 Velocity Reciprocal Time Series Curve of Acceleration Deformation Stage After De-limit Value at the Same Coordinate Scale

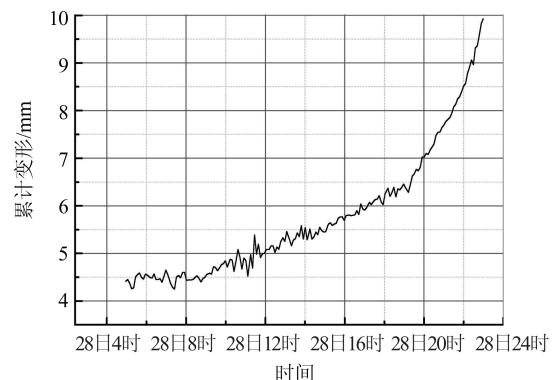


图14 临滑阶段累计变形-时间序列曲线

Fig. 14 Acumulative Deformation and Time Series Curve of Temporary Sliding Stage

3)据变形速度-时间序列曲线与边坡稳定性之间负相关的关系,针对监测数据振荡性强、趋势性弱、预报时效性差的问题,提出了速度取倒数、去限值、不等周期平滑处理的滑坡预报分析方法,可以有效提高滑坡预报的准确程度。

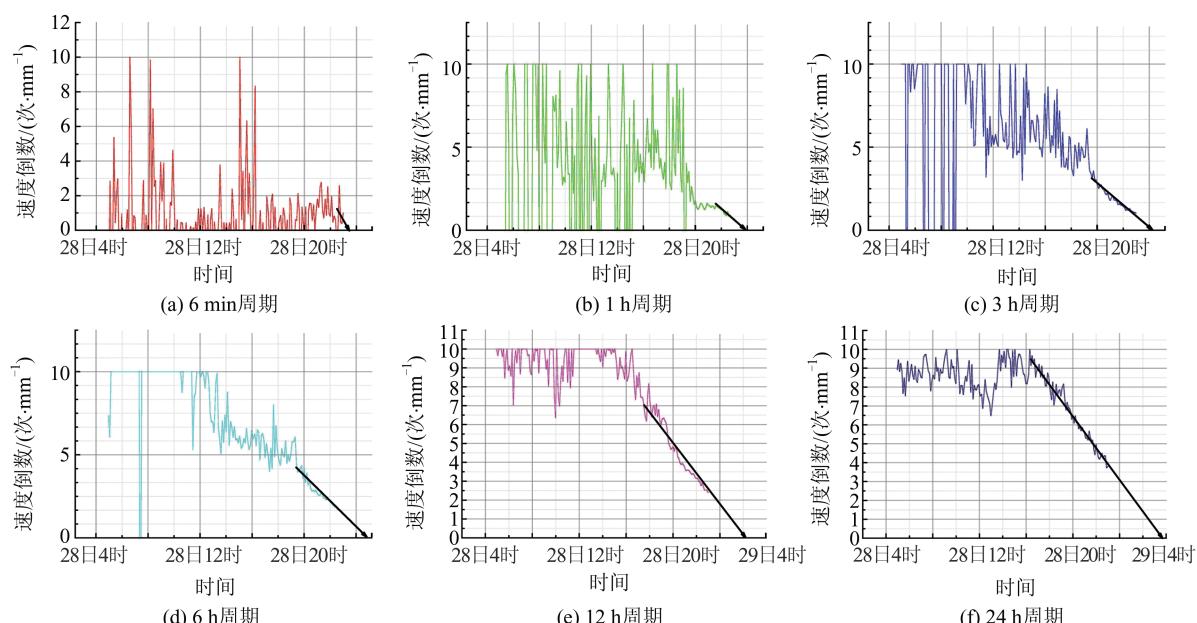


图15 不同周期处理滑坡预测线性拟合预测结果

Fig. 15 Linear Fitting Prediction Results of Landslide Prediction in Different Periods

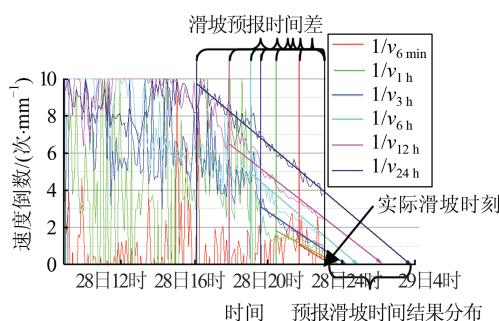


图16 滑坡预报结果分析图

Fig. 16 Analysis of Landslide Prediction Results

4)不同周期的数据处理方式各有优缺点和适用性。短的处理周期处理的数据曲线预报滑坡发生的时间更为准确,长的处理周期处理的数据曲线预报滑坡发生的时间偏晚。长的处理周期处理的数据曲线更适合于长期预报(预报结果偏不安全),短的处理周期处理的数据曲线更适合于临滑前的滑坡预报(预报结果更安全)。

## 参 考 文 献

- [1] Huang Ruiqiu. Large-Scale Landslides and Their

- Sliding Mechanisms in China Since the 20th Century [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, 26(3): 433-454(黄润秋. 20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(3):433-454)
- [2] Wu Xinghui, Ma Haitao, Zhangjie. Development Status and Application of Ground-Based Synthetic Aperture Radar [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 1 073-1 081(吴星辉, 马海涛, 张杰. 地基合成孔径雷达的发展现状及应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(7):1 073-1 081)
- [3] Xu Qiang, Dong Xiujun, Li Weile. Integrated Space-Air-Ground Early Detection, Monitoring and Warning for Potential Catastrophic Geohazards [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 957-966(许强, 董秀军, 李为乐. 基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(7): 957-966)
- [4] Antonello G, Casagli N, Farina P, et al. Ground-Based SAR Interferometry for Monitoring Mass Movements [J]. *Landslide*, 2004, 1(1): 21-28
- [5] Wang Yanping, Tan Weixian, Hong Wen, et al. Ground-Based SAR for Man-Made Structure Deformation Monitoring [C]. The 1st International Workshop Spatial Information Technologies for Monitoring the Deformation of Large-Scale Man-Made Linear Features, Hong Kong, China, 2010
- [6] Antonello G, Tarchi D, Casagli N, et al. SAR Interferometry from Satellite and Ground-based System for Monitoring Deformations on the Stromboli Volcano [C]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, USA, 2004
- [7] Guido L, Massimiliano P, Daniele M, et al. Ground-Based Radar Interferometry for Landslides Monitoring: Atmospheric and Instrumental Decorrelation Sources on Experimental Data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(11): 2 454-2 466
- [8] Atzeni C, Barla M, Pieraccini M, et al. Early Warning Monitoring of Natural and Engineered Slopes with Ground-Based Synthetic-Aperture Radar [J]. *Rock Mechanics Rock Engineering*, 2015, 48: 235-246
- [9] Pieraccini M, Noferini L, Mecatti D, et al. Integration of Radar Interferometry and Laser Scanning for Remote Monitoring of an Urban Site Built on a Sli-
- ding Slope [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(9): 2 335-2 342
- [10] Pieraccini M, Casagli N, Luzi G, et al. Landslide Monitoring by Ground-Based Radar Interferometry: A Field Test in Valdarno (Italy) [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(6): 1 385-1 391
- [11] Rose N D, Hungr O. Forecasting Potential Rock Slope Failure in Open Pit Mines Using the Inverse-Velocity Method [J]. *International Journal of Rock Mechanics*, 2007, 44(2): 308-320
- [12] Crosta G B, Agliardi F. How to Obtain Alert Velocity Thresholds for Large Rock Slides [J]. *Physics Chemistry of the Earth Parts*, 2002, 27(36): 1 557-1 565
- [13] Ji K H, Herring T A, Lenos A L. Near Real-Time Monitoring of Volcanic Surface Deformation from GPS Measurements at Long Valley Caldera, California [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40: 1 054-1 058
- [14] Tu R, Wang R, Ge M, et al. Cost Effective Monitoring of Ground Motion Related to Earthquakes, Landslides, or Volcanic Activity by Joint Use of a Single-Frequency GPS and a MEMS Accelerometer [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40: 3 825-3 829
- [15] Ge Daqing, Dai Keren, Guo Zhaocheng, et al. Early Identification of Serious Geological Hazards with Integrated Remote Sensing Technologies: Thoughts and Recommendations [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 949-956(葛大庆, 戴可人, 郭兆成, 等. 重大地质灾害隐患早期识别中的思考与建议[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(7): 949-956)
- [16] Li Zhenhong, Song Chuang, Yu Chen, et al. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenges and Solutions [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 967-979(李振洪, 宋闯, 余琛, 等. 卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用:挑战与对策[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(7): 967-979)
- [17] Qin Sijing, Wang Sijing. Advances in Research on Nonlinear Evolutionary Mechanism and Process of Instabilization of Planar-Slip Slope [J]. *Earth and Environment*, 2005, 33(3): 75-82(秦四清, 王思敬. 斜坡滑动失稳演化的非线性机制与过程研究进展[J]. 地球与环境, 2005, 33(3):75-82)

## Analysis Method of Landslide Early Warning and Prediction Supported by Ground-Based SAR Technology

QIN Hongnan<sup>1</sup> MA Haitao<sup>1</sup> YU Zhengxing<sup>1</sup>

1 China Academy of Safety Science and Technology, Beijing 100012, China

**Abstract:** Objectives: Landslide early warning and prediction is the key and difficult problem in landslide dynamic disaster research. The timeliness and accuracy of early warning are two key indicators to evaluate the effect of landslide early warning and prediction. Methods: Remote sensing monitoring is an important technology for landslide disaster prevention and control. Ground-based SAR (synthetic aperture radar) provides an advanced technology for remote sensing monitoring of landslides in short distance, and provides a wealth of data sources for accurate positioning of landslides, delineating the scale of landslides, analysing and judging the risk of landslides and predicting the time of landslides. Based on the classic three-stage theory of slope deformation evolution, we adopt the monitoring data of ground-based SAR, which has the characteristics of near real-time, coverage monitoring area and surface deformation information. Combined with the characteristics of the short period, high density and surface coverage of slope monitoring data, a dual index landslide early warning method based on deformation speed and deformation area is proposed. According to the negative correlation between deformation velocity time series curve and slope stability, we put forward the processing methods of velocity inversion, de-limit and unequal period smooth processing, and establish the landslide prediction model with fast convergence of stability. Results: The landslide early warning method with double indexes of deformation velocity and deformation area can effectively improve the accuracy rate of landslide warning, and then the accuracy of landslide prediction can be effectively improved by taking the reciprocal of velocity, removing the limit value and unequal period smoothing treatment. Different periods of data processing methods have their own applicability, short processing cycle processing data curve, the prediction of landslide occurrence time is more accurate, the prediction of landslide occurrence time is late, long processing cycle is opposite. Conclusions: Through the field practice and application of the open pit slope, it shows that the early warning and prediction method has strong practicality and accurate prediction results.

**Key words:** stability fast convergence method; landslide; early warning; prediction; ground-based SAR

**First author:** QIN Hongnan, PhD, senior engineer, specializes in dynamic disaster monitoring and early warning of slope. E-mail: qinhn@chinasafety.ac.cn

**Foundation support:** The National Key Research and Development Program of China (2017YFC0804603, 2018YFC0808402).

**引文格式:** QIN Hongnan, MA Haitao, YU Zhengxing. Analysis Method of Landslide Early Warning and Prediction Supported by Ground-Based SAR Technology[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(11):1697-1706.DOI:10.13203/j.whugis20200268(秦宏楠, 马海涛, 于正兴. 地基SAR技术支持下的滑坡预警预报分析方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(11):1697-1706.DOI:10.13203/j.whugis20200268)