

滑坡发生时间预报分析

王建锋

(中国科学院力学研究所, 北京 100080)

摘要: 系统论述了滑坡监测资料的整理方法: 滤波和等时化。讨论了滑坡运动响应的主要组成成分。重点阐述了滑坡发生时间预报的理论基础, 此基础不同于一般物理方程建立的思路, 而是直接来源于观察和经验总结, 并抽象为一定的数学模型。单次滑坡发生的整个过程包括孕育、加速、减速、停止等4个阶段, 滑坡发生时间则指加速向减速转换的特征时间点, 此点是滑坡爆发的峰值点, 也是需要预报的特征时间。能够反映滑坡如此运动过程的典型数学函数是 Pearl 曲线, 本质上此 S 型曲线与系统有阻尼的自由振动微分方程是一致的, 也与生物群体演化的虫口方程一致, 它们都共同反映了物质运动的一般规律, 因此可以用来预测滑坡运动过程。直接运用一般力学微分方程描述滑坡运动过程的困难在于缺乏对滑体系统力学参数的精确把握, 直接运用 Logistic 虫口微分方程则存在模型参数识别的困难, 作者还发现某些误用灰色系统理论对 Verhulst 非线性方程参数进行辨识。文末, 为展示方法而不强调结果, 以拥有 10 a 监测资料的某滑坡为例, 分析预报了滑坡活动过程, 并进行了预测结果的数学检验。

关键词: 滑坡发生时间; 预报; 等时化; 滤波; S 型曲线

文章编号: 1003-8035 (2003) 02-0001-08

中图分类号: P642.2

文献标识码: A

1 前言

一般地, 对工程有潜在重要影响的滑坡来说, 现场工程师都拥有不同观测时段的监测数据。在我国可以说已经拥有丰富的监测数据。因此如何分析整理这些数据, 从中提取出与滑坡活动规律有关的信息, 并在此基础上按照滑坡滑动机理与其位移表现形式之间的关系, 预测滑坡未来可能的活动过程, 已经具有越来越重要的意义。

目前, 关于滑坡观测数据整理分析方法, 就国内、外来说并没有形成公认的技术理论方法和规范, 相应的文献也不多。与地震观测资料整理分析相比, 这种差距是显见的。本文试图对此问题进行初步探索, 首先讨论资料整理的一般方法, 接着讨论滑坡时间预报理论基础和预测模型, 以供同行共同研讨。

2 空间监测点间的相关性

通常, 滑坡体上布设有多个监测点, 用以监测各个测点处的 x 、 y 、 z 地理坐标或局地坐标随时间的变化。其结果是每一监测点都获得一套时间序列观测值。一般地, 滑坡体上各个监测点部位有着不同的变形特征, 各个部位滑体之间的相互作用或相互关系能够在监测数据中表现出来。弄清它们之间的相互关系显然有助于定性分析滑坡发生机理, 和

可能的发展演化过程。为此, 这里定义 2 个术语: 序列观测值之间的“相似度”和“靠近度”, 它们都反映序列之间的关联程度。

首先, 我们来看一个例子。从直观上, 图 1 中的观测序列 1 和 2 之间的相似度要大于观测序列 1 和 3; 观测序列 2 和 4 完全相似, 但如果以序列 1 为参考, 观测序列 4 较 2 远离参考序列 1。如果这些数据来自于同一滑坡体的不同部位, 那么显然序列 1 和 2、4 “步调”较为一致, 可能具有同一滑动机制, 并且序列 4 的滑动速度要大; 序列 3 则与前 3 者“步调”不同, 但滑动速度与序列 1 较为接近。

从定量角度, 如图 2 (a) 所示, 对于 2 个序列, 可定义相似度为,

$$\xi_i = \frac{|\Delta y_{\max}| - |\Delta y_i|}{|\Delta y_{\max}| + |\Delta y_{\min}|} \quad (1)$$

当有 k 个序列时, 考虑共同参考标准序列为 y_0 , 可定义第 j 观测序列第 i 时刻观测值与参考序

收稿日期: 2003-02-19; 修回日期: 2003-03-24

作者简介: 王建锋 (1964—), 男, 1997 年毕业于中国地质大学 (武汉) 工程地质专业, 获工学博士学位。曾从事岩石力学、工程地质科研、教学工作, 现主要从事地质学与力学结合方面的研究工作, 1989 年以来在国内外共发表 30 多篇学术论文。

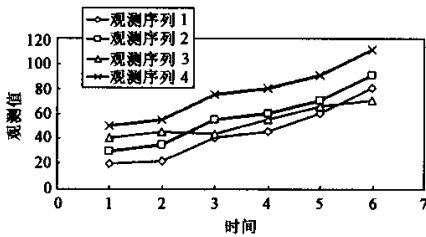


图1 观测序列间关系分析

Fig. 1 Relationship between time series

列在同一时刻的相似度为,

$$\xi_j(i) = \frac{\max_k \max_i |y_0(i) - y_k(i)| - \Delta y_j(i)}{\max_k \max_i |y_0(i) - y_k(i)| - \min_k \min_i |y_0(i) - y_k(i)|} \quad (2)$$

式中: $y_0(i)$ 是参考序列上的某一时刻 i 的观测值, $\Delta y_j(i) = |y_0(i) - y_j(i)|$ 。因而, 可以得到第 j 观测序列与参考序列的平均相似度,

$$r_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_j(i) \quad (3)$$

为了描述观测序列与参考序列之间的靠近程度, 这里采用对应时刻观测值的绝对差的平均作为“靠近度”的定义,

$$\eta_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \eta_j(i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_0(i) - y_j(i)| \quad (4)$$

式中, $\eta_j(i) = |y_0(i) - y_j(i)|$, 显然上式有类似残差的含义。

需加注意, 相似度定义与相关系数的涵义完全不同。对于研究区所有监测点同时计算相似度和靠近度, 并作出两者关系图, 可以在此图中确定成因机制类似的部位, 这些“类似部位”对应于地面不同的“潜在滑动区域”。

3 滑坡响应成分分析

通常, 滑坡响应时间序列信号可以包含 4 种成分, 并可以用下列模型表示,

$$Y_t = \tau_t + c_t + s_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

式中: τ_t 、 c_t 、 s_t 分别表示具有确定性的趋势项、周期项和脉动项或季节项; ε_t 是描述序列不确定性的随机变量。

趋势项 τ_t 是指序列变动总方向。它由滑坡体或边坡岩土体的势能及约束条件决定, 一般是时间的单调 (递增或递减) 函数或 S 型函数。最简单的这

类函数是线性趋势函数 $\tau_t = a + bt$, 其它常用的趋势模型有二次函数 $a + bt + ct^2$, 指数函数 $a + be^{ct}$, 对数函数 $a + b \ln(ct)$ 。如果 $\tau_t = a$, 独立于时间, 则时间序列中不存在趋势项。

多数滑坡的变形或多或少都反映着周围环境自然变化周期的影响, 如昼夜温差、降雨或固体潮等。由于滑坡生命周期通常都是长期演化过程, 相对趋势项 τ_t 而言, 周期分量级较小且变化不甚明显, 一般的工程监测捕捉的多是趋势信号。但是, 在地下水水位变化或特定层位孔压变化中, 周期成分则可表现较为充分。周期项 c_t 一般可以用正弦和余弦函数描述:

$$c_t = c \sin\left(\frac{2\pi t}{p}\right) + d \cos\left(\frac{2\pi t}{p}\right) \quad (6)$$

式中, p 是周期长度, 一般 $c_t = c_{t+p}$, $\sqrt{c^2 + d^2}$ 是一个周期中 c_t 的最大值, $t = \arctan(c/d)$ 是此最大值的倍数。运用回归分析, 基于历史观测数据, 可以对 c 、 d 进行估计, 但是必须首先给出周期长度 p 。当运用 S 型函数为趋势项时, 需要特别小心, 切不可全程叠加周期项, 一般可以在峰值以前叠加周期项, 峰值以后不予叠加, 以确保累积位移为递增。

脉动是指滑坡受到突然加载、库水涨落、地震等突发事件作用所产生的响应。广义上的脉动可以包含季节性变动。季节变动是指一年内的有周期规律的、每年重复出现的变动。一般地, 脉动或季节之内的时间序列行为与它们之外的行为有很大不同。脉动 (或季节变动) 与周期变动之间的区别为: 周期之内或至少在我们模拟的数个周期之内周期变动是连续的、规律的上下波动; 而时间序列中脉动或季节变动则是不连续的, 而是随着时间推移跳跃似地分布于时间序列中。脉动或季节变化模拟的通用方法是借助于所谓的哑变量或属性变量。这类变量或取值为 0 或取值为 1, 季节之内时间点 t 上它们的值均为 1, 季节之外时间点 t 上均为 0。运用如下模型模拟:

$$s_t = \sum e_i X_{it} \quad (7)$$

式中, e_i 是参数, X_{it} 哑变量且有,

$$X_{it} = \begin{cases} 1 & \text{若 } t \text{ 在季节之内} \\ 0 & \text{若 } t \text{ 在季节之外} \end{cases} \quad (8)$$

在观测序列内, 必须给出脉动或季节位置, 并

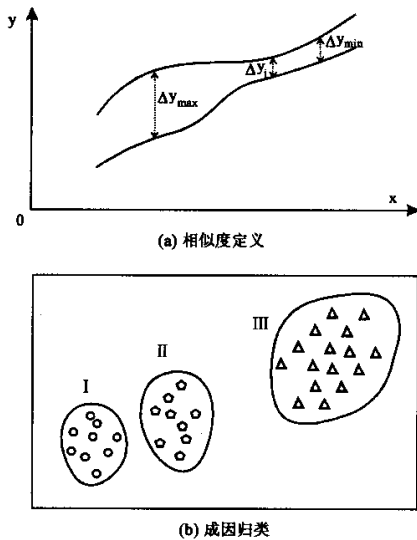


图 2 序列观测值之间“相似度”和“靠近度”

Fig. 2 Definition of similarity and nearness between time series

对时间序列视是否处于季节上分别赋给相应哑变量 X_{it} 值。接着，用回归分析估计参数 e_i ， e_i 在季节内或者是呈常量增加或者是呈常量减小。脉动或季节变化模型比周期变化模型更具有普遍意义，因为如果运用足够多的哑变量，那么含有哑变量的季节模型可以模拟纯粹的周期变化。

时间序列的预测能力还明显地取决于对不规则变动行为的了解。这种不规则变化多有“测不准”的含义。最简单的是假定对所有的时间 t ，随机项 e_t 为独立且同分布，并且均值为 0。这是回归模型的统计分析所采用的主要假设。因为独立性假设，时间序列的早期观测数据不提供有关后续观察数据的信息。对于独立同分布的纯粹随机成分而言，最好的预测是它的期望为 0。

然而，许多时间序列显示出随机成分 e_t 之间具有相关关系。正因为如此，时间序列的统计分析不能依赖于假定具有独立的随机误差的相对简单的回归模型分析。也正因为如此，时间序列分析远远没有达到解决众多实际问题的程度。对于含有依赖性随机成分的时间序列来说，通常的运用的模型是所谓的自回归过程，并称为 AR(k) 模型。但是，对滑坡运动而言，随机成分一般量值很小，故而实际

上为何种分布并没有多大关系，通常可设为独立同分布。

由上所述，可以看出时间序列中的趋势、周期、季节以及不规则成分的一般模型。通过这些成分的线性叠加可以自然得到整体时间序列模型，而模型中的相关参数需要通过已建模型对历史数据的拟合得到，如最小二乘法。由于时间序列中随机误差间的相关性，以及其预测是根据过程本身的自然属性去估计历史数据范围以外的变量值，因此这种方法的统计分析较标准的回归模型更为复杂，但显然更加自然合理。

我们已经知道超越历史数据范围以外时回归估计量将变得极为不稳定。由于预测方法的有效统计分析的困难性，所谓的滑坡发生时间预测更多情况下是艺术而不是标准回归分析。标准的回归分析，尤其是高次拟合，有时可得到逐步减小的累计位移值。尽管能够得到较低的均方差，所以通常的回归分析是不能作为预报模型使用的，至多可以作为插值使用。因此进行预测时，专家判断、共同认识必须被考虑进去，必要时还要对预测进行调整。就此而言，滑坡的时间预报本质上还要依赖于工程地质综合分析，并且不同类型的滑坡，其响应的时间序列道路将会不同。因此滑坡预测也必须针对具体类型滑坡进行建模。

4 滤波和等时化插值处理

对于多数自然滑坡而言，其变形成分中周期项、脉冲项并不占主要部分。此时可以将其中的随机成分通过滤波予以去除，如果再找到周期成分，那么趋势成分即被分离，由此可对滑坡长期发展作出判断。

滤波处理的目的是为了消除随机噪声、光滑数据，借以凸出系统内总体趋势。随机干扰属于高频项，相邻观测点之间的噪音通常并不相关，即有正有负，故将相邻点观测值叠加后求平均，可以使噪声相互抵消或削弱；相反，趋势信号属于低频项，相邻点的趋势值具自相关。当监测数据并非完全由随机干扰而有趋势时，将某点的监测值与前后几点监测值叠加起来求平均，可使叠加结果向趋势信号更加集中。光滑处理方法包括：相邻平均滤波器、中数滤波器、权重最小二乘拉普拉斯滤波器等。其中后者需要采用迭代法求解，

$$\left. \begin{aligned} f_i &= (w_i F_i - f_{i-2} + 4f_{i-1} + 4f_{i+1} - f_{i+2}) / (6 + w_i) \quad \text{有观测点} \\ f_i &= (-f_{i-2} + 4f_{i-1} + 4f_{i+1} - f_{i+2}) / 6 \quad \text{无观测点} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中： f_{i-2} 、 f_{i-1} 、 f_i 、 f_{i+1} 和 f_{i+2} 是最佳拟合数据的未知量， F_i 是观测值，测量点上的权重是 w_i 。对于所有观测点来说，权重 w_i 可以是同一的常数，也可以随各个观测点变化。通常，对于同一监测点时间序列数据的不同时段，可以根据情况采用不同的滤波器，以获得最佳滤波效果。

普通的 Kriging 方法通常给出所谓的“最佳线性无偏差估计量”。假定有 n 个位于不同空间位置或不同时间的 z 的观测值 x_1 、 x_2 、 \dots 、 x_n ，现在估计 x_0 处的 z 值。其中空间坐标可以是 1、2 或 3 维。

这种估计要求运用已知数据去找出所谓的未知变量的无偏差最小方差估计。普通 Kriging 方法的目的是找出观测值的线性组合。

$$z^0 = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (10)$$

式中，系数或权重是待求的。普通 Kriging 方法可以用来估计实际值 $z(x_0)$ 的无偏差最小方差估计 z^0 。这一插值算法最终可归结为约束优化问题：目标是残差最小，变量为权重 λ_1 、 \dots 、 λ_n ，约束条件为权重系数的和必须为 1。约束优化问题可以用 Lagrange 乘子法得到，即解 $n+1$ 未知量组成的 $n+1$ 个线性方程组（其中，包括 Lagrange 乘子 v ）：

$$\left. \begin{aligned} - \sum_{j=1}^n \lambda_j (\|x_i - x_j\|) + v &= -\chi(\|x_i - x_j\|), i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中： $\gamma(\|x_i - x_j\|)$ 或者 $\gamma(h)$ 是变差函数； $\|x_i - x_j\|$ 表示坐标 x_i 和 x_j 间的距离 h ，即 $\|x_i - x_j\| = \|x_j - x_i\|$ 。

5 滑坡发生时间预报模型

滑坡破坏机制本质上为剪切破坏。在剪切滑动过程中，滑体与滑床、侧向周围物质之间存在摩擦。滑坡运动过程中的这种摩擦类似粘壶力学基本元件；同时，滑体与周围物质，主要是后缘之间的拉断、对前缘物质的挤压作用，则类似于弹簧力学基本元

件。在普遍情况下，滑体运动可用粘弹性力学模型描述，与金属材料不同的是滑体系统属于变参量的粘弹性力学系统。如果滑坡运动过程为平稳过程，采用平均化方法可以将变参量的粘弹性力学系统简化为含本征常量特征参量的粘弹性力学模型。尽管如此，我们仍然不能像金属构件那样容易获得有关滑坡的那些本征参量。

然而，我们手头拥有滑坡位移记录，由这些位移信息，我们能否同样可以获得所需的特征参量呢？笔者认为是可以的，但其前提条件是不存在变参量，即滑坡运动是单周期过程。如滑坡剪出口位于河谷、滑坡剪出口逐渐受到约束等。

纵观众多斜坡变形破坏的全过程，可以发现陡坡崩塌多属于“一次加速破坏”。一旦开始变形，其位移即不受约束地以指数曲线形式快速发展，直至崩落于坡脚附近。其脱离坡体后的运动距离往往要大大超过其在坡体上附着时的变形量。崩落过程则遵从幂函数关系。因此，毫无疑问，崩塌破坏事件的预测完全可以用指数函数描述。金属拉伸破坏过程曲线、经典的蠕变曲线、室内土样应力式加载直剪实验记录到剪切位移与时间的关系等即典型地符合指数增长模型。

笔者认为，我国学者尹详础提出的“加载响应比理论”^[1]，本质上即是数学上已用于人口预测的指数模型。由于地震发展过程中，所受到的约束并不十分清楚，因此，“加载响应比理论”可能更适用于强震预报。对于前震-余震型地震，可能 S 形曲线更为合适。但是 S 形曲线特征参量的确定，可能由于边界条件的未知信息更多而不易确定。因此这也是地震预报的难点所在；滑坡预报的“0.618 法”^[2] 同样属于这一范畴，但是这一方法可能更适用于“不受约束”的崩塌破坏预报。“0.618”是否为特征时间还有待探讨，即使是有效特征点，其确定方法仍有困难。这些特点并不为人们所注意。

对于滑坡而言，其多数属于“多次加速破坏”。包含其中的“一次加速破坏”发育过程，以及“多次加速破坏”的总体全过程，则类似于含有抑制的 S 形曲线，其所受抑制首先来自于滑动过程中周围物质的阻挡，并最终受到不可克服的约束而停止运动。因此自然可以用虫口演化方程描述^[3,4]（图 3）。就整个滑坡生命过程来说，其最终是要消亡的，如经过多次滑动最终滑入河谷，受到不可突破的约束。

当在 S 形曲线形成过程中,有突发加载导致曲线暂时偏离时,可以通过中数滤波器将其滤除,接着仍然可以预报滑坡发育过程。本质上,S 形曲线估计预测过程就是剔除脉动项的过程。这一步是预测的难点。但是,应当注意到,对于滑程较长的滑坡而言,“一次加速破坏”发育过程可能导致系统的本征参量发生改变。因此欲准确预报这一过程需要不断更新监测数据,并准确地区分出不同的破坏阶段。后者的处理是有难度的,是滑坡预报面临的实际困难,需要进一步研究解决。需要进一步说明的是,S 形曲线在金属材料力学性质研究中较少遇到。因此也不为力学家所注意。

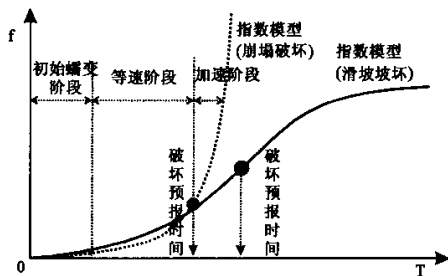


图 3 斜坡运动过程分析

Fig. 3 Sketch map of slope movement process

由上所述,可以认为滑坡过程预报的理论基础不同于一般物理方程建立的思路,而是直接来源于观察和经验总结,并抽象为一定的数学模型。就单次滑坡发生过程而言,我们可以将其划分为包括孕育、加速、减速、停止等 4 个阶段。滑坡发生时间则指加速向减速转换的特征时间点。此点是滑坡爆发的峰值点,也是需要预报的特征时间。能够反映滑坡如此运动过程的典型数学函数是 Pearl 曲线。本质上此 S 型曲线与系统有阻尼的自由振动微分方程是一致的,也与生物群体演化的虫口方程一致。它们都共同反映了物质运动的一般规律,因此可以用来预测滑坡运动过程。直接运用一般力学运动微分方程描述滑坡运动过程的困难在于缺乏对滑体系统力学参数的精确把握,直接运用 Logistic 虫口方程则存在模型参数识别的困难。

本文讨论的预报问题目前仅限于一次滑坡周期,至于如何区分多次滑动之间的界限,则需要结合工程地质工作、监测资料予以确定。这样,基于一定量的监测数据,就可以拟合出相应 Pearl 方程,从

而作出相应的滑坡滑动过程预报。国内若干研究者曾用灰色系统^[5]中的 Verhulst 方程预报滑坡^[6]。笔者认为,由于该“理论”将一阶线性微分方程的“灰色化”延拓于非线性微分方程,用线性叠加(累加生成)、差分结合起来建立超定方程组并运用最小二乘法对 Verhulst 方程参数进行辨识,因此,尚不如直接使用 S 型曲线,运用优化技术求解。并且,预报时必须使用增量位移,而不是累积位移去进行累加生成和累减还原,否则将得不到正确结果。

生态学中关于指数增长规律已经得到了彻底研究,此不赘述,可参阅文献[7,8]。Pearl 模型是虫口演化规律的代数表达,它原是将 Verhulst 模型用于植物生长预测。记 y 为植物生长的主干参数,如树的直径, Y 为生长变量的上限,则相应的预测模型(The logistic curve 或 Pearl curve)微分方程形式为:

$$\left. \begin{aligned} \frac{dy(t)}{dt} &= r \left(1 - \frac{y(t)}{y_{\max}} \right) y(t), r = \text{const.} > 0 \\ y(0) &= y_0 = 0, y(\infty) = L \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

或用代数形式表达:

$$y = \frac{L}{1 + a \cdot \exp(-bt)} \quad (13)$$

式中,标度参量 L 控制 Logistic 函数的“高低”,也可称 L 为饱和度;对于滑坡位移, L 即为滑坡的最大滑程。可以采用优化技术确定 L 值:目标函数为最小化标准差 MSE ,变量为 L ,约束条件为 L 大于最大的滑坡观测位移。

为了进一步说明虫口方程与振动方程的关系,这里将二者类比如下:

Verhulst 虫口方程是一阶非线性常微分方程:

$$\frac{dp(t)}{dt} = ap(t) - b[p(t)]^2 \quad (14)$$

此方程认为,虫口变化不会按照指数关系无限制增长,而要受到环境因素限制,并且这种限制是随 $p(t)$ 绝对值增大而呈平方增大。这说明虫口总量 $p(t)$ 越大,其繁殖受到的限制越显著。对于在滑动过程中将受到越来越多的抑制并最终因抑制而停止的滑坡而言,虫口方程正好反映了这种变化机制;同时,利用虫口方程同样可以找到虫口增速由快向慢变化的特征点 $0.5(a/b)$,这一特征点正是滑坡破坏时间预报点,因而找到这一特征点是极为关键

的。上述方程还可写为：

$$\frac{d\mu(t)}{dt} = a[\mu(t)]^m - b[\mu(t)]^n \quad (15)$$

式中， m 、 n 是与增加项和拟制项有关的常数。不同的生长方程，描述了不同演化机制。

对于滑坡这类纯粹的力学系统， V 氏方程适用性的本质是什么呢？让我们再来直观地看看单自由度系统有阻尼的自由振动微分方程：

$$\frac{d^2x}{dt^2} + 2n \frac{dx}{dt} + \omega_n^2 x = 0 \quad (16)$$

上式可写为：

$$\frac{d\dot{x}(t)}{dt} = -2n \cdot \dot{x}(t) - \omega_n^2 \left[x(t_1) + \int_{t_1}^{t_2} \dot{x}(t) dt \right] \quad (17)$$

可以认为 $x(t_1) = \text{const}$ ，而 $\int_{t_1}^{t_2} v(t) dt$ 则是 $v(t)$ 的二次函数。显然，速度的变化与该时刻的弹性系统引起的速度呈反比，而与阻尼引起的速度的平方成正比。此与弹性常数和阻尼系数的定义也是吻合的。当速度大时，速度的变化主要取决于系统的阻尼；当速度小时，速度的变化主要取决于系统的弹性性质；当速度合适时，系统的刚度和阻尼对速度变化的贡献近乎相同。这一时刻是系统的特征点，也即系统加速度变化向加速或减速运动转变的分岔点。对于滑坡系统而言，我们正是要寻找这一点。如此看来， V 氏方程和振动方程有很好内在相似性。

在此，还需要说明，由于 Logistical 是非线性方程，其对初始条件极为敏感，极易走向混沌，因此对参数和初始条件的敏感性研究是需要进一步工作的课题。

有关滑坡预报的理论探讨还可参见研究报告^[9]。

6 例题

为了说明具体预测方法，这里选用一例滑坡做初步分析，并不着重预测结果如何。图 4 是 × 滑坡及其临近 × 危岩体序列观测值之间相似度和靠近度关系，可以看出，在相似度与靠近度的二维空间中，两者具有明显的成因机制差别，而滑体（或危岩体）内部的各个监测点之间则具有很好的相似度和靠近度，反映出它们是同一运动整体，具有明显的线性相关性。万方数据

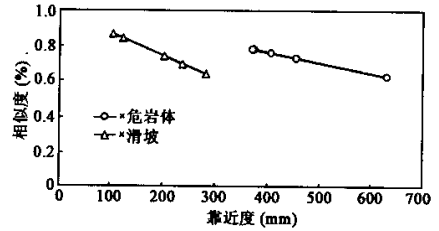


图 4 × 滑坡、× 危岩序列间相似度、靠近度关系

Fig. 4 Relationship between the similarity and nearness of time series for anonymous landslide and cragged rock mass

由上所述，× 滑坡各个监测点属于同一滑坡体，根据 Pearl 模型理论，只要预测出最大滑移点滑动过程，即可把握整体滑坡运动规律，为此首先对各个监测点的 x 和 y 方向位移值进行矢量合成，并选定变形最大的 × 监测点，图 5 即为该点的 Kriging 等时化插值处理结果。结果表明，所有插值结果均落于 95% 的置信区间，可以用于进一步的数据处理。

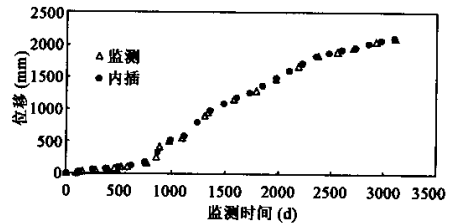


图 5 Kriging 等时化插值处理

Fig. 5 Isochronal interpolation of time series

图 6 为 Pearl 曲线预测结果，优化计算结果表明： $a = 208.64$ ， $b = 0.37$ ， $L = 2124$ ， $t = 15.12$ ，残差的标准误差为 137.7。对于本例，如果在峰值时间特征点以前叠加周期项、随机项，所得标准误

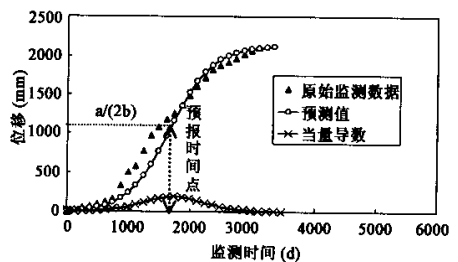


图 6 Pearl 曲线预测结果

Fig. 6 Prediction of landslide using S-Curve

差会更小,拟合将会几乎与原始数据系一致。另外,随监测资料补充,饱和度 L 也应随之变化。

下面进行预测结果的检验,

精度检验 1: 残差检验

$$e = 18.1\%$$

精度检验 2: 相似度检验

一般认为 $\xi = 0.5$ 是相似的界限值,而此处 $\xi = 0.727$,故据经验观测值与预测值相似。

精度检验 3: 方差检验

$$F = \frac{\sigma_{\text{real}}^2}{\sigma_{\text{forecast}}^2} = \frac{566637.61^2}{659574.93^2} = 0.85$$

$$F_{1-\frac{\alpha}{2}}(25, 25) = F_{0.95}(25, 25) = 1.97$$

$$F < F_{1-\frac{\alpha}{2}}(25, 25)$$

检验通过。

精度检验 4: 后验差检验

$$C = \frac{S_{\text{残差}}}{S_{\text{观测}}} = \frac{\sqrt{2001.18}}{\sqrt{566637.62}} = 0.19$$

小误差频率:

$$p = p\{|q(k)| < 0.6745S_1\} = p\{|q(k)| < 507.73\}$$

由于所有的 $q(k)$ 均小于 507.73,因此 $p = 1$ 。根据 $p > 0.95$, $C < 0.35$ 为一级,所以预测模型为一级。

因此,滑坡的峰值爆发时间为 1998 年 1 月,并将在 2003.3 开始减速。如果考虑河谷为最大滑程,那么究竟何时为下一阶段的峰值爆发时间尚需继续监测并预测。

7 结语

对于地质条件(主要是约束条件)清楚、滑动机制单一、影响因素明显、全部滑程物理性质、几何性质均匀、滑坡前进方向上受到的阻碍越来越多,那么滑坡活动过程多遵从 Logistic 关系,因而是完全可以预报的。但是遵从 Logistic 关系的包括滑坡作用的一切地质体运动过程,因为其运动规律是非线性的,一旦地质体的位移进入非定常系统、非平衡系统,其运动状态将进入混沌状态,变得不可预测,也即系统参量(如 Logistic 关系中的 a 、 b 值)也成为时间的变量。这类情况通常多对应于有巨大滑程的滑坡运动,在数学上直观地表现为没有明确的属于同一平衡系统的连续观测数据可以用来建模。

当滑坡受单一强烈荷载作用而发生的快速灾变

性失稳时,其运动过程多遵从指数增长模型。由于其历时较短,预测信息的捕捉较为困难,对这类破坏的预报最好是通过预测载荷作用阈值的出现时间为宜。因为通常载荷作用阈值出现的规律更易把握(如降雨阈值)。如果滑坡运动过程中,受到的约束是突然和强烈的,如具有高势能、勺状滑动面的高速滑坡,其减速段几乎不存在,即突然加速、突然停止,没有前兆。那么其预报同样是困难的,必须通过灾前详细的工程地质工作予以避让。

总之,滑坡的运动过程是复杂多样的, Pearl 模型可以较好地描述一类滑坡运动,但并不能概括所有的滑坡运动本质。滑坡的预报必须基于丰富的监测资料,必须基于对滑坡工程地质条件的充分了解。但这并不够,还需要运用或建立能够描述其本质的数学模型,除本文运用的模型外, Gompertz 曲线 ($Y = L \exp(-b \exp(-kt))$) 也是一类有丰富内涵的、充满希望的预测模型。实施预测还要注意 2 点:第一,预测时间不可过多外推;第二,未来条件应与已有监测数据所对应的条件相似。这些都是统计学以及自然规律所要求的,不仅仅是对滑坡预报问题。另外,本文配有相应计算程序及其说明书,因篇幅所限,未附于本文。

参考文献:

- [1] 尹详础,尹灿. 非线性系统失稳的前兆与地震预报——响应比理论及其应用[J]. 中国科学, 1995, B 辑(5): 512-518.
- [2] 张倬元,黄润秋. 岩体失稳前系统的线性与非线性状态及破坏时间预报的“黄金分割数法”[A]. 刊于: 全国第三次工程地质大会论文选集[C]. 下卷(中国地质学会工程地质专业委员会编). 成都: 成都科技大学出版社, 1989, 1233-1240.
- [3] Baruch Raz, Isak Assa. A model of “coupled” technology transfer-A logistic curve approach[J]. Technological Forecasting and Social Change, 1988, 33(3): 251-265.
- [4] Raymond E Willis. Statistical considerations in the fitting of growth curves[J]. Technological Forecasting and Social Change, 1979, 15(2): 107-125.
- [5] 邓聚龙. 灰色控制系统[M]. 华中工学院出版社, 1985, 343-347.
- [6] 晏同珍. 水文工程地质与环境保护[M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 1994, 94-96, 142-151, 162-170.

- [7] Greg L Bethard. A microcomputer simulation to evaluate management strategies for rearing dairy replacements [R]. Dissertation submitted to the Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy in Animal Science (Dairy), April 18 , 1997 , Blacksburg , Virginia.
- [8] Bertalanffy L von. Quantitative laws in metabolism and growth [J]. Quart Rev Biol , 1957 , 32 : 217.
- [9] 王建锋. 滑坡稳定的力学分析 [R]. 中国科学院力学研究所博士后研究报告, 第一章, 滑坡系统稳定分析, 1999, 10 : 1 - 12.

Quantitative prediction of landslide using S-curve

WANG Jian-feng

(Institute of Mechanics , Chinese Academy of Sciences , Beijing 100080 , China)

Abstract : A system method of processing of monitoring data of landslide , such as isochronal interpolation technology and filtering , was at first presented in the paper. Based on the observation and experience summary of landslide moving phenomena , then , the author has suggested a quantitative prediction equation of landslide by mathematic induction. The train of above thoughts was different from that of building general mechanic equations that are mostly based on debuctive method. A large of observations have shown that the whole process of landslide moving can be divided into four stages , start up , accelerate , decelerate , and end up , the characteristic time point when the accelerate stage turns into decelerate is referred as the occurring time of landslide. The function describing such relationship of deformation and time was typically Pearl curve that belongs to growth equations. The authors have found that the S-curve is consistent with general vibration differential equation with single degree of freedom and having damp that describes viscous-elasticity mechanic system , at least in form. The difficult of directly describing landsliding behavior using viscous-elasticity model existed in identifying mechanic parameters of landsliding system such as elastic consant and damper coefficient. The difficult is the same as to Logistic differential equation. However , directly using Pearl curve fitting the monitoring data can avoid the difficult and at the same time obtain the equivalent parameters. The author has also found that there are serious mistakes in some gray system theory application when identifying the parameters of verhulst equation and input raw data. Based on above considering , a set of spreadsheet template was designed to assist in conducting isochronal interpolation , filtering and S-curve estimating and forecasting. At the end of the paper , an example landslide of having been sliding in a reservoir , southwest China , with ten-years monitoring data is analyzed , in order to show the methodology.

Key words : occurrence time of landsliding ; prediction ; isochronal interpolation ; filtering ; S-curve