

中国地质大学中央高校基本科研业务费专项资金 (CUGL100227) 资助
国家自然科学基金 (41272377) 资助

滑坡预测的 计算智能方法

HUAPO YUCE DE JISUAN ZHINENG FANGFA

● 刘勇 余宏明 钟苹 唐勤 陈鹏宇 著



中国地质大学出版社有限责任公司
ZHONGGUO DIZHI DAXUE CHUBANSHE YOUXIAN ZEREN GONGSI

中国地质大学中央高校基本科研业务费专项资金(CUGL 100227)资助
国家自然科学基金(41272377)资助

滑坡预测的计算智能方法

刘 勇 余宏明 钟 苹 唐 勤 陈鹏宇 著

内 容 简 介

本书结合计算智能方法的研究成果,针对滑坡预测预报的时变性和复杂性的特点,用遗传选择策略对粒子群算法进行改进,提出一种新的改进粒子群算法“GSSPSO”,实验证明,该算法具有收敛性好且不易陷入局部最优等优点,考虑到 Elman 神经网络具有动态反馈的特性,将 GSSPSO 与 Elman 神经网络进行融合,提出一种新的集成算法“GSSPSO-ENN”,采用滚动时间窗口技术,建立边坡变形预测的 GSSPSO-ENN 多步预测系统。将边坡变形的实际值与预测值之间建立起非线性函数关系,很好地解决了预测预报中的边坡变形多步预测问题,通过工程实例计算显示,该预测精度较高,表明此系统能适用于工程实践,对减灾防灾具有一定指导意义。

图书在版编目(CIP)数据

滑坡预测的计算智能方法/刘勇等著. —武汉:中国地质大学出版社有限责任公司,2012.12

ISBN 978-7-5625-2990-3

I. ①滑…

II. ①刘…

III. ①滑坡-预测-计算方法-研究

IV. ①P642.22-32

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 294557 号

滑坡预测的计算智能方法

刘 勇 余宏明 钟 苹 唐 勤 陈鹏宇 著

责任编辑:高婕妤 张 琰

责任校对:张咏梅

出版发行:中国地质大学出版社有限责任公司(武汉市洪山区鲁磨路 388 号)

邮政编码:430074

电 话:(027)67883511

传 真:67883580

E-mail: cbb@cug.edu.cn

经 销:全国新华书店

http://www.cugp.cug.edu.cn

开本:787mm×1 092mm 1/16

字数:182 千字

印张:8

版次:2012 年 12 月第 1 版

印次:2012 年 12 月第 1 次印刷

印刷:荆州鸿盛印务有限公司

ISBN 978-7-5625-2990-3

定价:38.00 元

如有印装质量问题请与印刷厂联系调换

前 言

滑坡灾害是我国发生频率多,危害大的地质灾害,每年滑坡灾害给我国造成的直接经济损失高达数十亿元,给我国人民的生命财产安全带来严重威胁。因此,研究滑坡灾害预测预报的新方法,提高防灾减灾能力,具有重要的社会意义和经济价值。

滑坡预测是一门集统计学、信息科学、运筹学、人工智能科学、系统与控制科学等多学科的交叉学科。滑坡预测时变系统是一种具有高维、高度不确定性和随机性、复杂相关性、非线性特点的复杂系统。在本书中借鉴计算智能的思想和方法对滑坡预测问题进行研究,为传统方法难以解决的非均质性、非线性、相互关联度高、不连续性问题提供了一条新的可行性道路,为开展滑坡预测等复杂系统的研究提供了一种新的方法。

本书共分为7章,主要融合和改进了部分计算智能方法,将之运用于滑坡位移的非线性数据处理,对滑坡的位移情况进行预测。第1章对滑坡预测与计算智能方法的研究现状及两者融合进行了比较全面和系统的归纳,方便读者了解该领域的历史与前景;第2章对滑坡数据的前期处理方法进行了概述;第3章介绍了滑坡数据的特征分析与特征提取,以及如何使用信息融合技术对滑坡数据进行处理;第4章介绍了计算智能方法,并对滑坡预测系统的计算智能方法进行了分析;第5章、第6章提出了一种基于遗传选择策略的粒子群算法“GSSPSO”,并将其与Elman神经网络集成后的算法“GSSPSO-ENN”建立起多步预测系统;第7章将GSSPSO-ENN系统运用于滑坡预测中,通过工程实例计算显示,该预测精度较高,表明此系统能适用于工程实践,对减灾防灾具有一定指导意义。

本书获得了中国地质大学中央高校基本科研业务费专项资金(项目号:CUGL100227)、国家自然科学基金(项目号:41272377)的资助。在本书的撰写过程中写得到了中国地质大学(武汉)工程学院、数学与物理学院、机电学院多位老师的大力协助,其中有曾健友副教授、董浩斌教授、张友纯教授、吴国平教授、陈朝副教授、贾志刚博士等,在此向他们表示衷心的感谢!

本书可作为岩土工程、防灾减灾工程、模式识别、信息处理等专业领域的科研人员、高等院校师生的参考书。

由于作者水平有限,书中不妥之处在所难免,恳请读者批评指正。

著 者
2012年12月

目 录

第 1 章 绪 论	(1)
1.1 概 述	(1)
1.2 滑坡预测的模型和方法	(4)
1.2.1 确定性预测模型	(5)
1.2.2 统计预测模型	(7)
1.2.3 非线性预测模型	(10)
1.2.4 系统综合与实时跟踪动态预测方法	(11)
1.3 滑坡预测的发展趋势与存在的问题	(12)
第 2 章 滑坡数据的处理	(14)
2.1 概 述	(14)
2.2 异常数据的剔除	(15)
2.2.1 莱因达准则法	(16)
2.2.2 ESD 统计检验法	(16)
2.2.3 狄克松检验法	(16)
2.3 缺失数据的补充	(18)
2.4 数据的平滑处理	(19)
2.4.1 移动式平均的平滑方法	(19)
2.4.2 指数平均的平滑方法	(19)
2.4.3 分段多项式平滑方法	(20)
2.4.4 正交多项式算法	(20)
2.5 数据的等时距化	(21)
2.6 信息融合的数据处理概述	(22)
第 3 章 数据的特征分析与特征提取	(24)
3.1 概 述	(24)
3.2 数据的时域特征分析	(24)
3.3 数据的频域特征分析	(26)
3.3.1 功率谱分析	(26)
3.3.2 位移监测的频谱特征分析	(27)



3.4	特征的提取	(28)
3.4.1	滑坡灾害特征提取的过程	(28)
3.4.2	滑坡灾害信息特征提取的评价准则	(28)
3.4.3	滑坡灾害信息特征提取模型的分类	(29)
3.5	信息融合技术	(31)
3.5.1	滑坡灾害特征级融合的方法	(32)
3.5.2	滑坡灾害特征级信息融合的特征匹配	(34)
第4章	计算智能方法及其在滑坡预测中的应用	(36)
4.1	概述	(36)
4.2	计算智能的分类	(37)
4.3	各种计算智能算法的模型与原理	(38)
4.3.1	人工神经网络技术模型及原理	(38)
4.3.2	进化计算算法模型及原理	(40)
4.3.3	群体智能的模型及原理	(42)
4.4	计算智能的发展趋势	(45)
4.4.1	计算智能存在的问题	(45)
4.4.2	计算智能算法的融合方式	(45)
4.4.3	计算智能的研究方向探讨	(47)
4.5	粒子群算法的原理	(47)
4.5.1	粒子群算法的数学机理	(47)
4.5.2	粒子群算法的流程	(49)
4.5.3	粒子群算法存在的问题	(51)
4.6	滑坡预测系统的计算智能分析	(51)
4.6.1	滑坡预测系统的描述	(51)
4.6.2	多步预测系统模型	(53)
第5章	计算智能算法的集成	(55)
5.1	概述	(55)
5.2	GSSPSO 算法	(55)
5.2.1	GSSPSO 算法原理	(55)
5.2.2	GSSPSO 算法流程	(56)
5.3	GSSPSO 算法的收敛性分析	(58)
5.3.1	GSSPSO 算法的收敛性分析	(58)
5.3.2	GSSPSO 算法粒子轨迹的收敛性分析	(61)
5.3.3	GSSPSO 算法粒子速度的收敛性分析	(64)
5.4	GSSPSO 算法的数字仿真及效果分析	(65)
5.4.1	测试函数	(65)
5.4.2	参数设置及实验结果	(71)

5.5 GSSPSO 与 Elman 神经网络的集成研究	(74)
5.5.1 Elman 神经网络的基本原理	(74)
5.5.2 GSSPSO 算法与 Elman 神经网络的集成算法	(80)
5.5.3 集成效果研究	(84)
第 6 章 基于集成计算智能的预测系统	(86)
6.1 概 述	(86)
6.2 广义预测控制算法的基本原理	(86)
6.3 GSSPSO-ENN 的预测模型与实现	(89)
6.3.1 基于 GSSPSO-ENN 的预测系统构成	(89)
6.3.2 基于 GSSPSO-ENN 的预测系统训练模块	(90)
6.3.3 基于 GSSPSO-ENN 的预测系统预测模块	(91)
6.4 基于 GSSPSO-ENN 的预测系统实现	(93)
6.4.1 基于 GSSPSO-ENN 的预测系统运行步骤	(93)
6.4.2 预测系统的预测过程与方法	(94)
第 7 章 集成计算智能预测系统的滑坡预测	(96)
7.1 引 言	(96)
7.2 研究区域概况	(96)
7.3 边坡工程概况	(98)
7.4 多步预测系统对边坡变形量的多步预测	(103)
7.4.1 变形监测情况	(103)
7.4.2 边坡变形多步预测系统的相关参数选取	(104)
7.4.3 边坡变形多步预测模型建立	(105)
7.4.4 样本的数据处理	(107)
7.4.5 训练与预测结果的分析	(108)
主要参考文献	(116)

第 1 章 绪 论

1.1 概 述

滑坡与地震、崩塌、泥石流一样,是一种危害很大的不良自然地质现象。在世界上,滑坡(包括崩塌)最多、损失最重的国家是中国、日本、美国、印度和欧洲阿尔卑斯山地区。我国拥有 960 万 km^2 的陆地面积,而且 70% 地域为山区,其地质条件非常复杂。尤其在我国西部,86% 的地域为山区,其最基本的地形地貌特征就是山体众多,沟河纵横,侵蚀深切形成陡峭山势,为滑坡形成提供了地形条件,致使滑坡灾害相当频繁,给我国人民的生命财产安全造成严重威胁。根据中国地质环境监测院发布的全国地质灾害通报显示:仅 2011 年全国共发生地质灾害 15 664 起,其中滑坡 11 490 起、崩塌 2 319 起、泥石流 1 380 起、地面塌陷 360 起、地裂缝 86 起、地面沉降 29 起。其中造成人员伤亡的地质灾害 119 起,造成 245 人死亡、32 人失踪、138 人受伤,直接经济损失 40.1 亿元。滑坡占全部地质灾害的 73%,是我国发生频率最多,危害最大的地质灾害。不仅如此,我国很多重大在建工程项目施工和运营都遇到了滑坡灾害或受到滑坡灾害的威胁。例如三峡水利工程、国家高速铁路工程以及高速公路工程等。滑坡的发生往往会给工程的建设带来极大的影响,有时甚至造成工程设计方案大范围的更改,导致巨大的损失。在很多大型工程建设过程中遇到的滑坡和边坡工程,无论是规模,还是岩土体特殊性 & 特殊构造等问题其难度都越来越大,很多遇到的问题甚至远远超过了已有的经验和现行的规范。这些都给我们对滑坡灾害的防治研究提出了新的挑战。

在地质灾害防治工程勘察规范中,滑坡的定义为:“滑坡是斜坡上的岩土体沿某一界面发生剪切破坏向坡下运动的现象”(DB 50/143—2003《地质灾害防治工程勘察规范》)。根据该定义可知,在某一滑动面上,剪应力超过该面上的抗剪强度,就会发生滑坡。由此可见,滑坡的发生具有一定的前提条件,在理论上是可以进行预测的。如果能准确对滑坡的发生时间、空间范围进行预测,就能尽可能地避免或减少滑坡给人们的生命财产和工程活动带来的损失。因此,滑坡的预测研究是当前滑坡灾害研究的重点核心问题之一。滑坡预测主要包含滑坡空间预测和时间预测两个方面,两者缺一不可。滑坡的空间预测为时间预报提供对象;滑坡时间预报的选点必须首先以滑坡空间预测成果为依据,从而避免盲目设点造成错漏的弊端。空间预测的目的是确定不稳定斜坡所在的位置、范围,在有些研究中,空间预测还包括了滑坡发生后其影响的范围的预测。目前滑坡空间预测使用较多的方法主要有传统的稳定系数预测法、人工神经网络法、信息模型法、灾变模型预测

法和模糊综合评判法等;时间预测是在空间预测的基础上,对滑坡可能发生的时间进行预测和预报,这其中又包括滑坡的稳定性评价、滑坡位移预测、滑坡发生的时间预报等多方面问题。目前滑坡时间预测使用较多的模型和方法主要有斋滕迪孝模型、灰色理论预测模型、非线性动力学预测模型、多参数预报法、人工神经网络法等。虽然目前滑坡预测研究已经取得了许多成果,空间预测方法从传统的安全系数法发展到现在的多因素综合评价法,时间预测的预测方法从最初的斋滕法发展到现在的人工智能方法,在实际应用中都得到了很好的验证。但是由于工程地质条件复杂、自然条件的变化以及人类工程活动等因素的随机性和不可控制性,现阶段对滑坡做出准确可靠的预测还是十分困难的。从目前的情况来看,世界上真正作出滑坡准确预报的成功范例很少,代表性的有我国长江岸边湖北省境内的新滩滑坡在 1985 年就得到了成功的预警预报,避免了 1 000 多人的伤亡;1995 年甘肃境内的黄茨滑坡由于得到了系统监测,其发生时间也得到了准确的预报。虽然目前已有滑坡准确预报的实例,但是现有的滑坡预测精度还难以满足人们对于减轻滑坡灾害的要求。究其原因,主要还是在于滑坡成灾的影响因素众多,相互关系也极为复杂,坡体破坏方式、变形过程和变形机制的复杂多变,大大增加了预报的难度。因此滑坡的预测预报问题一直是一个世界性的难题。

滑坡的预测是建立在预测科学的基本理论上的。预测科学是一门集统计学、信息科学、运筹学、人工智能科学、系统与控制科学等多学科的交叉学科。其主要思路是将事件的过去、现在和将来看做一个连续发生、不断发展、沿一定规律变化的辩证统一体,结合已经发生的过去数据以及现在发生的当前数据,通过分析探寻其客观规律,然后利用这个规律对未来发生的某个事件进行预测的一门科学。预测科学的产生与发展对滑坡的预测也提供了理论依据、技术手段与方法。

无论是自然边坡还是人工边坡,边坡的属性都不是永远不变的,在各种不同的影响因素下,边坡也就处于一种不断发展变化的过程中,而这些属性的变化,又直接或间接地影响了滑坡可能发生的时间、空间上的变化。因此这些因素与滑坡的预测相关,其中主要因素包括了地形地貌、地层岩性、地质构造、水文地质条件和人类工程活动等。

地形地貌主要包括了边坡的高度、坡度、形态和成因等。这些因素都直接关系着边坡的稳定性。不同的边坡有着不同的地形地貌,也就有着不同的稳定性。比如在深切峡谷地区,陡峭的岸坡是容易发生边坡变形和破坏的地形条件。例如我国西南山区,沿金沙江、岷江、雅砻江及其支流等河谷地区,边坡松动、破裂、蠕动、崩塌、滑坡等现象十分普遍。有些崩塌滑坡规模很大,并可成群出现。通常坡度越陡、坡高越大,对稳定越不利。崩塌现象均发生在坡度大于 60° 的斜坡上。而滑坡现象,虽在陡坡地形发育较多,但在较缓的边坡上也可发生,这主要决定于滑动面的性质。

滑坡形成的物质基础是地层岩性,不同的地质年代发育的地层岩性,与滑动的形成直接相关。地层岩性对边坡稳定性的影响很大,软硬相间,并有软化、泥化或易风化的夹层时,最易造成边坡失稳。地层的岩性不同,所形成的边坡变形破坏类型及能保持稳定的坡度也不同。岩性是组成边坡坡体的基本属性,如岩石的成因、结构与构造、容重、孔隙率、强度、风化特征等,它们是决定岩体强度和边坡稳定性的重要因素。坚硬致密的岩石抗水、抗风化能力强,强度高,不易发生滑坡;岩性不好的页岩、泥岩、片岩等,容易产生滑坡。



地质构造与滑坡的发生更是直接相关,断裂破碎带以及软弱结构面都能直接影响滑坡滑动面的空间展布和滑坡发生范围。地质构造因素包括褶皱、断裂、区域新构造运动及地应力等。褶皱、断裂发育地区,岩层陡倾,断层、节理纵横切割,构成岩体中的切割面和滑动面,形成有利于崩塌、滑动的条件,并直接控制着斜坡破坏的形成和规模。在新构造运动表现为强烈上升的地区,往往形成深切的沟谷地形,坡体内地应力较高,卸荷裂隙也常较发育,往往较广泛地发生着各种变形和破坏现象,例如我国西南的横断山脉地区,四川西部、北部山区,长江三峡地区等。这些新构造运动强烈的地区,也是地震活动强烈的地区。地震常是边坡失稳的触发因素。

地下水是诱发滑坡的一个重要因素,大量事实证明,大多数斜坡的破坏和滑动都与水的活动有关。多数滑坡、崩塌均发生在降雨之后,就是因降水渗入岩土体后,产生不良影响所致。许多滑坡具有“大雨大滑、小雨小滑、无雨不滑”的特点。首先,无论是地表水还是地下水,当进入到滑坡体中都会增加滑体自身的质量产生水压力;其次,水对岩土体有明显的化学和物理作用,两者共同使岩体结构性、强度、透水性等发生变化,稳定性向恶化发展,从而诱发滑坡。

人类的工程活动也对边坡的稳定产生不利的影响,人类工程活动破坏原有的地形地貌,使在自然条件下已经达到平衡状态的岩土体应力进行重新分布,斜坡产生变形,当岩土体中应力无法平衡时,边坡将发生失稳破坏。例如对边坡进行开挖或者改变边坡上下部的荷载,以及改变边坡的外形和应力状态,都会引发滑坡的产生。

由此可见,滑坡的发生是与诸多影响因素相关的,滑坡的预测需要考虑这些影响因素的相互关系和相互影响,才能尽可能地做到准确的预测,因此各种影响因素的相互作用与物理力学模型一直是滑坡预测研究的核心内容。然而,研究这些影响因素却面临着许多难题。首先,研究的对象是滑坡体,滑坡体的结构和物理力学性质等重要参数并不容易获得,要想不扰动边坡就了解到其内部情况是非常困难的,扰动边坡又会破坏岩土体的结构,对岩土体的性质造成影响。同样,地下水对滑动面的影响等问题也出现类似的情况,这就导致进行简单的边坡数值模拟很难达到预期的效果。其次,影响滑坡变形的诸多因素并不是简单的线性关系,其复杂度有时候甚至远超出想象。而且这些影响因子不仅对滑坡变形产生影响,它们相互之间还存在着关联和影响。这也使希望能通过影响因素和滑坡预测建立起相应的显性函数关系的想法难以实现。通常采用的方法是把这些因素与滑坡变形情况简化为线性关系,对影响因素赋予权值进行计算,其结果往往相差甚远。产生这些问题的根源在于滑坡预测中,通常采用的是正向分析的传统方法,即根据已知的边坡资料、岩性分布及其物理性质、地下水分布情况、地质构造情况等综合分析,构建出物理力学模型,拟定数学模型进行滑坡的预测。而面对高度不确定性、随机性、复杂相关性、非线性的滑坡预测时变系统,传统的预测方法就面临着一些无法解决的问题和困难。主要表现在以下几个方面。

(1) 通过室内试验、现场实测和原位试验等手段得到物理力学参数,是传统预测方法的基本手段。但是存在室内物理模型的尺寸效应,取样只能得到扰动样,而且确定不了其是否具有代表性。并且现场实测和原位试验只能选点进行,具有一定的随机性,因此很难得到准确的物理力学参数。利用这些方法得到的参数值进行滑坡的预测预报通常与实际情况都有一定的出入。

(2) 预测问题相关影响因素包括了地形地貌、地层岩性、地质构造、水文地质条件和人类工程活动等,这些因素均具有不确定性和复杂性,要想通过这些因素建立起合适的物理力学模型加以描述的话是很难的。而简化的模型又比较难得到相对准确的预测结果。

(3) 滑坡预测时变系统是具有高维、高度不确定性和随机性、复杂相关性、非线性特点的复杂系统,想运用传统的数值模拟方法将诸多因素准确数字化是很困难的,而且存在很大的计算量,得到的问题的解也存在稳定性较差等缺点。

(4) 面对多变量、复杂的非线性问题,如果用传统的优化分析方法来解决,也同样存在目标函数难以确定、待定参数多、收敛速度慢、容易陷入局部最小值,无法获得较优解等问题。

近年来,计算机技术和计算智能技术快速发展,大规模并行计算处理的技术也逐步成熟与完善,人们对于非线性、不确定性的复杂问题的研究也越来越深入,新的理论和方法也开始逐渐发展起来,包括时间序列的时频分析、模糊数学、遗传算法、粒子群算法、人工神经网络、灰色理论、混沌分形、小波理论以及专家系统和人工智能理论等。

滑坡从变形开始孕育到最后滑坡破坏发生,这个过程是一个复杂系统。虽然影响滑坡的因素众多,相互关系十分复杂,但是也显示出这个系统运作具有协调性,系统之间的因素都有相互依赖作用,各个因素都能通过聚类、学习、适应等过程,由简单事物演化成复杂系统的智能现象。

计算智能学科是在人工神经网络、进化计算、模糊系统 3 个分支的交叉融合下所产生的新的学科。现在该学科已发展出了诸多智能算法,比如人工神经网络,群体智能算法(蚁群算法、粒子群算法、鱼群算法等),进化计算算法(进化规范算法、遗传算法等),元细胞自动机等智能算法,而其应用领域也很快地发展到模式识别、网络安全、数据挖掘、信息处理、机器学习、国防军事等多方面。计算智能可以对大规模非线性复杂系统进行模拟,因为它具有良好的非线性数据处理能力,为滑坡系统这样大规模复杂问题的解决提供了一个可行之道。

正是由于计算智能的快速蓬勃发展,滑坡研究产生了一个新的方向,那就是滑坡预测的智能化研究。越来越多的专家学者认同这个观点,借鉴智能计算的思想和方法,将之引入到滑坡预测问题上进行研究。运用智能算法开展对滑坡发生过程的预测,与传统的预测方法不同,它不需要对影响因素进行分析构建物理力学模型,不需要研究优化问题本身的影响因素及其相互关系和性质,只要求解函数值,按求解空间进行搜索,而且搜索失败的问题是在求解过程中不会出现的。尤为重要,基于智能算法在对复杂工程进行求解时,对初始值的要求不敏感,不像传统预测方法那样对参数精度要求很高,这样使系统有较好的容错性,保证结果的可靠。

综上所述,计算智能方法避免了在非线性方向上的简单近似的传统方法,而且为传统方法难以解决的非均质性、非线性、相互关联度高、不连续性问题提供了一条新的可行性道路,为开展滑坡预测等复杂系统的研究提供了一种新的方法。

1.2 滑坡预测的模型和方法

19 世纪后期,人们开始从阿尔卑斯山区认识滑坡,至今为止,对该项研究已有 100 多年

的历史了,可是滑坡预测却是近几十年来才提出的,受广泛学者公认的滑坡预测研究的起点是 20 世纪 60 年代,由日本滑坡学家斋藤提出预测经验公式。在此后的几十年里,众多学者在该领域不断探索研究,逐渐推动着该学科的发展,他们在滑坡预测的理论和方法上都开展了大量的研究工作。滑坡预测从最初的现象临滑预测,到经验预测阶段,然后发展为根据数理统计的方法进行预测阶段,直至现在的非线性智能预测阶段,逐步进入了现代的系统综合预测、实时跟踪动态预测的阶段。在滑坡预测的几十年研究历程中,国内外学者所提出的各类滑坡预测的技术方法可总结为确定性预测模型、统计预测模型、非线性预测模型、系统综合与实时跟踪动态预测方法 4 种类型。

1.2.1 确定性预测模型

确定性模型是有关滑坡及其环境的各类参数用测定的量予以数值化,并用数理分析手段建立明确的函数来表达其数学关系。此类模型预测可反映滑坡的物理实质,多适用于滑坡或斜坡单体预测。代表性的模型和方法有斋藤迪孝模型、滑体变形功率模型等。基本上都是短期预报和临滑预报。

1.2.1.1 斋藤迪孝模型

斋藤迪孝模型是国内外系统研究滑坡预测预报的初始模型。该方法以土体的蠕变理论为基础。土体的蠕变分为 3 个阶段(图 1-1),第 1 阶段是减速蠕变阶段(AB 段);第 2 阶段是稳定蠕变阶段(BC 段);第 3 阶段是加速蠕变阶段(CE 段),分为岩土体尚未破坏段(CD 段)和岩土体即将破坏段(DE 段)。斋藤迪孝通过大量室内实验和对现场位移监测资料分析,以及经过公式的转换和推导,以监测曲线和蠕变理论为依据,得出加速蠕变经验微分方程为:

$$\ln(t_T - t) = a - b \ln \frac{d\epsilon}{dt} \quad (1.1)$$

式中, t_T 表示滑坡达到最终破坏的滑动时间; a 、 b 为常数; ϵ 为蠕变速率。

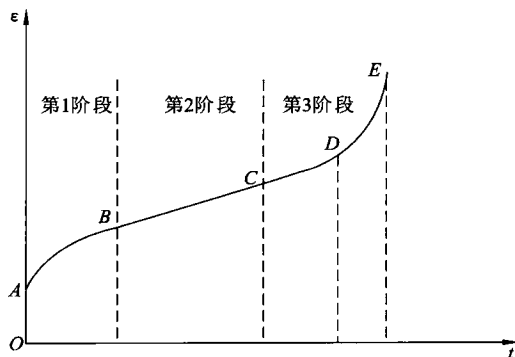


图 1-1 岩土体蠕变曲线

当滑坡进入加速变形阶段,可根据其位移曲线进行预测。在其加速变形阶段的位移曲线

上取 t_1 、 t_2 和 t_3 3 个时间点,并使相邻两时间段的位移量相等,则滑坡失稳时间的预测模型为:

$$t_T - t_1 = \frac{\frac{1}{2}(t_2 - t_1)^2}{(t_2 - t_1) - \frac{1}{2}(t_3 - t_1)} \quad (1.2)$$

该模型曾于 1970 年对日本的高汤山滑坡进行了成功的预报。我国学者也曾运用这种方法,对 1983 年 7 月 9 日发生的金川露天矿采石场滑坡和 1985 年 6 月 12 日发生的湖北新滩滑坡等进行了成功的预报。由于该方法是在一定条件下建立的经验模式,所求得的蠕变破坏时间属于概算,预报精度受到一定的限制,仅适用于中短期预报和临滑预报。

斋藤迪孝模型由于加速蠕变经验微分方程本身的缺陷,基本上只能较准确地进行滑坡临滑前的预报。尽管如此,其为滑坡中短期预报开辟了一条道路。苏爱军受前人启发,采用蠕变理论对已有岩土体室内流变试验资料及数个滑坡监测资料进行数值分析,归纳出加速蠕变微分方程:

$$\frac{dy}{dt} = \frac{at}{b-t} \quad (1.3)$$

式中, y 表示位移或者应变; t 表示时间; a 、 b 为常数。

该方程适合于加速蠕变的一般规律。根据野外监测数据,利用加权最小二乘法即可满足足够精度地确定 a 、 b 常数。利用该模型对黄龙西村黄土滑坡、新滩松散体滑坡和瓦扬特碳酸盐岩滑坡进行检验。结果发现黄龙西村黄土滑坡和新滩松散体滑坡的实际滑动时间与预报时间完全吻合,而瓦扬特碳酸盐岩滑坡的预报结果比实际滑动时间推迟近 1 天。从 3 个滑坡的检验性预报结果看,该预报模型精度较斋藤迪孝模型有了改进和提高。

1.2.1.2 滑体变形功率模型

虽然,以滑坡变形的蠕变特性为基础的斋藤迪孝模型等取得了一些成功的经验。然而,成功的同时也存在某些失败的事例和教训。这些传统的方法一般都存在缺乏动力作用分析和预报参数选择的困难。另外,滑坡的诱发因素繁多,变形规律复杂。这些都是造成传统的预报方法效果不佳的根本原因。为了预报滑坡的破坏时间,必须基于滑坡破坏的基本概念,建立可靠的理论基础,采取科学的预报策略,才能达到理想的预报效果。为此廖小平根据斜坡破坏产生滑坡这一突变的力学过程提出了滑体变形功率法。

滑体变形功率法认为斜坡破坏产生滑坡这一突变的力学过程,其实质是滑带塑性区的发育和发展的过程。即滑带岩土体的渐近破坏,或滑带塑性区的逐渐扩展,达到极限破坏,滑面全部贯通生成,处于塑性状态,产生滑坡。在斜坡变形过程中,在任意速度场上体力所做功率都不大于斜坡极限破坏时体力在其相应的速度场上所做的功率,这一破坏时的功率对某特定斜坡而言为一定值。当变形功率达到或接近破坏功率时,斜坡即破坏产生滑坡。

$$\int_0^t \int_v F_i V_i dv dt = \int_v F_i S_i dv \quad (1.4)$$

式中, F_i 为某点滑坡体积力的滑动分量; V_i 为该点的位移速度; S_i 为相应点的位移。



滑体变形功率法以变形功率作为预报参数,确定破坏功率作为预报标准。这种预报参数的选择和预报标准的确定,综合地体现了全场位移、位移速度、滑坡体力、滑带强度和滑面形状等基本因素,基本上把握和控制了滑坡变形的动态变化规律。该方法在甘肃黄茨滑坡预报中得到了成功的应用。

1.2.2 统计预测模型

随着数学的理论和方法的逐步完善,数理统计学、概率学等学科不断发展并获得广泛应用,也为滑坡预测提供了较好的理论基础和实践方法——统计预测模型。统计预测模型主要是根据过去的情况和资料运用现代数理统计方法建立数学模型并由此对未来趋势做出预测的一种非主观方法。在滑坡预测中着重于对现有滑坡及其地质环境因素和其外界作用因素关系的宏观调查与统计,获得其统计规律,然后根据拟合时间-位移曲线所建立的模型进行外推即可对滑坡位移进行预测。这类模型主要有统计回归分析预测模型、时序分析预测模型和灰色系统预测模型。在国内晏同珍、杨顺安、余宏明、殷坤龙等率先运用相关的理论方法开展滑坡预测工作。

1.2.2.1 统计回归分析预测模型

回归分析是确定两种或两种以上变数间相互依赖的定量关系的一种统计分析方法。统计回归分析预测模型是运用数学的回归分析方法,通过已知数据拟合出最佳回归方程,然后通过该方程进行后继时间的位移预测。根据自变量和因变量之间函数形式的不同,回归分析可以分为线性回归和非线性回归。在滑坡位移预测中,一般采用非线性回归方法,建立滑坡的位移-时间关系的数学模型,以进一步预测滑坡的变形趋势。

非线性回归模型的一般形式:

$$y = f_1(x_1) + f_2(x_2) + f_3(x_3) + \cdots + f_n(x_n) \quad (1.5)$$

式中, $f_i(x_i)$ ($i = 1, 2, \cdots, n$) 可以是多项式、指数、三角函数或其他函数形式。

下面以指数回归为例进行探讨。

假定有一组与时间对应滑坡位移观测数据 t_i, y_i (t_i 为各阶段时间, y_i 为各时间对应的滑坡位移), 它表达的物理方程函数用 $y = f(t)$ 表示。

对这组数据 t_i, y_i 采用多项式进行拟合。设该多项式的回归方程为:

$$y = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \cdots + a_n t^n \quad (1.6)$$

式中, a_i ($i = 0, 1, 2, \cdots, n$) 为回归系数。 n 越大, 拟合精度越高。一般 $n \geq 3$ 即能满足工程要求。根据已知数据利用最小二乘法原理可求取参数。确定式(1.6)的参数后, 即可进行后继时间的位移预测。

由于位移曲线方程的拐点是边坡从成熟向消亡转化的临界值, 可作为边坡失稳的临界位移值。据此, 可解出边坡失稳的时刻 t^* 。对式(1.6)求导得速度方程(取 $n = 3$):

$$y' = a_1 + 2a_2 t + 3a_3 t^2 \quad (1.7)$$

对式(1.7)继续求导, 得: $y'' = 2a_2 + 6a_3 t$ 。因为拐点处开始失稳, 则 $y'' = 0$, 由此得:

$$t^* = -\frac{a_2}{3 \times a_3} \quad (1.8)$$

1.2.2.2 时间序列分析预测模型

时间序列分析方法作为统计学的一个分支,它提供了一系列具有科学理论根据的动态数据处理方法,通过采用参数模型方法对动态数据进行分析 and 处理,从模型中寻求动态数据的统计特征,从模型中寻求变形机制,而非简单从动态数据本身直接获得统计规律。余宏明最早采用时序数列分析方法对滑坡动态监测数据建模预测,是通过趋势、周期、随机部分分别建模来建立滑坡动态跟踪预测方法。

时间序列分析是随机过程理论的重要组成部分,适用于影响因素不清、随机性强的动态数据处理。其理论主要针对平稳时序建模、预测。对于平稳、正态、零均值的时序 $\{X_t\}$,若 X_t 的取值不仅与其前 n 步的各个取值 $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-n}$ 有关,而且还与前 m 步的各个干扰 $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-m}$ 有关,则按多元线性回归的思想,可得到最一般的 ARMA(n, m) 模型,即自回归滑动平均模型。

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_n X_{t-n} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} + a_t \quad (1.9)$$

式中, X_t 为时间序列在 t 时刻的值; φ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为自回归参数; θ_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 为滑动平均参数; a_t 为残差,当这一方程正确揭示时间序列的结构和规律时, a_t 应为白噪声。

在 ARMA(n, m) 模型中,若 $m = 0$,则模型降为自回归模型即 AR(n) 模型:

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_n X_{t-n} + a_t \quad (1.10)$$

若 $n = 0$,则降为滑动平均模型即 MA(m) 模型:

$$X_t = -\theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} + a_t \quad (1.11)$$

由于在滑坡的发展过程中变形累积位移一般具有单调递增的特征,具有明显的增长趋势,因此滑坡的监测数据序列可以看做是非平稳位移时间序列。一般情况下,滑坡时间序列包含 3 组成分,可以用下面模型表示:

$$X_t = s_t + c_t + \epsilon_t \quad (1.12)$$

式中, s_t 、 c_t 分别表示确定性的趋势项、周期项; ϵ_t 是描述提取趋势项、周期项后的平稳时间序列,可按平稳时间序列随机过程进行处理。一般情况下,趋势项以 GM(1,1) 模型提取,周期项以三角函数提取,残差项则可以由 ARMA(n, m) 模型或者 AR(n) 模型处理。

1.2.2.3 灰色系统预测模型

灰色系统理论认为对既含有已知信息又含有未知或非确定信息的系统进行预测,就是对在一定方位内变化的、与时间有关的灰色过程的预测。尽管过程中所显示的现象是随机的、杂乱无章的,但毕竟是有序的、有界的,因此这一数据集具备潜在的规律,灰色预测就是利用这种规律建立灰色模型对灰色系统进行预测。晏同珍曾引入灰色系统理论对滑坡时间预测。

灰色预测通过鉴别系统因素之间发展趋势的相异程度,即进行关联分析,并对原始数据进行生成处理来寻找系统变动的规律,生成有较强规律性的数据序列,然后建立相应的微分方程模型,从而预测事物未来发展趋势的状况。其用等时距观测到的反映预测对象特征的一

系列数量值构造灰色预测模型,预测未来某一时刻的特征量,或达到某一特征量的时间。在滑坡预测中主要用到的灰色预测模型有 GM(1,1) 模型和灰色 Verhulst 模型。

1. GM(1,1) 模型

令 $X^{(0)}$ 为 GM(1,1) 建模序列, $X^{(1)}$ 为 $X^{(0)}$ 的一次累加生成序列,令 $Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列,即定义:GM(1,1) 的灰微分方程模型为:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (1.13)$$

式中, a 称为发展系数; b 为灰色作用量。

灰微分方程的最小二乘估计参数列满足:

$$[a \quad b] = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (1.14)$$

式中,

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

GM(1,1) 模型的时间响应函数为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

还原值

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (1.15)$$

上式即为预测方程。

2. 灰色 Verhulst 模型

灰色 Verhulst 模型主要用于滑坡短期临滑预报,采用下列微分方程:

$$\frac{dx}{dt} = ax - bx^2 \quad (1.16)$$

式中, x 为滑坡的位移; t 是时间; a, b 为待定常数,用灰色系统理论可求解,而且,在一般情况下, a 要远大于 b 。

微分方程(1.16)的解是

$$x = \frac{\frac{a}{b}}{1 + \left(\frac{a}{bx_1} - 1 \right) e^{-a(t-t_1)}} \quad (1.17)$$

式中, x_1 为初始的滑坡位移观测值; t_1 为初始观测时间。

由于 $x = a/2b$ 时, dx/dt 有最大值,因此,对应的时刻 t_T 为滑坡灾害发生时刻

$$t_T = -\frac{1}{a} \ln \left(\frac{bx_1}{a - bx_1} \right) + t_1 \quad (1.18)$$

如果滑坡位移的观测时间间隔为 Δt ,方程(1.18)进一步改写成:

$$t_T = -\frac{\Delta t}{a} \ln \left(\frac{bx_1}{a - bx_1} \right) + t_1 \quad (1.19)$$

1.2.3 非线性预测模型

以上模型都是采用传统的力学、统计学等方法在滑坡预测方面取得了一定的成果。但是滑坡的孕育和发生是十分复杂的,其复杂性来自岩石介质的各向异性、岩体结构的高度非均匀性、温度、应力、化学组分的变化及外部动力学环境的影响,特别是这些因素相互耦合,导致随时间变化表现出强烈的非线性和不确定性。因此,许多学者将处理复杂系统见长的非线性科学理论引入到了滑坡的预测问题研究中。这类模型和方法主要有以下几种。

1.2.3.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的人工神经网络模型之一。BP 神经网络能学习和存储大量的输入—输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。

滑坡是一个复杂的非线性过程,用线性曲线拟合这一过程,很难得到比较精确的预测、预报结果,人工神经网络方法具有较强的非线性动态处理能力,无需知道数据的分布形式和变量之间的关系,可实现高度非线性映射,这是一种较为理想的预测方法。用某一斜坡发生滑动前若干天的实测位移量作为训练样本集,输入网络进行学习,经过迭代学习,人工神经网络模型就能较好的模拟观测位移量。网络的学习过程实际上是根据已知日期和位移量间的关系建立相应的拟合曲线的过程,在此过程中得到一条预测变形曲线。以此为基础就可以对未来一定日期的位移量进行曲线拟合式的预测。

BP 神经网络模型具有以下特点:第一,短期预报精度较好。BP 神经网络模型比较适用于滑坡的中、短期预报,尤其适合于短期预报。如果在滑坡发生之前的采样时间间隔较长,做出的预报结果就不可靠。第二,适应性强。由于 BP 神经网络具有高度非线性映射能力,在学习过程中,它能较好地模拟滑坡变形增长性曲线,在训练好的神经网络上,给定时间,便可预测该时间的斜坡位移量。

1.2.3.2 分形理论预测模型

分形理论是法国数学家 B. B. Mandelbrot 创立的分形几何学。分形指具有自相似性的几何对象。所谓自相似性是指局部与整体在形态、功能和信息等方面,具有统计意义上的相似性。研究分形的几何学、定量描述分形的参数则称为分维。

大量坡体变形监测资料表明,滑坡位移-时间历时曲线 $s-t$ 具有“涨落”现象,即滑坡体变形发展的不同阶段,其起伏幅度、频率均有所差异,但各阶段又有其自身特征。故研究某阶段部分数据,便可反映该阶段的特性,即具自相似性。因此可以利用滑坡演化与其变形曲线的分维关系和分维值来预测滑坡滑动。

滑坡位移分形参数 Hurst 指数是评价边坡稳定性最常用的分形参数之一。根据 R/S 分形理论,当滑坡位移指数 $H > 1/2$ 时,其 H 指数代表事物发展过程具有持久性,事物所处状态将不发生变化且具有相对稳定性,表明边坡稳定性演化趋势具有持久性,其稳定性状态将