

周美玲, 高春艳. 山区灾害滑坡风险非线性预测研究[J]. 灾害学, 2018, 33(4): 23-27. [ZHOU Meiling and GAO Chunyan. Study on the nonlinear prediction of landslide risk in mountainous area[J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(4): 23-27. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2018.04.005.]

山区灾害滑坡风险非线性预测研究*

周美玲, 高春艳

(开封大学, 河南 开封 475000)

摘要: 传统山区灾害滑坡风险的预测方法, 对山区滑坡风险进行预测与分析的同时, 存在有预测响应滞后以及预测准确率较低等问题。该文提出山区灾害滑坡风险非线性预测研究方法, 基于山区灾害滑坡影响因素, 构建非线性斜坡系统, 对斜坡单元进行量化分析, 完成滑坡非线性动力学模型设计。利用该动力学模型与时间序列的研究, 对滑坡形态与时间影响进行综合分析, 判定滑坡危险源, 并对其进行空间相分析, 完成山区灾害滑坡风险非线性预测。实验数据表明该非线性预测方法相比于传统预测方法, 响应时间提升 96.18%, 准确率提升 48.95%。

关键词: 山区灾害; 滑坡风险; 非线性; 预测研究

中图分类号: X43; TN913; P642.22 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2018)04-0023-05

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2018.04.005

传统的山区灾害滑坡风险预测方法, 主要是通过介质结合力、环境预测分析以及力的状态分布对山区灾害滑坡进行预测, 但是存在响应滞后以及预测准确率较低的不足^[1]。为此本文提出山区灾害滑坡风险非线性预测研究方法, 对滑坡角度、岩石风化程度、浮土附着力、环境变化温度、降雨量以及风速等多影响因素进行分析, 设计非线性斜坡物理模型, 判定其数学函数变化规律, 构建非线性斜坡系统。进而对不同影响因素状态进行量化, 完成滑坡非线性动力学模型设计。分析山区灾害滑坡时间影响序列, 利用非线性动力学模型对滑坡危险源进行获取, 并进行空间相分析得出数值以及相关结论, 实现本文提出的山区灾害滑坡风险非线性预测研究。

1 滑坡非线性动力学模型

滑坡非线性动力学模型主要包括, 非线性斜坡系统的设计以及状态变量的量化。对单个斜坡系统的分析, 并导入多个复杂斜坡系统的计算, 确定其极限范围及非线性变化规律。利用整体评估量化法以及危险源局部量化法对物理参数状态进行量化, 从而完成滑坡非线性动力模型的构建。

1.1 非线性斜坡系统的设计

山区灾害滑坡是由多个复杂的非线性斜坡系

统构成, 发生灾害滑坡是由于多个斜坡系统部分浮动层物质, 向下分力大于斜坡系统水平附着力, 从而造成灾害滑坡^[2-3]。对单个斜坡系统进行分析, 分析其斜坡角度、岩石风化系数、浮土附着力、环境变化温度、降雨量、风速以及时间对斜坡系统的影响。设当单个斜坡系统时间变化与其相关物理因素变化模型如下:

$$\frac{dq_i}{dt} = f(q_1, q_2, \dots, q_n), i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

式中: q 代表不同物理参数的影响系数, t 代表函数的自变量, 1、2、3、...、 n 代表系统时间秒数, 那么函数 f_i 则为 $q_1, q_2, \dots, q_n$ 的一般非线性函数, 通常情况下 $q_1, q_2, \dots, q_n$ 的一般非线性函数即为所求^[4]。那么将公式(1)代入 Richard Henderson 数学模型, 得出公式(2)。

$$(q_1^{(j+1)3t} - q_1^{(j-1)3t})/2\Delta t = f_1(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_n^{j\Delta t}). \quad (2)$$

式中: j 的取值范围为 1、2、...、 $n-1$ 。设 $f_1(q_1, q_2, \dots, q_n)$ 对应 Gf 项即单个斜坡系统参数, $f_1(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_n^{j\Delta t})$ 对应 Pf 项, 即多个斜坡系统参数。系统时间为 $k = 1, 2, 3, \dots, n$, 通过监测数据获取 M 方程组, 写成 Gf 的向量和矩阵式如公式(3)所示。

* 收稿日期: 2018-04-11 修回日期: 2018-06-17

基金项目: 河南省科技攻关计划基金项目(122102210507)

第一作者简介: 周美玲(1978-), 女, 河南开封人, 硕士, 讲师, 研究方向为人工智能和网络. E-mail: zhoulmeiling@kfu.edu.cn

通讯作者: 高春艳(1979-), 女, 河南开封人, 硕士, 讲师, 研究方向为软件技术及应用. E-mail: gaochunyan@kfu.edu.cn

$$Gf = \begin{Bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \dots \\ d_M \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \frac{d\Delta H + \delta}{dT} \\ \frac{d\Delta C_j}{dv} \\ \dots \\ \frac{dDu}{d\theta} \end{Bmatrix} \quad (3)$$

式中: H 代表单个斜坡系统参量、 θ 代表斜坡角度、 C 代表岩石风化系数、 D 代表浮土附着力、 T 代表环境变化温度、 δ 代表降雨量、 v 代表风速、 j 代表系统时间。

设 Gf 同时作用山区, 对非线性斜坡系统的影响, 可得 Pf 的向量和矩阵式:

$$Pf = \begin{Bmatrix} Gf_{11}, Gf_{12}, Gf_{13} \\ Gf_{21}, Gf_{22}, Gf_{23} \\ \dots \\ Gf_{M1}, Gf_{M2}, Gf_{M3} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \dots \\ p_M \end{Bmatrix} \quad (4)$$

通过对单个斜坡系统的设计与分析, 计算出单个斜坡系统参量, 带入 Pf 项得出其相关物理参数极限范围与非线性变化规律。从而完成非线性斜坡系统的设计。

1.2 状态变量的量化

状态变量的选取主要包括: 斜坡角度的量化、岩石风化系数的量化、浮土附着力的量化、环境变化温度的量化、降雨量的量化、风力的量化^[5-6]。对多个单个非线性斜坡系统进行量化, 代入 Pf 项。其量化精度越高得出结论越精确。本文对多个复杂的非线性斜坡系统采用整体评估性量化与危险源局部量化并行的方式进行量化, 以下简称整体量化与局部量化。局部量化是对危险源进行评估, 有多个危险源进行多次局部量化, 有单个危险源进行单次局部量化。其斜坡角度选取海平面夹角作为其斜坡角度。岩石风化系数是形容岩石风化的程度, 滑坡山体主要是由岩石、山土、沙土等构成的^[7-8]。岩石的风化或者松动, 将直接导致滑坡的产生, 岩石的风化是矿物成分流失、抗压强度降低、岩石表面完整性遭到破坏造成的。其风化程度分为五级, 分别代表未风化、微风化、中等风化、强风化和全风化五种如表 1 所示^[9]。

表 1 岩石风化系数

风化系数	风化级别	识别状态	系数范围 sw/g
I	未风化	敲击不易碎	0.067
II	微风化	敲击不易碎	0.07
III	中等风化	敲击易碎	0.14
IV	强风化	水可冲碎	0.18
V	全风化	松散、手指能碾碎	0.27

表 1 中 w 代表抗压强度, g 代表矿物成分, s 代表岩石表面积。从表 1 可以看出抗压强度越低、矿物成分流失较严重、岩石表面积较大、这些均增加岩石风化系数。浮土附着力采用质量比单位面积的方式进行计算, 代表单位有效面积下承受浮土压力的大小, 单位 g/cm^2 ^[10]。主要取决于浮土的密度, 其浮土不仅代表土, 也代表岩石上层的砂石、粘土、黄土等。环境变化温度是指在一天内最高温度与最低温度差, 其温度差较大易造

成灾害滑坡, 温度差小灾害滑坡风险较小, 温度差将直接影响斜坡结合力^[11]。降雨量是指 1 d 内的有效降雨, 降雨量对灾害滑坡呈指数影响, 其 24 h 降雨量小于 10 mm 对灾害滑坡影响较小, 若 24 h 内降雨量超过 25 mm 对灾害滑坡影响较大, 同时降雨量较大也会使得浮土附着力的降低^[12]。风力的量化是指滑坡系统单面承受风压的大小, 5 m/s 以下的风对滑坡系统影响较小, 风力在长时间的的作用下会造成山体岩石的风化, 从而影响灾害滑坡。如果风力超过 18 m/s 那么风力将间接的影响灾害滑坡^[13]。时间同降雨量均对灾害滑坡呈指数影响, 某项指标的长时间作用, 均会对斜坡模型进行冲击, 特别是局部危险源区域, 当局部危险源区域发生灾害滑坡时, 其产生的动量会影响周边区域, 从而造成大面积的灾害滑坡。

2 山区灾害滑坡风险非线性预测的实现

滑坡非线性动力学模型阐述了产生滑坡的斜坡模型, 以及模型规律和计算算法, 基于斜坡模型确定分析对象的时间序列和空间相, 与山区环境结合, 并得出相关结论。

2.1 时间序列与 Pf 项分析

基于滑坡非线性动力学模型, 对灾害滑坡风险进行分析, 计算时间序列对山区灾害滑坡的影响, 根据时间的变化设定序列范围, 对其进行分析。其时间序列计算算法为^[14]:

$$|X_i - X_j| = \max_{1 \leq k \leq m} |X_{ik} - X_{jk}| \quad (5)$$

式中: X_i 代表系统开始分析时间, X_j 代表系统终止分析时间, X_{ik} 代表系统监测开始分析时间, X_{jk} 代表监测系统终止分析时间。代入 Pf 项, 进行山区灾害滑坡风险非线性预测, 其公式为:

$$C_m(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \theta(r - |X_i - X_j|) \quad (6)$$

式中: $C_m(r)$ 代表分析时间序列, N 代表序列全程范围, θ 代表分析滑坡角度。基于时间序列的控制, 严格分析时间变化, 对灾害风险非线性分析。并将动力学结果与时间序列进行结合, 进行空间相分析。

2.2 空间相分析

基于时间序列与 Pf 项分析确定系统时间与非线性滑坡系统的关系, 并结合空间相分析, 对多个滑坡系统进行判定。预测是否产生山区灾害滑坡。空间相分析主要包括, 空间位置分析、空间分布分析、空间形态分析、空间距离分析以及空间关系分析五部分^[15-16]。通过空间相分析确定山区灾害滑坡源以及带动山区灾害滑坡可能性。空间位置分析是对多个危险非线性滑坡系统进行位置判断以及位置分析, 若该点非线性滑坡系统向下分力大于滑坡系统水平附着力, 产生单点的向下移动, 以有效移动位移为半径核心, 若空间位置存在第二个危险滑坡源, 那么系统会带动第二个滑坡源进行滑坡, 从而有效位移半径加大^[17]。带动更多的滑坡危险源, 若滑坡危险源数值超过

警戒水平, 那么山区则产生灾害滑坡。

空间分布分析是对滑坡危险源的分布进行分析, 若单位面积上超过 0.45 个滑坡危险源^[18], 那么在空间位置较小时, 同时能够带动山区灾害滑坡。当局部滑坡危险源分布较为紧密时, 会带动局部整体性滑坡, 局部整体性滑坡同时可以看成较大的危险滑坡源, 较大的危险滑坡源同时会带动分布距离较远的危险滑坡源。

空间形态分析是指对危险滑坡源的形态进行分析, 主要包括其角度、向下力以及相关物理参数的分析。角度呈锐角、向下力较大、相关物理参量起促进作用时, 易造成山区灾害滑坡。危险滑坡源空间形态成钝角或向下角较小时, 产生山区灾害滑坡可能性较小^[19]。

空间距离分析是指对多个危险滑坡源之间的有效距离进行分析, 如果有效距离小于向下分力力距的距离, 那么可以将其危险滑坡源进行整合, 整合为一个危险滑坡源进行分析, 同时也可根据有效距离的大小加定分析系数。

空间关系分析是指多个危险滑坡源的空间位相关系, 其中空间关系较为紧密时, 多个危险滑坡源发生滑坡时, 同时会造成空间关系较为紧密的危险滑坡源产生滑坡。与空间距离分析、形态分析和位置分析不同的是空间关系不一定是距离关系与形态关系, 也包括地质关系和运动关系。其空间相位 L 与灾害滑坡关系如公式 7 所示。 k 代表产生山区灾害滑坡的概率, 空间相位 L 等于空间位置分析量化、空间分布分析量化、空间形态分析量化、空间距离分析量化以及空间关系分析量化的和, 通过相关地质遥感技术获得^[20]。

$$C_m(r) \cdot L/Pf = k. \quad (7)$$

2.3 数值结果分析

通过公式(7)确定产生山区灾害滑坡的概率, 利用产生山区灾害滑坡的概率 k 与山体运动不确定度 η 、环境分析不确定度 μ 进行分析, 当

$k \cdot \eta/\mu > 0$ 时, 判定山区产生灾害滑坡;

$k \cdot \eta/\mu = 0$ 时, 判定山区不产生灾害滑坡;

$k \cdot \eta/\mu < 0$ 时, 判定山区要产生灾害滑坡, 其滑坡时间通过时间序列与 Pf 项确定;

3 实例分析

为了保证本文提出的山区灾害滑坡风险非线性预测研究的有效性, 进行仿真模拟试验分析。试验过程中, 以不同的山区环境作为试验对象, 进行预测滞后性与预测准确性模拟试验。对试验对象不同的山体角度、不同岩石环境、不同降雨规模等进行仿真模拟。为了保证试验的有效性, 使用常规山区灾害滑坡风险预测方法作为比较对象, 对比两次仿真模拟试验结果, 并将试验数据呈现在同一数据表格中。

3.1 数据准备

为了保证仿真试验过程的准确性, 对测试的试验参数进行设置, 本文模拟试验采用不同的山区环境作为试验对象, 利用两种不同的山区灾害

滑坡风险预测方法, 进行预测滞后性与预测准确性模拟试验, 并对模拟试验结果进行分析。由于不同方法中得到的分析结果与分析方式是不同的, 因此, 试验过程中需要保证试验环境参数的一致。本文试验数据设置结果如表 2 所示。

表 2 试验参数设置

项目	执行范围/参数	备注
浮土附着力/(g/cm ²)	50、100、150	固定
山体角度/(°)	20、35、50、65	固定
岩石风化系数	0.2、0.4、0.6、0.8	固定
降雨量/mm	8~50	随机
风力/(m/s)	0~15	随机

3.2 试验结果分析

试验过程中, 采用两种不同的山区灾害滑坡风险预测方法, 进行预测滞后性与预测准确性模拟试验。两种不同的山区灾害滑坡风险预测方法的分析结果无法进行直接对比, 为此采用 Analysis 第三方分析记录软件, 对试验过程与结果进行记录与分析, 并将结果显示在本次试验对比结果分析表中。模拟试验结果分析表, 利用 Analysis 功能消除模拟试验室人员操作和模拟仿真计算机设备因素产生的不确定度, 并计算与实际产生的误差, 只针对不同的山区环境、不同的山区灾害滑坡风险预测方法, 进行预测滞后性与预测准确性模拟试验。其两种灾害滑坡风险预测方法不同环境响应时间对比数据如表 3 所示。

根据不同试验参数设置与模拟环境, 与模拟滑坡进行对比, 分析两种预测方法的准确率。其两种灾害滑坡风险预测方法不同环境响应时间对比数据如表 4 所示。

根据模拟试验结果参数表(表 3)分析, 可以得出本文的山区灾害滑坡非线性预测(下称本文方法), 整体响应时间明显快于常规山区灾害预测滑坡风险方法(下称常规方法)的响应时间, 本文方法较常规方法响应时间提高 3~60 倍, 特别是在山体角度较小时, 风化系数较低时, 本文方法较常规方法相应时间提高显著, 本文方法的响应时间不随山体的角度变化而变化, 分析性能稳定, 能够对岩石风化系数、浮土附着力、环境变化温度、降雨量、风力等参数进行合理计算并且快速响应, 从而提高本文方法的预测时效性。传统方法受岩石风化系数、浮土附着力等相关物理参数影响较大, 对复杂环境下响应较慢, 从而对整体进行分析时响应时间较长。与本文方法整体响应时间稳定性不同的是, 常规设计方法响应时间随山体角度的降低而提高, 其山体角度越小响应时间越长, 这是因为山体角度越大对灾害滑坡影响越大复杂度越低, 越容易计算。本文的方法通过对时间序列与 Pf 项的准确分析, 结合空间的构建提升整体响应时间, 提高预测时效性。预测时效性是衡量一种方法的响应时长, 当分析模型预测响应时间较快, 那么会整体提升对整个山体分析的时间, 以提高工作效率。对山体角度由 20°到 65°不同物理参量变化的情况下进行统计分析, 得出本文方法平均响应时间为 0.43 s, 传统方法整体响应时间为 11.25 s, 得出本文方法较传统设计方法提升响应时间 96.18%。

表 3 两种灾害滑坡风险预测方法不同环境响应时间对比数据

山体 角度/°	岩石风 化系数	浮土附着 力/(g/cm ²)	本文方法 响应时间/s	常规方法 响应时间/s	山体 角度/°	岩石风 化系数	浮土附着 力/(g/cm ²)	本文方法 响应时间/s	常规方法 响应时间/s
20	0.2	50	0.3	15	50	0.2	50	0.5	11
20	0.2	100	0.4	13	50	0.2	100	0.4	10
20	0.2	150	0.2	12	50	0.2	150	0.5	11
20	0.4	50	0.4	13	50	0.4	50	0.6	10
20	0.4	100	0.6	15	50	0.4	100	0.4	12
20	0.4	150	0.4	10	50	0.4	150	0.2	13
20	0.6	50	0.5	18	50	0.6	50	0.4	11
20	0.6	100	0.4	15	50	0.6	100	0.6	12
20	0.6	150	0.5	16	50	0.6	150	0.5	11
20	0.8	50	0.6	18	50	0.8	50	0.4	10
20	0.8	100	0.4	19	50	0.8	100	0.3	11
20	0.8	150	0.2	14	50	0.8	150	0.4	12
35	0.2	50	0.4	12	65	0.2	50	0.5	10
35	0.2	100	0.6	10	65	0.2	100	0.4	9
35	0.2	150	0.5	13	65	0.2	150	0.6	10
35	0.4	50	0.4	12	65	0.4	50	0.4	11
35	0.4	100	0.3	11	65	0.4	100	0.3	9
35	0.4	150	0.4	12	65	0.4	150	0.4	11
35	0.6	50	0.5	13	65	0.6	50	0.4	10
35	0.6	100	0.4	14	65	0.6	100	0.6	9
35	0.6	150	0.6	10	65	0.6	150	0.4	11
35	0.8	50	0.4	11	65	0.8	50	0.3	10
35	0.8	100	0.3	12	65	0.8	100	0.4	10
35	0.8	150	0.4	13	65	0.8	150	0.4	11

表 4 两种灾害滑坡风险预测方法不同环境响准确率对比数据

山体 角度/°	岩石风 化系数	浮土附着 力/(g/cm ²)	本文方法 准确率/%	常规方法 准确率/%	山体 角度/°	岩石风 化系数	浮土附着 力/(g/cm ²)	本文方法 准确率/%	常规方法 准确率/%
20	0.2	50	99.8	43.5	50	0.2	50	99.4	51.2
20	0.2	100	99.6	44.6	50	0.2	100	99.6	50.8
20	0.2	150	99.7	44.8	50	0.2	150	99.7	50.6
20	0.4	50	99.8	41.9	50	0.4	50	99.4	51.7
20	0.4	100	99.4	43.5	50	0.4	100	99.7	51.3
20	0.4	150	99.8	44.8	50	0.4	150	99.6	50.8
20	0.6	50	99.5	40.8	50	0.6	50	99.5	50.7
20	0.6	100	99.4	41.5	50	0.6	100	99.8	52.6
20	0.6	150	99.6	40.8	50	0.6	150	99.4	51.4
20	0.8	50	99.7	39.8	50	0.8	50	99.5	50.7
20	0.8	100	99.4	39.9	50	0.8	100	99.6	52.1
20	0.8	150	99.7	40.7	50	0.8	150	99.7	51.2
35	0.2	50	99.6	45.6	65	0.2	50	99.8	56.7
35	0.2	100	99.5	44.5	65	0.2	100	99.4	54.8
35	0.2	150	99.8	44.6	65	0.2	150	99.5	54.6
35	0.4	50	99.4	44.8	65	0.4	50	99.6	56.7
35	0.4	100	99.5	46.8	65	0.4	100	99.7	56.8
35	0.4	150	99.6	45.9	65	0.4	150	99.4	54.8
35	0.6	50	99.7	46.8	65	0.6	50	99.8	54.7
35	0.6	100	99.8	47.7	65	0.6	100	99.5	57.6
35	0.6	150	99.4	45.8	65	0.6	150	99.4	56.4
35	0.8	50	99.5	44.8	65	0.8	50	99.6	54.7
35	0.8	100	99.6	45.9	65	0.8	100	99.7	57.6
35	0.8	150	99.7	46.8	65	0.8	150	99.4	56.7

根据模拟试验结果参数表(表4)进行准确率分析,本文的方法具有较快的响应时间以及较高的分析准确率,在不同环境下分析准确率较为稳定,受条件变化影响,参数变化不大。其最低分析准确率可达99.4%,常规方法准确率与本文方法比较,其准确率整体较低。常规方法最高准确率为57.6%,最低准确率为39.8%。受环境因素以及山体角度影响较大,随着山体角度的降低,分析准确率也同时降低,且在复杂环境下分析能力受限,本文方法通过非线性斜坡系统,以及状态变量量化的确定,对不同环境因素进行合理量化分析,构建多个滑坡系统整体分析模型,从而提高分析准确率。通过对表4的整体分析,本文方法分析准确率为99.57%,常规方法整体准确率为50.62%,本文方法较常规方法预测准确率提高了48.95%。

4 总结

本文提出了山区灾害滑坡风险非线性预测研究,基于滑坡非线性动力学模型,以及时间序列的确定,与Pf项分析以及空间相分析,实现本文的研究。试验数据表明,本文设计的方法具备极高的有效性。希望本文的研究能够为山区灾害滑坡非线性预测提供理论依据。

参考文献:

- [1] 冯振,李滨,赵超英,等.三峡库区山区城镇重大地质灾害监测预警示范研究[J].地质力学学报,2016,22(3):685-694.
- [2] 范敏,孙小飞,苏风环,等.国产高分卫星数据在西南山区地质灾害动态监测中的应用[J].国土资源遥感,2017,29(10):85-89.
- [3] 赵洲,侯恩科,王建智.汶川震区陕西省宁强县滑坡灾害危

- 险性分析与评价[J].西安科技大学学报,2012,32(5):548-555.
- [4] 蒋莉,黄华东,王先义,等.基于LM-BP算法的隧道爆破震动灾害预测的应用[J].隧道建设,2016,36(5):525-530.
- [5] 贾晓琳,樊帅帅,罗雪,等.应用非线性加权的集成学习软件缺陷序列预测算法[J].西安交通大学学报,2017,51(7):156-161.
- [6] 胡超芳,解倩倩.非线性系统有输入饱和时基于平方和的鲁棒模型预测控制器[J].控制理论与应用,2016,33(3):321-328.
- [7] 曾庆存.进一步提高气象灾害的监测、预测和防控调度能力的前景[J].科学通报,2017,34(13):1315-1323.
- [8] 张宇波,成丽君.农业气象灾害等级优化预测仿真研究[J].计算机仿真,2017,34(6):440-444.
- [9] 蒋树,王义锋,刘科,等.滑坡灾害空间预测方法研究综述[J].人民长江,2017,48(21):67-73.
- [10] 孟庆丰,王学良.北京怀柔区降雨引发地质灾害危险性预测[J].水文地质工程地质,2016,43(2):167-170.
- [11] 马还援,杨振兴,王显彪,等.基于二次非线性模型的基坑变形预测研究[J].施工技术,2016,45(19):73-77.
- [12] 肖汉杰,桑秀丽.相关向量机超参数优化的短时间尺度网络流量非线性预测方法[J].计算机应用研究,2016,33(6):1882-1885.
- [13] 王炳萱,李国勇,王艳晖.基于LM-PSO算法和BP神经网络的非线性预测控制[J].太原理工大学学报,2016,47(2):207-211.
- [14] 童申家,谢祥兵,赵大勇,等.紫外光老化后沥青混合料路面性能非线性预测[J].建筑材料学报,2016,19(1):105-110.
- [15] 舒凯民,樊贵盛,SHUKaimin,等.基于质地的土壤水分特征曲线参数非线性预测[J].人民黄河,2016,38(7):138-141.
- [16] 李丽霞,姚兴佳,王士荣.基于非线性预测控制的风电场功率提升控制[J].可再生能源,2017,323(11):1672-1677.
- [17] 任世锦,王高峰,李新玉,等.最优实验设计与Laplacian正则化的WNN的非线性预测控制[J].数据采集与处理,2016,31(5):927-940.
- [18] 戴永彬.多目标粒子群优化的非线性预测解耦策略[J].控制工程,2016,23(9):1356-1360.
- [19] 赵美红,刘佳庚.基于非线性模型的动力电池容量损耗的预测[J].可再生能源,2016,34(7):1067-1071.
- [20] 李延福,马玉龙.区域滑坡灾害的危险性评价与风险管理初探[J].世界有色金属,2017,4(1):235-235.

The Nonlinear Prediction of Landslide Risk in Mountainous Area

ZHOU Meiling and GAO Chunyan

(Kaifeng University, Kaifeng 475000, China)

Abstract: The prediction method of landslide risk in the traditional mountain area is a problem of predicting and analyzing the risk of landslide in mountain area, and there is a lag of prediction response and low prediction accuracy. A nonlinear risk prediction method for disaster landslide in mountainous area is put forward. Based on the factors affecting the landslide in mountainous area, a nonlinear slope system is built, and the slope unit is quantitatively analyzed, and the nonlinear dynamic model of landslide is designed. With the study of the dynamic model and time series, the influence of the landslide shape and time is analyzed synthetically, the dangerous landslide source is determined, and the spatial phase analysis is carried out to complete the nonlinear prediction of the hazard and landslide risk in the mountain area. The experimental data show that the proposed nonlinear prediction method has a 96.18% response time and a 48.95% accuracy increase compared with the traditional prediction method.

Key words: mountain disasters; landslide risk; nonlinear; prediction research