大地测量与地球动力学
JOURNAL OF GEODESY AND GEODYNAMICS
ISSN 1671-5942
CODEN DXDIEZ

基于极限位移准则和变形预测的滑坡变形潜势分析

李晓斌

引用本文:
李晓斌. 基于极限位移准则和变形预测的滑坡变形潜势分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2022, 42(6): 588–593.
Li Xiaobin. Analysis of Landslide Deformation Potential Based on Limit Displacement Criterion and Deformation Prediction[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2022, 42(6): 588–593.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.14075/j.jgg.2022.06.007

第 42 卷 第 6 期
2022 年 6 月

大地测量与地球动力学
Journal of Geodesy and Geodynamics

Vol. 42 No. 6
Jun., 2022

DOI:10.14075/j.jgg.2022.06.007

文章编号:1671-5942(2022)06-0588-06

基于极限位移准则和变形预测的滑坡变形潜势分析

李晓斌[1]

1 陕西铁路工程职业技术学院工程管理与物流学院,陕西省渭南市站北街东段 1 号,714000

摘 要:为准确掌握库区滑坡变形潜势,在变形监测成果统计基础上,首先利用极限位移准则开展滑坡现状变形潜势分析;然后以相关向量机为理论基础,通过优化处理保证其参数最优性,构建滑坡变形预测模型,并以预测结果开展滑坡变形潜势的发展趋势评价;最后结合两种分析结果,实现滑坡综合变形潜势分析。结果表明,不同监测点的现状变形潜势状态存在一定差异,由不利原则可知,现状变形潜势等级为Ⅳ级,潜势程度属严重状态;滑坡变形仍会进一步增加,变形潜势趋于不利方向发展。综合两种分析结果可知,滑坡变形潜势处于不利状态,后期失稳可能性较大,应加强灾害防治,避免成灾损失。

关键词:滑坡;极限位移;变形潜势;变形预测;相关向量机

中图分类号:P258　　　**文献标识码**:A

黄土坡滑坡是三峡库区具有代表性的滑坡之一,数量多且规模和类型存在一定差异,许多学者对此展开研究,如邓清禄等[1]从变形发育角度出发,构建自重应力条件下的黄土坡滑坡发育模型;简文星等[2]对黄土坡滑坡的成因机制进行分析。上述研究虽然取得一定成果,但多是偏向滑坡结构或成因机制方面,缺乏滑坡变形潜势分析。变形潜势是指滑坡体内部潜在变形能力的强弱,可用于评估潜在滑坡变形的大小。通过变形潜势分析,可为滑坡灾害的变形控制提供一定的理论基础,增加灾害防治的科学性。黄土坡滑坡变形潜势的合理评价可通过两个阶段来实现,分别为滑坡现状变形潜势分析和滑坡变形潜势的发展趋势评价。在滑坡现状变形潜势分析过程中,极限位移准则[3]能有效评价滑坡剩余变形量,因此可利用其进行滑坡现状变形潜势分析;同时,在滑坡变形潜势的发展趋势评价过程中,考虑到变形预测能有效反映滑坡变形的发展趋势,因此可利用其来实现滑坡变形潜势的发展趋势评价。研究表明[4-5],相关向量机(relevance vector machine,RVM)在滑坡变形预测中具有良好的预测效果。为保证预测模型参数的最优性,考虑到模拟退火算法[6]、粒子群算法[7]以及混沌理论[8]在滑坡变形预测中的广泛适用性,利用三者对相关向量机进行优化处理,构建用于滑坡变形预测的优化相关向量机模型。本文以黄土坡滑坡为例,首先利用极限位移准则进行滑坡现状变形潜势分析;然后利用优化相关向量机进行滑坡变形预测,并以预测结果来判断滑坡变形潜势的发展趋势;最后结合两种分析结果,实现黄土坡滑坡的综合变形潜势分析。本文研究可为黄土坡滑坡的变形潜势分析提供一种新思路。

1 基本原理

为准确评价滑坡变形潜势,首先利用极限位移准则分析滑坡现状变形潜势,掌握其既有变形状态;然后以相关向量机为理论基础,构建滑坡变形预测模型,并以预测结果来判断滑坡变形潜势的发展趋势。为保证预测精度,对 RVM 模型进行核函数优化、模拟退火算法优化、粒子群算法优化和混沌误差弱化处理。基于上述研究思路,具体分析过程如下。

1.1 现状变形潜势模型构建

极限位移准则为:一般情况下可认为滑坡某处的变形破坏具有临界值,即变形达到一定程度时才会出现变形破坏,进而可将该临界值作为滑坡变形的极限位移值 S_c,其与现状变形值 S_t 的差值大小可作为滑坡变形潜势的现状评价指标,

收稿日期:2021-08-06
项目来源:2020 年陕西铁路工程职业技术学院科研基金(KY2020-59)。
作者简介:李晓斌,副教授,主要研究方向为土木工程施工与管理,E-mail:3028055483@qq.com。

差值越大,表示现状变形潜势越小。但由于滑坡不同位置处的变形条件存在差异,使得极限位移值 S_c 也随之不同,因此将极限位移值 S_c 与现状变形值 S_t 的差值作为评价指标不合理。鉴于此,本文将相对变形指标 F_r 作为滑坡现状变形潜势的评价指标,计算公式为:

$$F_r = S_t / S_c \tag{1}$$

通过变形监测成果可直接统计现状变形值 S_t,因此还需求解极限位移值 S_c。研究表明[3],通过双曲线模型可求得极限位移值 S_c,即

$$y = t/(a + bt) \tag{2}$$

式中,y 为变形拟合值,a、b 为拟合参数,t 为时间变量。

由式(2)可知,当时间变量趋近于无穷大时,变形拟合值也趋近于极大值,因此利用式(2)可求解极限位移值 S_c,即 S_c 值为 $1/b$。F_r 值越大,说明滑坡现状变形的潜势程度越严重,因此可利用 F_r 值进行现状变形潜势等级划分,具体标准见表 1。

表 1　滑坡现状变形的潜势等级划分标准

Tab. 1　Classification standard of potential grade of landslide deformation

潜势等级	Ⅰ级	Ⅱ级	Ⅲ级	Ⅳ级	Ⅴ级
潜势程度	无	轻微	中等	严重	极严重
评价指标 F_r	$F_r \leqslant 0.45$	$0.45 < F_r \leqslant 0.60$	$0.60 < F_r \leqslant 0.75$	$0.75 < F_r \leqslant 0.90$	$F_r > 0.90$

1.2　滑坡变形潜势发展模型构建

滑坡变形预测可用来评价滑坡变形潜势的发展趋势,为保证预测效果,将预测过程分为两步:一是通过 RVM 模型构建滑坡变形潜势的初步预测模型,同时在预测过程中采用多种算法对参数进行优化处理,以保证预测精度;二是在初步预测基础上,通过混沌理论进行误差修正预测。

相关向量机(RVM)是一种新型预测方法,其首先通过不相干点筛除处理,再保留核心向量,不受 Mercer 定理约束,因此具有高效的预测能力。在 RVM 模型的变形预测过程中,若训练样本为 $\{\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{t}_i,\ i = 1, 2, \cdots, n\}$,则训练过程可表示为:

$$\boldsymbol{t}_i = \sum_{i=1}^{N} \boldsymbol{w}_i \boldsymbol{K}(x, \boldsymbol{x}_i) + \boldsymbol{w}_o + \boldsymbol{z}_i \tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{w}_i$ 为权重向量,$\boldsymbol{K}(x, \boldsymbol{x}_i)$ 为核函数,$\boldsymbol{w}_0$ 为偏差,$\boldsymbol{z}_i$ 为噪声。

RVM 模型的基本原理参见文献[9-10],限于篇幅,不再赘述。同时,RVM 模型虽具较优的预测能力,但其核函数类型及学习因子缺乏客观的确定方法,因此有必要进行寻优处理。

1)核函数优化处理。在 RVM 模型应用过程中,常用的核函数有 Gauss 核、RBF 核、ERBF 核、Sigmoid 核,由于构建原理不同,使其在滑坡变形预测中的适用性也存在一定差异,为实现其优化处理,提出对四者均进行试算处理,预测效果最佳者即为 RVM 模型的核函数。

2)学习因子优化处理。粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)已被广泛应用于岩土领域,适用性较强,但其在处理高维复杂问题时易陷入局部极值,而模拟退火算法(simulated annealing, SA)具有概率突跳特性,能在解空间中寻找全局最优解,可有效弥补粒子群算法的缺陷。因此,本文以模拟退火算法优化的粒子群算法(SAPSO 算法)进行学习因子优化处理。算法优化步骤如下:

① 初始化设置。规模设置为 500,最大迭代次数为 600,其余参数随机设置。

② 计算每个粒子的适应度值,并对比所有粒子的适应度值,选取适应度值最优者作为全局适应度值。

③ 确定 SA 算法的初始温度,并利用交叉验证法计算相应温度条件下的适配值;同时,通过改变温度来更新粒子的位置和速度,以实现粒子的迭代寻优。

④ 计算各粒子的适应度值,并根据模拟退火算法的迭代公式进行退温操作。

⑤ 达到最大迭代次数或期望后停止训练,输出寻优结果,完成学习因子的优化处理。

3)误差弱化处理。前述优化处理虽然可保证 RVM 模型的参数最优性,但限于滑坡变形的非线性变形特征,前述预测结果仍会存在一定误差,且误差序列具有较强的随机性,混沌特征明显。为进一步提高预测精度,提出利用混沌理论实现误差弱化处理。

首先利用 Lyapunov 指数法计算误差序列的混沌指数 λ_{max},若 $\lambda_{max} > 0$,说明误差序列具有混沌特性,可利用混沌理论进行误差序列的弱化处理;反之,若 $\lambda_{max} < 0$,说明误差序列不具有混沌特性,无法利用混沌理论进行误差序列的弱化处理。

然后进行误差序列的相空间重构,即

$$\boldsymbol{\psi}_i = [\boldsymbol{\varepsilon}_i, \boldsymbol{\varepsilon}_{i+\tau}, \cdots, \boldsymbol{\varepsilon}_{i+(m-1)\tau}]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{\psi}_i$ 为空间中第 i 个相点,$\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 为误差值。以 $\boldsymbol{\psi}_i$ 为中心,将其与 $\boldsymbol{\psi}_l$ 相点(最近相邻点)间的距离 d 表示为:

$$d = \min_j \| \boldsymbol{\psi}_i - \boldsymbol{\psi}_j \| = \| \boldsymbol{\psi}_i - \boldsymbol{\psi}_l \| \tag{5}$$

当 d 值保持最小时，即可实现误差弱化处理，且误差弱化预测模型可表示为：

$$\| \boldsymbol{\psi}_i - \boldsymbol{\psi}_{i+1} \| = \| \boldsymbol{\psi}_l - \boldsymbol{\psi}_{l+1} \| \mathrm{e}^{\lambda_{\max}} \quad (6)$$

最后利用 $\boldsymbol{\psi}_l$ 反推出 ε_{i+1}，即实现误差弱化处理。

将优化 RVM 模型的预测结果和误差弱化预测结果进行叠加，所得叠加值即为滑坡变形预测值。

通过变形预测结果即可判断滑坡变形潜势的发展趋势，即若滑坡变形增加，说明变形潜势向不利方向发展；反之，变形潜势向有利方向发展。同时，由于不同监测点的变形特征存在一定差异，提出对所有监测点按照不利原则进行变形潜势的综合评价。

2　实例分析

2.1　工程概况

三峡库区黄土坡滑坡区总体呈南高北低的顺向斜坡地形，历史上已经历多次坡体变形影响，致使区内地形具有“陡-缓-陡”特征[11]。据现场调查，区内第四系地层主要分布于斜坡中下部，成因类型主要包括滑坡堆积层、残坡积层和崩滑堆积层；下覆基岩以三叠系巴东组砂、泥岩为主，遇水易软化，并易形成软弱夹层。在三峡库区黄土坡滑坡中，临江 1 号滑坡是其重要组成部分，据现场调查，滑坡纵向长约 770 m，宽约 450～500 m，面积约 32.5 万 m^2，平均厚度约 69.4 m，体积约 2 255.5万 m^3，属超深层巨型滑坡。若临江 1 号滑坡出现失稳，会严重威胁库区航运安全，因此对其开展变形潜势分析具有必要性。

据现场钻探及调查结果，临江 1 号滑坡的物质组成具体如下：

1)滑体物质。滑体岩性以碎石土为主，棕红色，中密状态，碎石岩性以泥质灰岩为主，呈次棱角～棱角状，粒间多由粉土充填，土石比例为 2∶8～3∶7。

2)滑带物质。滑带岩性主要为粉质粘土，并含有一定的碎石和碎屑，土石比例为 6∶4～8∶2，其中粉质粘土多呈可塑状，具稍密～密实状态；碎石和碎屑的母岩成分以泥质灰岩为主。

3)滑床物质。滑坡下覆基岩主要为三叠系巴东组泥质灰岩，中厚层状，层厚为 20～40 m，岩体完整性较好，倾向为 335°～358°，倾角为 34°～47°。

由于临江 1 号滑坡的潜在威胁较大，为实时掌握其变形状态，对其布设变形监测点，按 1 次/月频率进行监测，其中，G7 监测点位于滑坡体中前部，G9 监测点位于滑坡中后部，G11 监测点位于滑坡后缘。经多年监测，共得到 64 期(2006-03～2011-06)变形数据(变形数据为累积总位移数据)，结果见图 1。可以看出，G7 监测点变形最大，变形值达 146.87 mm，其次为 G9 和 G11 监测点，说明滑坡前部变形要明显大于后部变形。

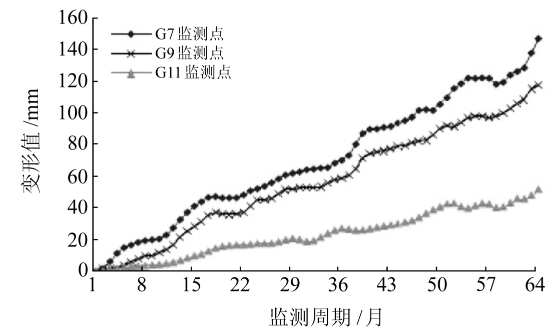

图 1　滑坡位移-时间曲线

Fig. 1　Displacement-time curves of landslide

2.2　现状变形潜势分析

利用极限位移准则进行滑坡现状变形潜势分析，结果见表 2。可以看出，3 个监测点的拟合度介于 0.948～0.973，拟合过程较优；同时，计算得到分级指标 F_{r} 值介于 0.53～0.77，其中，G7 监测点的潜势等级最高，为Ⅳ级，潜势程度属严重；G9 监测点的潜势等级为Ⅲ级，潜势程度属中等；G11 监测点的潜势等级为Ⅱ级，潜势程度属轻微。

综合 3 个监测点的现状潜势分析结果可知，滑坡不同位置处的现状变形潜势存在一定差异：由滑坡后缘至前缘，变形潜势趋于严重。基于不利原则，综合确定临江 1 号滑坡的现状变形潜势等级为Ⅳ级，潜势程度属严重。

2.3　变形潜势发展趋势评价

利用变形预测进行变形潜势发展趋势评价。为充分验证预测流程的合理性和本文预测模型的滚动预测效果，参照样本分布规律，将预测过程划分为中期预测和后期预测，其中，前者训练集为

表 2　滑坡现状变形潜势分析结果

Tab. 2　Analysis results of current deformation potential of landslide

监测点	拟合方程	拟合度	极限位移值/mm	现有变形值/mm	分级指标 F_{r}	潜势等级	潜势程度
G7	$y=t/(0.062+0.005\,2t)$	0.967	190.74	146.87	0.77	Ⅳ级	严重
G9	$y=t/(0.075+0.005\,6t)$	0.973	177.88	117.40	0.66	Ⅲ级	中等
G11	$y=t/(0.098+0.010\,3t)$	0.948	96.79	51.30	0.53	Ⅱ级	轻微

1～40 期数据，验证集为 41～46 期数据；后者训练集为 1～58 期数据，验证集为 59～64 期数据，外推预测 4 期。

2.3.1　中期预测结果分析

在中期预测结果中，利用 G7 监测点进行各优化阶段的预测效果对比；再对 G9 和 G11 监测点进行中期预测。

1)核函数优化结果分析。按照优化思路，先对 4 类核函数的预测结果进行统计，结果见表 3。可以看出，4 类核函数的预测效果存在一定差异，表明进行核函数优化筛选具有必要性；ERBF 核函数的的预测精度最好，相对误差均值为2.58%，其次为 RBF 核、Sigmoid 核和 Gauss 核，因此将 ERBF 核函数确定为 RVM 模型的核函数。

表 3　不同核函数筛选结果

Tab. 3　Screening results of different kernel functions

函数类型	Gauss 核	RBF 核	ERBF 核	Sigmoid 核
相对误差均值/%	2.81	2.70	2.58	2.72

2)学习因子优化结果分析。在核函数优化基础上，利用 SAPSO 算法优化 RVM 模型的学习因子参数，同时为验证 SA 算法的优化效果，对 PSO 算法和 SAPSO 算法的预测结果进行统计，结果见表 4。可以看出，在相应验证节点处，SAPSO-RVM 模型相较 PSO-RVM 模型具有更小的相对误差，前者相对误差均值为 2.23%，后者相对误差均值为 2.47%，说明 SAPSO-RVM 模型具有更高的预测精度，表明 SA 算法具有良好的优化效果。

表 4　学习因子优化预测结果

Tab. 4　Optimized prediction results of learning factors

监测周期/月	变形值/mm	PSO-RVM 模型		SAPSO-RVM 模型	
		预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%
41	89.84	87.70	2.38	87.87	2.19
42	90.88	88.76	2.33	88.99	2.08
43	91.50	88.99	2.74	89.41	2.28
44	93.65	91.22	2.59	91.36	2.45
45	95.11	92.91	2.31	93.06	2.16
46	97.27	94.85	2.49	95.11	2.22
相对误差均值/%			2.47		2.23

为进一步验证 SA 算法优化处理的必要性，对 PSO 算法和 SAPSO 算法在优化过程中的特征参数进行统计，结果见表 5。可以看出，SAPSO 算法较 PSO 算法具有更少的迭代次数和更短的训练时间，说明 SAPSO 算法具有更快的收敛速度；同时，SAPSO 算法的局部优化次数为 7，PSO 算法的局部优化次数为 4，表明 SAPSO 算法具有更强的全局优化能力。

表 5　两种算法的特征参数统计

Tab. 5　Statistics of characteristic parameters of the two algorithms

算法	迭代次数/次	训练时间/ms	局部优化次数/次
PSO	354	103.44	4
SAPSO	282	86.27	7

3)误差弱化预测结果分析。利用混沌理论进行误差弱化处理，先利用 Lyapunov 指数法计算 G7 监测点误差序列的混沌指数 $\lambda_{\max}$，计算结果为 0.052，表明误差序列具有混沌特性，因此可利用混沌理论进行误差序列的弱化处理，误差弱化后的最终预测结果见表 6。可以看出，G7 监测点预测结果的相对误差介于 1.80%～1.98%，变化范围较小，表明预测结果具有较强的稳定性，且相对误差均值为 1.92%，具有较高的预测精度。

表 6　G7 监测点最终预测结果

Tab. 6　Final prediction results of G7 monitoring point

监测周期/月	变形值/mm	预测值/mm	预测误差/mm	相对误差/%
41	89.84	88.18	1.66	1.85
42	90.88	89.03	1.85	2.04
43	91.50	89.74	1.76	1.92
44	93.65	91.80	1.85	1.98
45	95.11	93.40	1.71	1.80
46	97.27	95.38	1.89	1.94
相对误差均值/%				1.92

对比前述 G7 监测点的逐步优化过程可知，递进优化处理能有效提高预测精度，所得最终预测结果的预测效果较优，初步验证本文预测思路的有效性。

4)G9 和 G11 监测点中期预测结果分析。类比 G7 监测点的预测过程，对 G9 和 G11 监测点进行中期预测，表 7 为预测结果。可以看出，在 G9 监测点的预测结果中，最大、最小相对误差分别为 2.03%和 1.76%，相对误差均值为 1.89%；在 G11 监测点的预测结果中，相对误差介于 1.73%～2.04%，均值为 1.85%，G9 和 G11 监测点的预测结果相当，均具有较优的预测精度。

表 7　G9 和 G11 监测点中期预测结果

Tab. 7　Medium term prediction results of G9 and G11 monitoring points

监测周期/月	G9 监测点预测结果			G11 监测点预测结果		
	变形值/mm	预测值/mm	相对误差/%	变形值/mm	预测值/mm	相对误差/%
41	75.28	73.75	2.03	27.57	27.09	1.73
42	75.83	74.50	1.76	28.34	27.76	2.04
43	77.20	75.72	1.92	28.96	28.43	1.83
44	78.85	77.37	1.88	29.69	29.16	1.79
45	79.40	77.88	1.92	30.76	30.21	1.80
46	81.05	79.57	1.83	31.73	31.12	1.92
相对误差均值/%			1.89			1.85

2.3.2 后期预测结果分析

在滑坡中期预测基础上进行滑坡后期变形预测，以进一步验证本文预测模型的合理性，同时实现滑坡变形潜势发展趋势评价。表8为滑坡后期预测结果统计，可以看出，3个监测点的相对误差均值介于1.81%～1.93%，波动范围较小，进一步验证本文预测思路不仅具有较强的稳定性，还具有较高的预测精度。同时，通过外推预测结果可知，滑坡在3个监测点的变形会持续增加，变形潜势向不利方向发展。

表8 滑坡后期预测结果

Tab.8 Prediction results of landslide in later stage

监测周期/月	G7监测点预测结果			G9监测点预测结果			G11监测点预测结果		
	变形值/mm	预测值/mm	相对误差/%	变形值/mm	预测值/mm	相对误差/%	变形值/mm	预测值/mm	相对误差/%
59	119.31	117.13	1.83	99.74	97.80	1.95	40.36	39.62	1.83
60	123.88	121.38	2.02	102.44	100.52	1.87	42.88	42.14	1.72
61	126.07	123.50	2.04	105.63	103.70	1.83	45.61	44.80	1.78
62	128.37	125.87	1.95	108.15	106.08	1.91	45.39	44.55	1.84
63	137.81	135.33	1.80	115.00	112.93	1.80	47.67	46.76	1.90
64	146.87	144.01	1.95	117.40	115.23	1.85	51.30	50.38	1.80
65		146.92			117.48			52.93	
66		148.08			119.25			56.02	
67		150.16			121.92			57.11	
68		152.93			124.07			58.84	
相对误差均值/%			1.93			1.87			1.81

通过上述分析可知，本文预测模型在滑坡中期、后期的预测结果均较好，不仅具有较高的预测精度，还具有较强的稳定性；同时，外推预测结果表明，滑坡后续变形仍会进一步增加，变形潜势向不利方向发展。

2.4 滑坡变形潜势综合分析

通过前述滑坡现状变形潜势分析和变形潜势发展趋势评价可知：

1）现状变形潜势分析结果显示，G7监测的潜势等级最高，为Ⅳ级；G9监测点的潜势等级为Ⅲ级；G11监测点的潜势等级为Ⅱ级。基于不利原则，综合确定临江1号滑坡的现状变形潜势等级为Ⅳ级，潜势程度属严重。

2）变形潜势发展趋势评价结果显示，本文预测模型具有较高的预测精度，适用于滑坡变形预测，且由外推预测结果可知，滑坡在3个监测点的变形会持续增加，变形潜势向不利方向发展。

综合上述分析结果可知，临江1号滑坡的变形潜势处于不利状态，后期失稳可能性较大，建议加强灾害防治，避免成灾损失。

3 结 语

通过对临江1号滑坡的变形潜势进行分析，得到以下结论：

1）不同监测点的现状变形潜势状态存在一定差异，大致变化规律为：由滑坡后缘至前缘，变形潜势趋于严重。同时，基于不利原则可知，临江1号滑坡的现状变形潜势等级为Ⅳ级，潜势程度属严重状态。

2）变形预测分析结果表明，滑坡在3个监测点的变形会持续增加，变形潜势向不利方向发展。结合现状变形潜势分析结果可知，临江1号滑坡的变形潜势处于不利状态，后期失稳可能性较大，应加强灾害防治，以保证航运安全。

3）在预测模型构建过程中，传统单一模型已难以满足精度要求，通过递进优化处理能有效提高预测精度，并增加预测结果的稳定性。

参考文献

[1] 邓清禄，王学平. 黄土坡滑坡的发育历史：坠覆-滑坡-改造[J]. 地球科学，2000，25(1)：44-50(Deng Qinglu，Wang Xueping. Growth History of Huangtupo Landslide：Down-Slope Overlapping-Landsliding-Modification[J]. Earth Science，2000，25(1)：44-50)

[2] 简文星，杨金. 三峡库区黄土坡滑坡Ⅰ号崩滑体成因[J]. 地球科学，2013，38(3)：625-631(Jian Wenxing，Yang Jin. Formation Mechanism of No.1 Part Slide of Huangtupo Landslide in the Three Gorges Reservoir Area[J]. Earth Science，2013，38(3)：625-631)

[3] 黄俊. 成兰铁路某隧道软弱围岩变形特征及支护时机研究[D]. 成都：成都理工大学，2019(Huang Jun. Study on Deformation Characteristics of Weak Surrounding Rock and Supporting Opportunity in a Tunnel of Chenglan Railway[D]. Chengdu：Chengdu University of Technology，2019)

[4] 邱丹丹，牛瑞卿，杨耘. 相关向量机在地震滑坡敏感性分

析中的应用[J]. 科技导报，2017，35(15)：70-76(Qiu Dandan，Niu Ruiqing，Yang Yun. Application of Relevance Vector Machine to Earthquake-Induced Landslide Susceptibility Assessment[J]. Science and Technology Review，2017，35(15)：70-76)

[5] 林永良，夏克文，王志恒，等. 基于 SOCP-MKRVM 的区域滑坡敏感性分析研究[J]. 中国安全生产科学技术，2016，12(12)：64-68(Lin Yongliang，Xia Kewen，Wang Zhiheng，et al. Study on Regional Landslide Susceptibility Based on SOCP-MKRVM[J]. Journal of Safety Science and Technology，2016，12(12)：64-68)

[6] Qiao S F，Wang C. Landslide Displacement Prediction Based on the Genetic Simulated Annealing Algorithm[J]. Journal of Civil and Environmental Engineering，2021，43(1)：25-35

[7] 成枢，马卫骄，高秀明，等. CPSO-BP 组合优化模型的滑坡位移预测[J]. 测绘科学，2019，44(10)：65-71(Cheng Shu，Ma Weijiao，Gao Xiuming，et al. Landslide Displacement Prediction Based on CPSO-BP Combined Optimization Model[J]. Science of Surveying and Mapping，2019，44(10)：65-71)

[8] 张志会. 基于混沌优化极限学习机的库岸边坡变形预测[J]. 水力发电，2018，44(12)：39-42(Zhang Zhihui. Prediction of Bank Slope Deformation Based on Chaos Optimization Extreme Learning Machine Model[J]. Water Power，2018，44(12)：39-42)

[9] 唐琪，包腾飞，李月娇，等. 基于 SAPSO-RVM 的大坝变形预测模型及应用[J]. 水电能源科学，2015，33(4)：85-88(Tang Qi，Bao Tengfei，Li Yuejiao，et al. Forecasting Model of Dam Deformation Based on SAPSO-RVM and Its Application[J]. Water Resources and Power，2015，33(4)：85-88)

[10] 唐琪，包腾飞，杜传阳，等. 逐步 RVM-Markov 模型在大坝变形预测中的应用[J]. 三峡大学学报：自然科学版，2015，37(6)：47-51(Tang Qi，Bao Tengfei，Du Chuanyang，et al. Application of Progressively RVM-Markov Model to Prediction of Dam Deformation[J]. Journal of China Three Gorges University：Natural Sciences，2015，37(6)：47-51)

[11] 鲁莎. 三峡库区黄土坡滑坡滑带特性及变形演化研究[D]. 武汉：中国地质大学，2017(Lu Sha. Study on Slip Zone Properties and Evolution Characteristics of Huangtupo Landslide in Three Gorges Reservoir Area[J]. Wuhan：China University of Geosciences，2017)

Analysis of Landslide Deformation Potential Based on Limit Displacement Criterion and Deformation Prediction

LI Xiaobin[1]

1 School of Engineering Management and Logistics，Shaanxi Railway Institute，1 East Segment of Zhanbei Street，Weinan 714000，China

Abstract：To accurately grasp the landslide deformation potential in the reservoir area，based on the statistics of deformation monitoring results，we use the limit displacement criterion to analyze the landslide deformation potential. Based on the theory of relevance vector machine，we apply optimization processing to ensure the optimum parameters. We build a prediction model of landslide deformation and evaluate the development trend of landslide deformation potential based on the prediction results. Combined with results of the two analyses，we realize the comprehensive landslide deformation potential analysis. The results show that there are some differences in the deformation potential of different monitoring points. According to the disadvantage principle，the deformation potential level is grade IV，and the potential degree is serious. The deformation potential will continue to increase and tend to develop unfavorably. Based on the two analysis results，the landslide deformation potential is in a disadvantageous state，and the possibility of instability in the later period is relatively large. Therefore，disaster prevention and control should be strengthened to avoid disaster losses.

Key words：landslide；limit displacement；deformation potential；deformation prediction；relevance vector machine

Foundation support：Scientific Research Fund of Shaanxi Railway Institute in 2020，No. KY2020-59.

About the author：LI Xiaobin，associate professor，majors in civil engineering construction and management，E-mail：3028055483@qq.com.