

DOI: 10.3969/j.issn.1672-1144.2023.04.015

中兰客专某多级路堑边坡稳定性评价与现场监测

景弘¹, 程高军¹, 高玉广², 魏致琴², 闫泽宇¹

(1. 中兰铁路客运专线有限公司, 甘肃 兰州 730000;

2. 甘肃土木工程科学研究院有限公司, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 为了快速、高效、准确地预测出边坡稳定性状态, 以某黄土多级路堑边坡为研究对象, 基于支持向量机(SVM-SVR)、数值模拟与现场监测三种研究手段, 实现对边坡稳定的综合评价。结果表明: 通过将边坡安全系数与稳定状态相结合的方法, 细化边坡状态等级, 做到对边坡稳定性的综合评价, 可使预测结果更贴合实际; 核函数和输入变量的不同对预测结果的准确性影响较大, 综合分析, 由 RBF 函数建立的预测模型具有良好的预测性能; 边坡最危险滑移面的位移集中在强度较小的上层土体, 孔隙水压力从下到上呈线性增大的趋势; 预应力锚索在提高边坡稳定性的过程中起到了良好的锚固作用, 边坡表层土体的孔隙水压力变化较大, 随着埋深的增加, 土体孔隙水压力变化较小。研究成果可为边坡稳定性的研究与评价方法提供参考。

关键词: 边坡稳定; 支持向量机(SVM-SVR); 参数分析; 数值模拟; 现场监测

中图分类号: TU443

文献标识码: A

文章编号: 1672-1144(2023)04-0101-08

Stability Evaluation and On-site Monitoring of a Multi-level Cutting Slope on Zhonglan Passenger Dedicated Line

JING Hong¹, CHENG Gaojun¹, GAO Yuguang², WEI Zhiqin², YAN Zeyu¹

(1. Zhonglan Railway Passenger Dedicated Line Co., Ltd., Lanzhou, Gansu 730000, China;

2. Gansu Academy of Civil Engineering Science Co., Ltd., Lanzhou, Gansu 730000, China)

Abstract: In order to predict the stability state of slopes quickly, efficiently and accurately, a loess multi-stage road gully slope is used as a research object to achieve a comprehensive evaluation of slope stability based on three research methods: support vector machine (SVM-SVR), numerical simulation and field monitoring. The results are as follows. By combining the slope safety coefficient with the stability state, the slope state level is refined to achieve a comprehensive evaluation of slope stability, which can make the prediction results more realistic. The different kernel functions and input variables have a greater influence on the accuracy of the prediction results, and the prediction model established by the RBF function has a good prediction performance in a comprehensive analysis. The displacement of the most dangerous sliding surface of the slope is concentrated in the upper layer of strength. The displacement of the most dangerous sliding surface of the slope is concentrated in the upper layer of soil with less strength, and the pore water pressure shows a linear increasing trend from bottom to top. The prestressed anchor cable plays a good anchoring role in improving the stability of the slope, and the pore water pressure of the surface layer of the slope varies widely, and with the increase of burial depth, the pore water pressure of the soil varies less. The research results can provide reference for the research and evaluation methods of slope stability.

Keywords: slope stability; support vector machine(SVM-SVR); parameter analysis; numerical simulation; on site monitoring

近几十年来,由边坡失稳引发的自然灾害给国家和人民的生命财产带来巨大损失。据 2021 年《中国统计年鉴》^[1] 统计:2020 年,我国滑坡灾害共计 4 810 起,伤亡人数多达 197 人,直接经济损失高达 50.20 亿元。边坡稳定性分析作为热点研究课题,广大学者对此做了大量研究。

边坡稳定性分析方法随着时间的推移也在逐渐发展。在 19 世纪初期,由于研究手段的限制,人们一般靠经验判断边坡是否稳定。目前,随着科技的快速发展和应用,数值模拟^[2] 成为边坡稳定性评价的主要方法。其主要包括:有限元法、边界元法、离散元法、拉格朗日元法等^[3]。但由于边坡工程是复杂的非线性系统,学者们又提出一种机器学习方法^[4],其通过建立相应的边坡稳定性预测模型,从而达到更快更准的边坡稳定性预测效果。苏国韶等^[5]采用高斯过程机器学习方法,建立了边坡稳定性估计模型,很好的表达了边坡稳定性与各影响因素之间的非线性映射关系,但仅仅通过预测的边坡稳定状态来评价边坡的状态存在一定的局限性。秦驰越等^[6]针对露天矿排土场的边坡稳定性问题,提出 2 种用于预测排土场边坡安全系数的机器学习模型,但由于其模型核函数较为单一,因此预测精度有待提高。

近几年来,支持向量机^[7] (SVM)作为机器学习方法的一种,可以简化通常的分类和回归等问题,具有较好的鲁棒性,并且从某种意义上可以避免维数灾难等优点,受到边坡研究学者们的青睐。张云雁^[8]建立基于 GS-SVM、人工神经网络和随机森林的边坡稳定性预测模型,通过 GR 算法选取模型的最优参数,使得预测模型精确率可达 97%,但其未考虑输入变量对模型计算结果的影响。王芬等^[9]为避免原始人工蜂群算法(原始 ABC 算法)搜索时陷入局部最优解,提出一种改进的人工蜂群算法(MABC 算法),并采用 MABC 算法对支持向量回归(SVR)模型参数进行优化,实现对边坡安全系数的回归分析与预测。但其仅建立了边坡安全系数的预测模型,未对边坡进行综合评价。由此可见,支持向量机在预测边坡稳定状态的过程中作为一种可行的方法,但研究人员在核函数的综合选用、输入变量的类比分析、对边坡状态的综合评价等方面研究尚存在一定的空缺。

本文考虑到仅仅通过预测的边坡稳定安全系数或者边坡稳定状态来评价边坡的状态存在一定的局限性,因此综合 SVR、SVM 两种边坡状态预测模型,

建立一个先预测边坡稳定安全系数和稳定状态,然后对边坡进行综合评价的模型,最后依托某非饱和黄土多级边坡工程实例,基于数值模拟与现场监测,针对边坡的变形规律展开研究。研究成果可为边坡稳定性研究与评价方法提供参考。

1 边坡数据库

1.1 确定输入参数

通过查阅相关文献资料,发现近几年学者在对边坡稳定性的预测分析中,均选择了重度、黏聚力、内摩擦角、坡高、坡角、孔隙水压力作为输入参数(如表 1),因此本文也考虑选择这六个因素作为模型的输入参数。

表 1 近几年中一些学者对输入参数的选择

预测对象	输入参数	年份	来源
边坡稳定状态	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、边坡角、孔隙水压力	2016	[10]
	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡角、孔隙压力比	2017	[11]
	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、边坡角、孔隙水压力	2020	[8]
	坡度、地下水、抗风化性、地质构造、内摩擦角、黏聚力、重度、初始地应力、历时降雨、坡高和地震烈度	2020	[12]
稳定安全系数	重度、黏聚力(均值、标准差)、内摩擦角(均值、标准差)	2015	[13]
	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、边坡角、孔隙水压力	2018	[14]
	重度、黏聚力、内摩擦角、渗透系数、坡比、平台宽度	2018	[15]
	日降雨量、重度、黏聚力、内摩擦角、饱和渗透系数、饱和含水量、裂隙深度、坡高和坡比	2018	[16]
	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、边坡角、孔隙水压力	2019	[9]
	单轴抗压强度、弹性模量、泊松比、抗拉强度、黏聚力、内摩擦角、高度、坡顶位移、坡脚应力、微震个数、高度	2020	[17]
	降雨强度、重度、黏聚力、土体内摩擦角、饱和渗透系数、土体饱和含水量、裂隙深度、坡高、坡比	2020	[18]
	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、边坡角、孔隙水压力	2020	[19]
	重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、边坡角、孔隙水压力	2021	[20]

1.2 建立边坡数据库

研究变量的选取对预测结果起到至关重要的影响,本文整理了文献[21-24]中的 35 条边坡实例,

具体如表 2 所示。

表 2 边坡数据库								
边坡 编号	重度 γ /($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	黏聚 力 c /kPa	摩擦 角 φ /($^{\circ}$)	坡角 α /($^{\circ}$)	坡高 H /m	孔隙 压力比 r_u/kPa	稳定性 系数 F_s	稳定 状态
1	22.4	10.0	35.0	45.0	10.0	0.40	0.900	稳
2	20.0	20.0	36.0	45.0	50.0	0.50	0.830	失稳
3	20.0	0.0	36.0	45.0	50.0	0.25	0.790	失稳
4	20.0	0.0	36.0	45.0	50.0	0.50	0.670	失稳
5	22.0	0.0	40.0	33.0	8.0	0.35	1.450	稳
6	24.0	0.0	40.0	33.0	8.0	0.30	1.580	稳
7	20.0	0.0	24.5	20.0	8.0	0.35	1.370	稳
8	18.0	5.0	30.0	20.0	8.0	0.30	2.050	稳
9	27.0	40.0	35.0	43.0	420.0	0.25	1.150	失稳
10	27.0	50.0	40.0	42.0	407.0	0.25	1.440	稳
11	27.0	35.0	35.0	42.0	359.0	0.25	1.270	稳
12	27.0	37.5	35.0	37.8	320.0	0.25	1.240	稳
13	27.0	32.0	33.0	42.6	301.0	0.25	1.160	失稳
14	27.0	32.0	33.0	42.4	289.0	0.25	1.300	稳
15	27.3	31.5	29.7	41.0	110.0	0.25	1.249	稳
16	27.3	31.5	29.7	41.0	135.0	0.25	1.245	稳
17	27.3	16.8	28.0	50.0	90.5	0.25	1.252	稳
18	27.3	26.0	31.0	50.0	92.0	0.25	1.246	稳
19	27.3	10.0	39.0	41.0	511.0	0.25	1.434	稳
20	27.3	10.0	39.0	40.0	470.0	0.25	1.418	稳
21	25.0	46.0	35.0	47.0	443.0	0.25	1.280	稳
22	25.0	46.0	35.0	44.0	435.0	0.25	1.370	稳
23	25.0	46.0	35.0	46.0	432.0	0.25	1.230	稳
24	31.3	68.0	37.0	49.0	200.5	0.25	1.200	失稳
25	20.0	20.0	36.0	45.0	50.0	0.25	0.960	失稳
26	27.0	40.0	35.0	47.1	292.0	0.25	1.150	失稳
27	25.0	46.0	35.0	50.0	284.0	0.25	1.340	稳
28	31.3	68.0	37.0	46.0	366.0	0.25	1.200	失稳
29	25.0	55.0	36.0	44.5	299.0	0.25	1.550	稳
30	27.3	10.0	39.0	40.0	480.0	0.25	1.450	稳
31	25.0	46.0	35.0	46.0	393.0	0.25	1.310	稳
32	25.0	48.0	40.0	49.0	330.0	0.25	1.490	稳
33	31.3	68.6	37.0	47.0	305.0	0.25	1.200	失稳
34	25.0	55.0	36.0	45.5	299.0	0.25	1.520	稳
35	31.3	68.0	37.0	47.0	213.0	0.25	1.200	失稳

2 边坡评价模型的建立

基于 SVM 的边坡稳定状态预测模型可以将边坡分为稳定或者不稳定两种类型,基于 SVR 的边坡稳定安全系数预测模型可以得到边坡的稳定安全系数。

2.1 SVM 模型

在本文中,将输入变量(重度、黏聚力、内摩擦角、坡高、坡角、孔隙压力比)作为 SVM 模型的输入,将边坡是否稳定作为 SVM 模型的输出,建立一个多变量输入、单变量输出的 SVM 分类模型。建模过程如下^[25]:

假设训练集的数量为 l ,那么训练集为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \cdots, l\}$, $y_i = \{-1, 1\}$, $y_i = 1$ 表示稳定边坡, $y_i = -1$ 表示不稳定边坡。

根据从低维空间映射到高维特征空间的关系,建立在后者中的线性回归函数,如下:

$$f(x) = \boldsymbol{w}\boldsymbol{\Phi}(x) + b$$

(1)

式中: $\boldsymbol{w}$ 为高维特征空间权重向量; $\boldsymbol{\Phi}(x)$ 为非线性映射函数; b 为阈值。

选取适当的核函数 $K(x, x')$ 和适当的惩罚参数 c ,构造并求解优化问题:

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq c \end{cases}, i = 1, 2, \cdots, l \end{cases}$$

(2)

得到最优解: $\boldsymbol{\alpha}^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \cdots, \alpha_l^*)^T$ 。此外,常见核函数的类型主要有 Linear、Polynomial、Radial basis function(RBF)、Sigmoid。最后,构建决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b)$$

(3)

式中: $f(x)$ 为输出变量即边坡是否稳定标签; x 为输入变量。

2.2 SVR 模型

在本文中,将输入变量(重度、黏聚力、内摩擦角、坡高、坡角、孔隙压力比)作为 SVR 模型的输入,将边坡稳定性系数作为 SVR 模型的输出,建立一个多变量输入、单变量输出的 SVR 回归模型。建模过程如下^[26]:

相比于 SVM 模型,SVR 模型引入了线性不敏感损失函数,为:

$$L(f(x), y, \varepsilon) = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & |y - f(x)| > \varepsilon \end{cases}$$

(4)

式中: y 为真实值。

通过引入松弛变量 ξ_i, ξ_i^* 建立目标函数:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \begin{cases} y_i - w\Phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \\ -y_i + w\Phi(x_i) + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

式中: c 为惩罚因子,反映了对训练误差大于 ε 样本的惩罚。引入拉格朗日函数,可得:

$$\begin{cases} \max_{\alpha, \alpha^*} \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i - x_j^*) \right. \\ \quad \left. - \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*)\varepsilon + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)y_i \right] \\ \text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

求解上式后得到回归函数为:

$$\begin{aligned} f(x) &= w\Phi(x) + b = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)\Phi(x_i)\Phi(x) + b \\ &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)K(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $f(x)$ 为边坡稳定性系数预测值; x 为模型输入变量。

2.3 综合边坡稳定性评价模型

基于 SVM 的边坡稳定状态预测模型可以将边坡分为稳定或者不稳定两种类型,基于 SVR 的边坡稳定安全系数预测模型可以得到边坡的稳定安全系数。《建筑边坡工程技术规范》(GB 50330—2013)给出了边坡稳定性状态的分级规定,如表 3 所示。

表 3 边坡稳定状态划分^[27]

边坡稳定安全系数 F_s	$F_s < 1.00$	$1.00 \leq F_s < 1.05$	$1.05 \leq F_s < F_{st}$	$F_s \geq F_{st}$
边坡稳定状态	不稳定	欠稳定	基本稳定	稳定

注:对于安全等级为一级、一般工况下的永久边坡 F_{st} 取 1.35。

基于表 3 并结合基于 SVM 的边坡稳定状态预测模型可以将边坡分为稳或者失稳两种类型的情况,考虑将边坡状态分为稳定(I)、较稳定(II)、欠稳定(III)、不稳定(IV)、很不稳定(V)共计五个等级,具体取值如表 4 所示,其分级的含义如表 5 所示。

表 4 边坡综合评价等级

SVM \ SVR	不稳定	欠稳定	基本稳定	稳定
稳	IV	III	II	I
失稳	V	IV	III	II

表 5 边坡综合评价等级

评价等级	特征描述
很不稳定(V)	边坡状态很不稳定,随时可能引发产生滑坡。
不稳定(IV)	边坡状态不稳定,易被外界条件引发产生滑坡。
欠稳定(III)	边坡状态欠稳定,可能产生滑坡。
较稳定(II)	边坡状态基本稳定,较难产生滑坡。
稳定(I)	边坡状态十分稳定,难以产生滑坡。

3 边坡稳定性预测

3.1 模型求解

使用 MATLAB 软件编程实现对边坡稳定的综合评价,其中对 10 组边坡数据进行综合评价,其中 1~25 号边坡为训练集,26~35 号边坡为预测集。SVM 模型和 SVR 模型的核函数采用 Linear 函数、Polynomial 函数、RBF 函数、Sigmoid 函数共计 4 种情况,模型参数利用网格搜索确定最优值,其计算结果如表 6 所示。

表 6 评价结果

边坡编号	真实状态	核函数类型			
		Linear	Polynomial	RBF	Sigmoid
26	失稳	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)
27	稳	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)
28	失稳	稳定(I)	较稳定(II)	不稳定(IV)	稳定(I)
29	稳	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)
30	稳	稳定(I)	较稳定(II)	稳定(I)	稳定(I)
31	稳	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)
32	稳	较稳定(II)	较稳定(II)	稳定(I)	较稳定(II)
33	失稳	较稳定(II)	较稳定(II)	欠稳定(III)	较稳定(II)
34	稳	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)	较稳定(II)
35	失稳	较稳定(II)	欠稳定(III)	欠稳定(III)	较稳定(II)

由表 6 可以发现不同的核函数类型对于边坡评价的结果影响较大,结合边坡真实状态不难看出 RBF 函数作为核函数的模型的评价效果较好。

3.2 参数分析

在机器学习的预测模型中,输入参数的选择是影响模型准确率的重要因素,考虑到实际的工程应用中存在边坡参数不确定的现象,并为了研究各输入参数对于模型预测结果的影响,判断各参数对模型的影响,接下来将研究逐个剔除变量对于模型评价结果的影响,其计算结果如表 7 所示。

误判次数越少说明模型评价结果的科学性越好,越级现象(稳定状态边坡评为欠稳定(III)、不稳定(IV)、很不稳定(V);失稳状态边坡评为较稳定(II)、稳定(I))存在较少,可以发现 RBF 核函数表现较好,并且说明输入变量是影响模型的重要因素。

表 7 剔除变量后的评价结果对比

边坡 序号	Linear							Polynomial							RBF							Sigmoid							真实 状态		
	无	①	②	③	④	⑤	⑥	无	①	②	③	④	⑤	⑥	无	①	②	③	④	⑤	⑥	无	①	②	③	④	⑤	⑥			
26	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	失稳	
27	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ*	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅰ	Ⅲ*	Ⅲ*	稳	
28	Ⅰ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅰ*	Ⅲ	Ⅰ*	Ⅰ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅰ*	Ⅳ	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅰ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅰ*	Ⅲ	Ⅰ*	Ⅰ*	失稳	
29	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	稳	
30	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	稳	
31	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	稳	
32	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	稳
33	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅰ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	失稳	
34	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅲ*	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	稳
35	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅱ*	Ⅲ	Ⅱ*	Ⅰ*	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	失稳	
误判 次数	4	3	4	4	1	4	5	3	2	1	0	2	3	3	1	2	1	0	1	0	1	2	2	3	3	2	5	5	—		

注:①、②、③、④、⑤、⑥分别指重度、黏聚力、内摩擦角、边坡高度、坡角、孔隙压力比;*表示将失稳状态边坡评为较稳定(Ⅱ)、稳定(Ⅰ)或者将稳定边坡评为欠稳定(Ⅲ)、不稳定(Ⅳ)、很不稳定(Ⅴ)。

3.3 实例验证

为了研究所建立的 SVM-SVR 边坡稳定性综合评价模型的预测效果,选取甘肃省白银市白银南站某黄土多级边坡为预测对象,针对其边坡稳定性进行综合评价。

边坡长度为 124 m,高度 65 m,宽度为 40 m,1~5 级坡面坡度约为 1:1.5,坡角为 33.69°;6~9 级坡面坡度约为 1:1.75,坡角为 29.724°。共有三层土体,上部土体采用 Q₃ 黄土,其厚度约为 20 m 不等,中部土体采用砂岩夹泥岩(强风化),其厚度为 35 m,整体呈现凹形,下部土体为砂岩夹泥岩(弱风化),其厚度约为 10 m,具体土层参数如表 8 所示。

表 8 土层主要物理参数

土层名称	重度 γ /(kN·m ⁻³)	黏聚力 c /kPa	摩擦角 φ /(°)	孔隙压力比 r_u /kPa	压缩模量 $E_{s0.1-0.2}$ /MPa
砂质黄土	13.7	12.3	23.5	—	8
砂岩夹泥岩(强风化)	30	22	26	6.0	44
砂岩夹泥岩(弱风化)	28	22	27	2.0	43

通过所建立的 SVM-SVR 边坡稳定性综合评价模型(核函数为 RBF)的计算,结果表明:未支护下白银南站某黄土多级边坡的综合评价等级为不稳定(Ⅳ),与实际原状边坡稳定状态相符。

4 非饱和黄土多级边坡数值模拟

4.1 建立计算模型

为了研究此非饱和黄土多级边坡变形规律,基

于 PLAXIS 3D 数值模拟软件,以甘肃省白银市白银南站某黄土多级边坡为原型,建立数值计算模型,分析最危险滑移面的位移、塑性应变、孔隙水压力的变化。

为了便于计算和研究,设定每层土层为单一均质的土。为了使计算结果的精度符合预期理想,采用 Mohr-Column 准则为本构模型,并用细网格进行划分,相对单元尺寸为 0.7,单元尺寸为 5.687,使用最大内核数为 256 个,全局比例因子为 1.2,最小元素大小因子为 5×10^{-3} ,共划分了 75 493 个单元,112 079 个节点,数值模型单元网格图如图 1 所示。

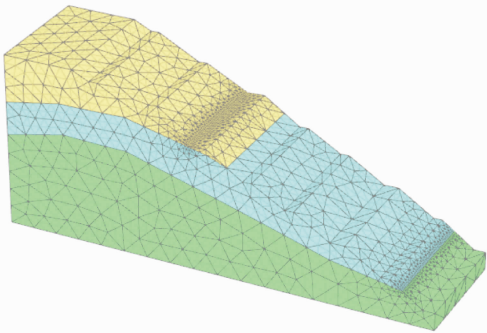


图 1 多级边坡单元网格划分

4.2 边坡稳定性分析

多级边坡情况较为复杂,甚至会出现局部滑动的情况,因此,本文首先通过数值模拟计算,寻找边坡潜在滑移面中的最危险滑移面,通过分析最危险滑移面的位移、塑性应变、孔隙水压力,得出非饱和黄土多级边坡变形规律。图 2、图 3 和图 4 分别对

应位移、塑性应变和孔隙水压力云图。

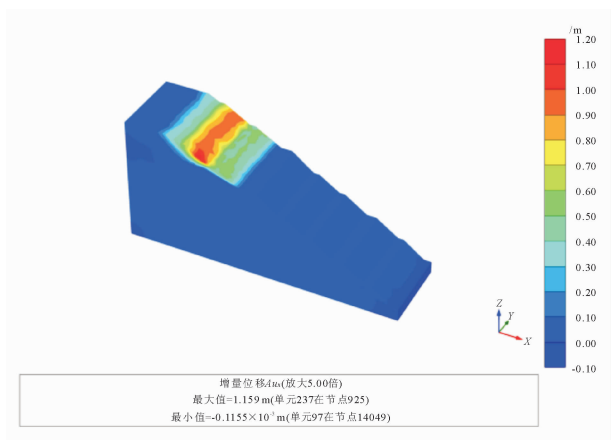


图 2 天然状态下最危险滑移面位移云图

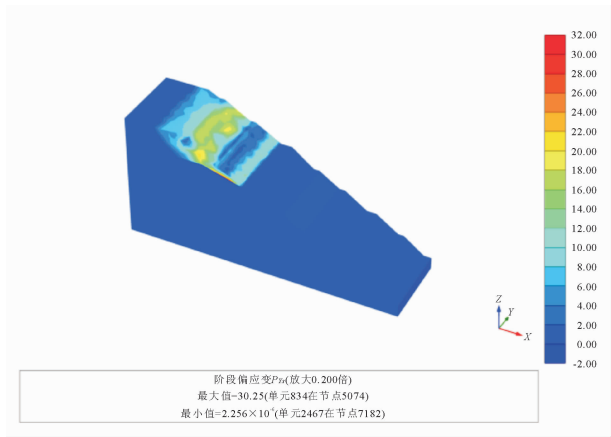


图 3 天然状态下最危险滑移面塑性应变云图

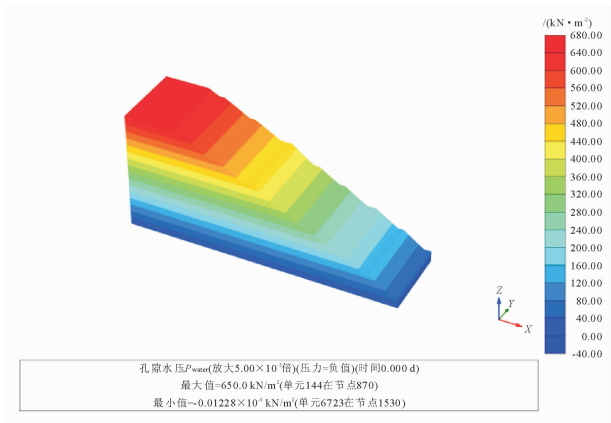


图 4 天然状态下最危险滑移面孔隙水压力云图

分析天然状态下最危险滑移面的位移与塑性应变可知,塑性应变主要分布在 9 级边坡和 6 级边坡之间,在坡顶与坡脚集中,在 6 级边坡坡脚处应变最为集中。 x 方向的位移变化最大在 8 级边坡坡面,最大位移约为 1.159 m,往坡脚位置 x 方向的位移逐渐减小,在 5 级边坡坡面处位移几乎减小到 0 m。

这是因为该多级边坡为非均质边坡,边坡的中层土体为砂岩夹泥岩(强风化)、边坡的下层土体为砂岩夹泥岩(弱风化),风化岩的弹性模量、黏聚力、内摩擦角远大于边坡上层非饱和 Q_3 黄土,因此滑移面的位移集中在强度较小的边坡上层非饱和 Q_3 黄土土体,塑性区分布和滑动面所处的位置基本吻合。孔隙水压力从下到上成线性增大的趋势,最小处位于坡底,最大处位于坡顶。

5 非饱和黄土多级边坡现场监测

5.1 监测方案

多级边坡的情况较为复杂,相较于单级边坡更容易发生边坡失稳的情况。为了实时掌握边坡变形情况,判断边坡变形的趋势,确保工程顺利进行,要对不同坡级土体进行系统、综合监测。依托白银南站 DK189+950 左侧 9 级边坡作为典型代表,实时监测边坡表面位移、深部测斜位移、土体含水率等变化情况,判断多级边坡的稳定性,图 5 为传感器总体布置剖面图,监测内容如下:

- (1) 坡体深部位移监测:在坡顶和分级平台上钻孔,安装测斜管,管内安装深层测斜仪,深层测斜仪竖向间距 4 m,通过深孔测斜监测边坡深部一定范围的深层变形。
- (2) 坡体内部孔隙水压力与含水量监测:分别采用渗压计和 TDR 水分计监测坡体一定深度范围内孔隙水压力和含水量的变化,为坡体应力-应变分析提供依据,渗压计、TDR 水分计竖向间距 4 m 或 5 m。
- (3) 现场雨量监测:在现场 3 级平台上布设雨量计,监测施工期和工后一定时期内的雨量变化情况。

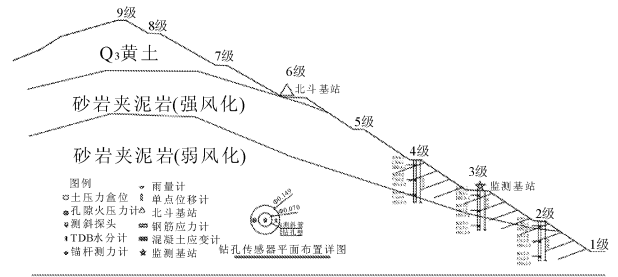


图 5 传感器总体布置剖面图

5.2 监测结果

(1) 边坡深部测斜位移监测结果分析
边坡深部测斜位移的变化可直观反映边坡内部位移变化情况,为判断边坡内部稳定性状态提供参考,绘制二、三、四级边坡的测斜监测变化,结果如图

6 所示。

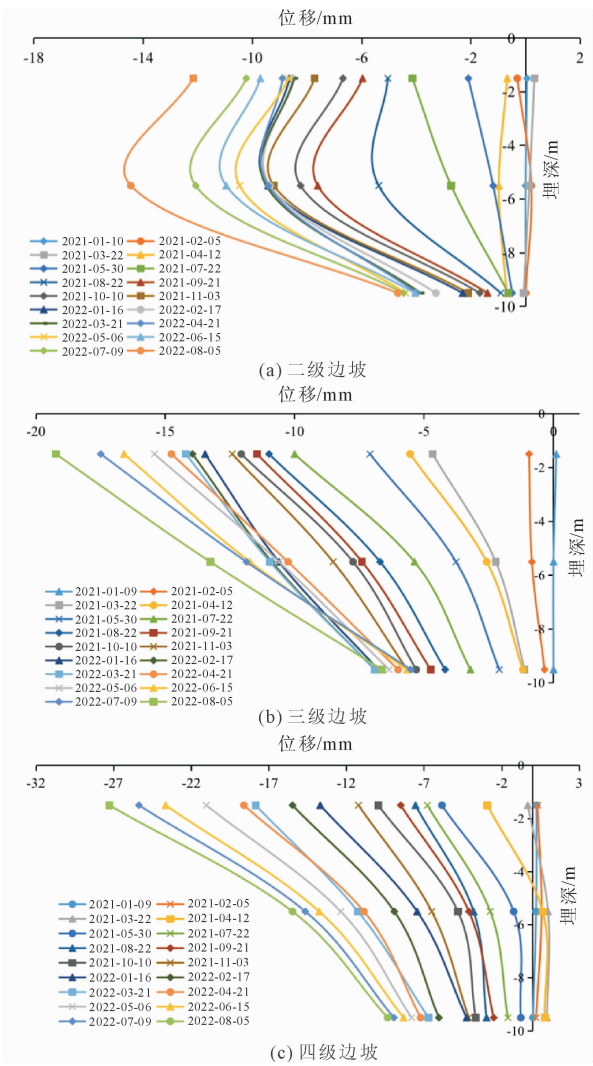


图 6 边坡深部测斜位移监测结果

通过对比二、三、四级边坡测斜位移不难发现,施工完毕初期,位移较为稳定,无较大改变。稳定情况至 2021 年 5 月左右发生改变,表现为明显且较为快速增长,持续至 2021 年 9 月,此后位移增长较为缓慢。结合实际情况,主要是由于该阶段为锚索张拉锁定阶段,锚固力强,稳定效果好。在锚索张拉时,锚固向边坡内收缩变形导致位移减小,因此位移在小范围内波动变化。但在张拉阶段结束后,锚固力开始减小,损失较大,导致位移变化曲线产生突变。此后边坡处于卸荷阶段,位移缓慢增加,变化较为平稳。

二级边坡变化趋势相较于三、四级边坡变化趋势略有不同,测斜位移随埋深的增加呈先增大后减小趋势。深度为 5.5 m 时,最大位移为 14.451 mm。三、四级边坡测斜位移随深度增大呈逐级递减的变

化趋势,最大位移都在离坡面较近的 1.5 m 深度位置,大小分别为 19.223 mm、27.281 mm。结合数值模拟分析,造成这种现象的原因是该边坡最危险滑动面穿过二级坡深度 5.5 m 位置,因此位移较大。但边坡最危险滑动面离三、四级坡面较远,因此 1.5 m 深度位移较大。

综合分析可知,边坡内部位移变化趋势较小,说明预应力锚索具有良好的锚固作用,可有效提高边坡的稳定性。

(2) 土体内部孔隙水压力监测结果分析

非饱和土边坡的稳定性较大程度上受孔隙水压力的影响,绘制土体内部孔隙水压力监测变化,结果如图 7 所示。

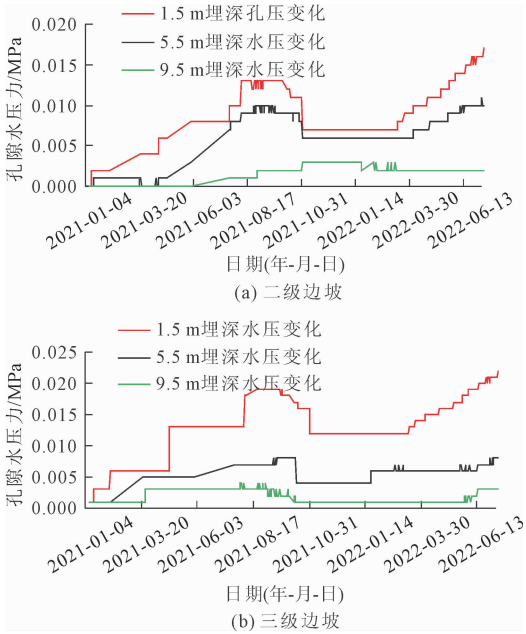


图 7 边坡孔隙水压力监测结果

将各级边坡不同埋深孔压进行对比分析,可以看出,该边坡表层土体的孔隙水压力变化较大,二级边坡埋深 1.5 m 处土体孔隙水压力最大值为 0.18 MPa,最小值为 0.001 MPa。三级边坡埋深 1.5 m 处土体孔隙水压力最大值为 0.23 MPa,最小值可为 0 MPa。随着埋深的增加,土体孔隙水压力变化减小,埋深在 9.5 m 处的土体孔隙水压力趋于稳定,基本在 0 MPa~0.003 MPa 区间内波动。

分析二、三级边坡不同埋深的孔隙水压力变化,即夏季孔隙水压力较大,冬季孔隙水压力较小。究其原因,可认为其受季节性变化影响。结合当地气候及地理位置分析,造成这种现象的原因是由于该多级边坡深居西北内陆,成雨机会少,地区气候干

燥,属很强的大陆性温带季风气候。

6 结 论

(1) 基于 SVR-SVM 边坡状态预测模型先后得出边坡稳定状态与安全系数,通过细化边坡状态等级,实现对边坡稳定性的综合评价。

(2) 选择 Linear、Polynomial、RBF、Sigmoid 四种核函数作为模型进行计算,不难发现,函数类型的不同对边坡评价的结果影响较大,RBF 函数作为核函数的模型评价效果较好。

(3) 输入变量是影响模型预测结果的重要因素,而剔除变量可能会提高或降低预测预测结果的准确性,并且剔除同一个变量对于不同核函数模型的影响是不同的,综合来看,由 RBF 函数建立的预测模型误判次数少,越级现象少,具有良好的预测性能。

(4) 非均质的非饱和黄土多级边坡最危险滑移面的位移集中在强度较小的上层土体,边坡孔隙水压力从下到上成线性增大的趋势。

(5) 预应力锚索在提高边坡稳定性的过程中起到了良好的锚固作用,边坡表层土体的孔隙水压力变化较大,随着埋深的增加,土体孔隙水压力的变化则逐渐减小。

参考文献:

- [1] 国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2021: 239-284.
- [2] 孙世国, 宋腾飞, 肖 剑. 边坡稳定性分析方法及展望[J]. 北京工业职业技术学院学报, 2021, 20(4): 1-4.
- [3] 吴 玺. 基于数值模拟方法的黄土边坡稳定性研究[D]. 西安: 西安长安大学, 2015.
- [4] 樊 奇. 基于机器学习全流程的高速公路岩质边坡稳定性快速评价方法研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2019.
- [5] 苏国少, 宋咏春, 燕柳斌. 高斯过程机器学习在边坡稳定性评价中的应用[J]. 岩土力学, 2009, 30(3): 675-679, 687.
- [6] 秦驰越, 张文兴. 基于机器学习的露天矿排土场边坡稳定性预测[J]. 金属矿山, 2021(8): 164-169.
- [7] 赵洪波. 基于支持向量机的边坡可靠性分析[J]. 岩土工程学报, 2007, 29(6): 819-823.
- [8] 张云雁. 基于 GS-SVM 的边坡稳定性预测模型[J]. 水利水电技术, 2020, 51(11): 205-209.
- [9] 王 芬, 刘 阳, 郝建斌, 等. 基于 MABC-SVR 的边坡安全系数预测模型[J]. 安全与环境工程, 2019, 26(2): 178-182, 189.

- [10] 闫长斌. 边坡稳定性预测的粗糙集-距离判别模型及其应用[J]. 工程地质学报, 2016, 24(2): 204-210.
- [11] 姚 玮, 温树杰. 随机森林模型在边坡稳定性预测中的应用[J]. 矿业研究与开发, 2017, 37(4): 58-61.
- [12] 袁 颖, 宁志杰, 周爱红, 等. 岩质边坡稳定性预测模型的评价指标处理方法研究[J]. 自然灾害学报, 2020, 29(05): 150-160.
- [13] 舒苏荀, 龚文惠. 边坡稳定分析的神经网络改进模糊点估计法[J]. 岩土力学, 2015, 36(7): 2111-2116.
- [14] 顾清华, 李梦然, 闫宝霞. 基于 DE-BA-LSSVM 的露天矿边坡稳定性预测[J]. 矿业研究与开发, 2018, 38(8): 1-5.
- [15] 蔡慧娟, 侯 丽, 张 胤. 基于 SVM-GA 方法的软土复合地基边坡稳定预测模型研究及应用[J]. 水利水电技术, 2018, 49(9): 178-183.
- [16] 黄海清, 陈荣荣, 牛 琳, 等. 基于偏最小二乘的小波网络膨胀土边坡稳定性预测[J]. 安全与环境学报, 2018, 18(5): 1675-1680.
- [17] 张凌凡, 陈忠辉, 周天白, 等. 基于梯度提升决策树的露天矿边坡多源信息融合与稳定性预测[J]. 煤炭学报, 2020, 45(S1): 173-180.
- [18] 陈 茸, 韩宝安, 韩宝华, 等. 基于 DE-MELM 的土质边坡稳定性预测方法[J]. 安全与环境工程, 2020, 27(4): 87-93.
- [19] 冯泽杰. 露天矿边坡稳定性预测的 PCA-ART 模型及其应用[J]. 煤炭技术, 2020, 39(10): 124-127.
- [20] 张 研, 吴哲康, 王鹏鹏, 等. 基于 PCA-RVM 的露天矿边坡稳定性预测模型[J]. 矿业研究与开发, 2021, 41(3): 13-18.
- [21] 冯夏庭, 王泳嘉, 卢世宗. 边坡稳定性的神经网络估计[J]. 工程地质学报, 1995, 3(4): 54-61.
- [22] 余志雄, 周创兵, 李俊平, 等. 基于 ν -SVR 算法的边坡稳定性预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(14): 2468-2475.
- [23] 胡卫东, 曹文贵. 基于粒子群 BP 网络混合算法的边坡稳定性评价[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(1): 66-71.
- [24] 王健伟, 徐玉胜, 李俊鑫. 基于网格搜索支持向量机的边坡稳定性系数预测[J]. 铁道建筑, 2019, 59(5): 94-97.
- [25] 周苏华, 周帅康, 谭捍华, 等. 基于支持向量机的边坡稳定状态预测及参数优化[J]. 安全与环境学报, 2022, 22(3): 1187-1197.
- [26] 刘相龙, 刘仲武, 马灵会, 等. 基于支持向量机的边坡稳定性系数预测及变量分析[J]. 水利与建筑工程学报, 2023, 21(1): 172-178.
- [27] 建筑边坡工程技术规范: GB 50330—2013[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013.