

震后危岩体边坡力学参数反演及余震动力响应分析^①

卢栋¹, 富国凯¹, 孙正军¹, 代吉才¹, 高晨翔², 侯钦宽²

(1.新疆金川矿业有限公司, 新疆 伊犁 835000; 2.东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要:以新疆金川矿业京希-巴拉克采区南帮边坡为工程背景,针对震后边坡力学参数弱化及余震下边坡稳定性评估问题,提出了基于乌鸦算法(CSA)优化的BP神经网络模型(CSA-BP),用于震后边坡力学参数反演,并结合离散元法对余震状态下危岩体边坡稳定性进行评价。结果表明,CSA-BP模型反演震后边坡力学参数,定量揭示了岩体弱化特征;5级余震下边坡中上部凝灰质砂岩位移显著, x 方向位移远超竖向(z 方向)位移,边坡失稳以水平滑移为主。CSA-BP模型能通过参数-动力耦合机制精准定位高风险区,可为震后边坡防护提供理论支撑。

关键词:危岩体;边坡稳定性;岩石力学;参数反演;乌鸦算法;BP神经网络;地震响应;机器学习

中图分类号: TD854;TD313

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2025.02.006

文章编号: 0253-6099(2025)02-0034-07

Inversion of Mechanical Parameters and Dynamic Response Analysis of Dangerous Rock Mass Slopes After Earthquakes

LU Dong¹, FU Guokai¹, SUN Zhengjun¹, DAI Jicai¹, GAO Chenxiang², HOU Qinkuan²

(1.Xinjiang Jinchuan Mining Co., Ltd., Ili Kazakh Autonomous Prefecture 835000, Xinjiang, China; 2.School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract: The south slope of the Jingxi-Barak mining area of Xinjiang Jinchuan Mining Industry was taken for study. As for the issues of weakening mechanical parameters of slopes after an earthquake and the stability assessment of slopes under aftershocks, a BP neural network model optimized by the crow search algorithm (CSA-BP) was proposed for the inversion of mechanical parameters of slopes after an earthquake. The stability of slopes with dangerous rock mass under aftershocks was evaluated by using the discrete element method. The results show that the CSA-BP model can quantitatively reveal the weakening characteristics of rock masses through the inversion of mechanical parameters. Under aftershock of a magnitude 5 earthquake, significant displacement occurs in the tuffaceous sandstone in the middle and upper parts of the slope, with horizontal (x -direction) displacement far exceeding vertical (z -direction) displacement, indicating that slope instability is dominated by horizontal sliding. The CSA-BP model can accurately identify high-risk zones through a parameter-dynamic coupling mechanism, providing theoretical support for slope protection after earthquakes.

Key words: unstable rock mass; slope stability; rock mechanics; parameter inversion; crow search algorithm; BP neural network; seismic response; machine learning

地震会造成岩质边坡严重破坏与变形,不仅会弱化岩质边坡力学参数,还会使岩体内部产生巨大力学作用,导致裂隙产生和扩展,形成潜在危岩体^[1-3]。准确评价地震作用下危岩体边坡力学参数和稳定性是保

障露天矿山安全开采的关键。随着计算机技术和人工智能的快速发展,基于智能算法的岩石参数反演得到了深入研究。三层BP神经网络模型是岩土工程研究中常用的方法^[4]。众多学者对岩石力学参数反演工

① 收稿日期: 2024-10-23

基金项目: 中国—中东欧国家高校联合教育项目(2021111);国家自然科学基金(U1602232, 52374157);辽宁省重点科技计划项目(2019JH2-10100035);中央高校基本科研业务专项资金(N2301005, N2301006)

作者简介: 卢栋(1977—),男,山西霍州人,高级工程师,主要从事基础地矿与矿产勘查工作。E-mail: 18953932033@189.cn

通信作者: 侯钦宽(1995—),男,河南安阳人,博士研究生,主要从事岩体稳定性评价与分析研究。E-mail: houqinkuan@qq.com

作^[5-8]做出有益探索,但震后岩体应力重分布、裂隙扩展等引起的参数弱化问题尚未得到较好解决。因此,探索震后及余震状态下危岩体参数弱化和定量评价工作意义重大。

边坡动力响应特征是进行震害解释、地震防控及稳定性评价的重要依据。大量学者对地震响应模拟及动载作用下的边坡稳定性做了大量研究^[9-12],但大部分研究主要围绕地震的一次性破坏展开,忽略了余震状态下边坡危岩体稳定性问题。因此,非常有必要开展余震状态下边坡稳定性分析。

本文基于乌鸦算法改进BP神经网络模型,用于震后危岩体边坡力学参数反演,并对余震状态下危岩体边坡的稳定性进行评价。以新疆金川矿业京希-巴拉克采区南帮边坡为工程背景,在反演震后危岩体边坡力学参数的基础上,构建离散元模型,通过动力响应分析对震后边坡稳定性进行评价。研究成果可有效避免人工勘测震后危岩体边坡的风险,为震后危岩体边坡的稳定性分析和防护治理提供参考。

1 工程概况

1.1 地质背景

新疆金川矿业京希-巴拉克采区位于塔里木-南疆地层大区的中南天山地层小区,南北分别毗邻伊宁地层小区和温泉地层小区^[13]。根据大地构造演化的不同阶段及其相应沉积特征,评价区地层可分为基底岩系和盖层岩系两大部分。

图1为京希-巴拉克采区南侧边坡地质简图。该边坡坡度 $40^{\circ}\sim 51^{\circ}$,整体坡比1:1.01,坡高143 m,由11级台阶组成,台阶高度10~13 m,台阶宽度3~4 m。边坡上覆凝灰质砂岩,呈灰绿色和黑褐色,具有凝灰结构和层状构造,风化严重,节理裂隙发育,岩体破碎,岩层产状为 $341^{\circ}\angle 30^{\circ}$ 。边坡下覆块状灰岩,呈灰白色,具有晶粒结构和层状构造,出露面积较大,厚约260 m,含有灰黑色硅质团块及方解石脉,岩层产状为 $270^{\circ}\angle 6^{\circ}$ 。受南北向断裂影响,南侧边坡稳定性较低,地震作用下极易失稳。

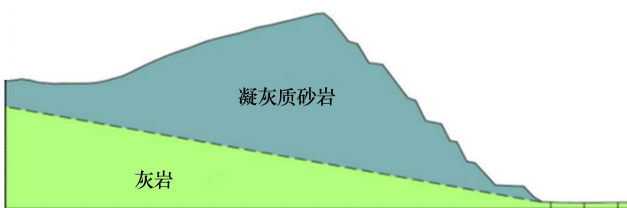


图1 采区南侧边坡地质简图

Fig. 1 Geological map of southern slope in mining area

1.2 数值模型构建

京希-巴拉克采区南侧边坡于2021年发生滑坡,主要是下部岩体风化破碎无法承受上部覆载,导致边坡整体向下滑动。滑坡体呈近似“圈椅”状,长约480 m,宽90~120 m,相对高差115 m。该滑坡体主滑方向 345° ,面积约48 000 m^2 ,滑体厚2~4 m,体积约 $14.4\times 10^4 m^3$,属于中型规模滑坡。滑坡后缘发育了4条裂缝,裂缝长20~95 m、宽0.1~0.2 m、深度大于2 m。

为了分析滑坡破坏机理和地震对岩体的弱化作用,采用离散元法构建采区南侧边坡数值模型,如图2所示。为了简化地震动载作用下的模拟计算,模型介质和边界条件简化处理。考虑边界效应,设置模型尺寸为横向宽150 m、纵向长500 m、高160 m,大于实际滑坡体范围。

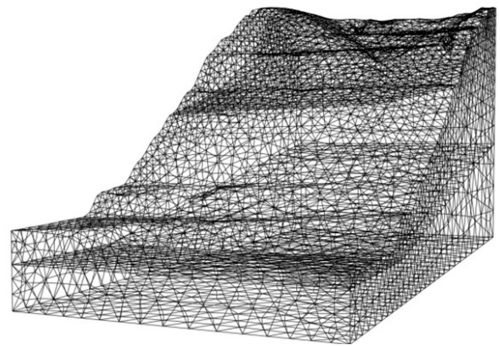


图2 采区南侧边坡数值模型

Fig. 2 Numerical model of southern slope in mining area

2 震后危岩体边坡力学参数反演

2.1 模型建立

2.1.1 乌鸦算法

乌鸦算法(crow search algorithm, CSA)^[14]是一种基于群体智能的优化算法,具有全局搜索能力强、收敛速度快、参数调节简单等优点,特别适用于复杂问题的全局最优解搜索。在本文中,震后危岩体边坡力学参数的反演涉及非线性、多变量优化问题,具有复杂的地质环境和不确定性。乌鸦算法的全局搜索能力能够有效处理这种复杂性,快速找到力学参数的最优解,从而准确反演危岩体边坡的力学行为。因此,本文采用该方法用于震后危岩体边坡力学参数反演。

乌鸦算法的基本思路为乌鸦将多余的食物储存在藏身之处,并在需要食物时将其取回。假设在 d 维空间中包含 N 个随机分布的乌鸦数量。每个乌鸦表示一个问题的可行解决方案, d 是决策变量的数量。某只乌鸦的位置集合 C 可表示为:

$$C = \begin{bmatrix} x_1^1 & \cdots & x_d^1 \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ x_1^N & \cdots & x_d^N \end{bmatrix} \quad (1)$$

每只乌鸦 i 在每一轮会选择一只乌鸦 j 进行跟踪, 存在以下两种情况。

1) 情况 1: 乌鸦 j 未发现乌鸦 i , 则乌鸦 j 继续前往食物隐藏地, 乌鸦 i 的新位置按式(2)计算。

$$x_i^{t+1} = x_i^t + r_i \cdot f_i^t \cdot (\text{mem}_j^t - x_i^t) \quad (2)$$

式中: x_i^t 表示第 i 只乌鸦第 t 轮的位置; mem_j^t 表示第 j 只乌鸦第 t 轮的最优位置; r_i 表示第 i 只乌鸦的随机概率, 取 $0 \sim 1$; f_i^t 表示第 i 只乌鸦第 t 轮的跟随步长。

2) 情况 2: 乌鸦 j 发现了乌鸦 i , 则乌鸦 j 决定对乌鸦 i 进行误导, 乌鸦 i 的位置变为随机位置。

综合以上两种情况, 乌鸦 i 在跟随乌鸦 j 时得到的新位置为:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + r_i \cdot f_i^t \cdot (\text{mem}_j^t - x_i^t), & r_i > A_j^t \\ \text{随机位置}, & r_i < A_j^t \end{cases} \quad (3)$$

式中 A_j^t 表示第 j 只乌鸦第 t 轮的警觉概率。乌鸦算法搜索运行机制如图 3 所示。

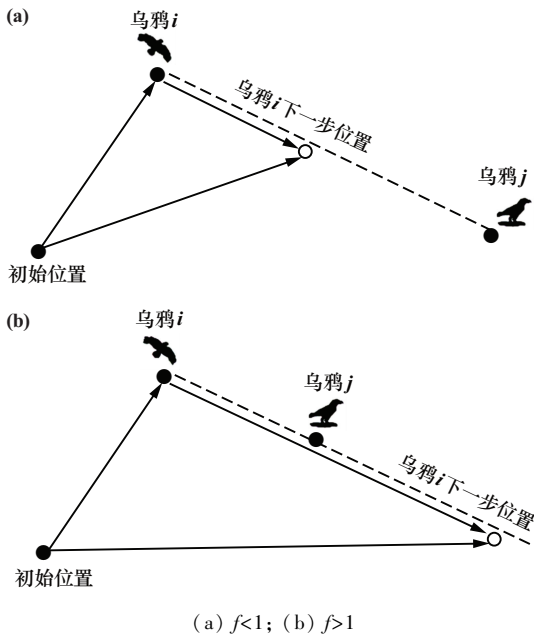


图 3 乌鸦算法搜索运行机制

Fig. 3 Operational mechanism of crow search algorithm

可以看出: $f < 1$ 时, 个体会进行局部搜索; $f > 1$ 时, 个体进行全局搜索。

2.1.2 CSA-BP 神经网络模型建立

BP 神经网络模型^[15]具有输入层、隐藏层和输出层, 其工作原理主要分为前向传播和反向传播两个过

程。通过不断迭代前向传播和反向传播过程, BP 神经网络模型可以不断优化权重和偏置, 提高网络的性能和准确性。其工作基本原理如图 4 所示。

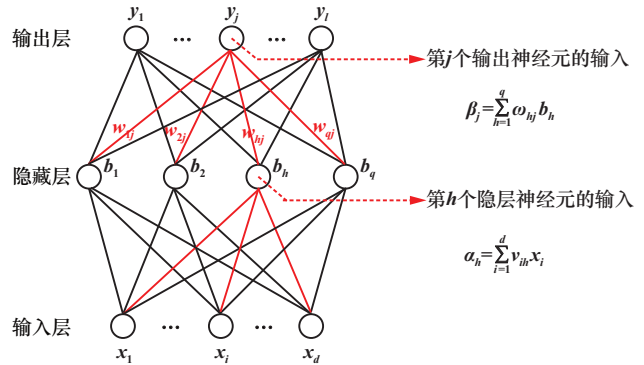


图 4 BP 神经网络模型工作基本原理

Fig. 4 Basic working principle of BP neural network

BP 神经网络模型与乌鸦算法相结合, 可以充分发挥乌鸦算法全局搜索能力强、稳定高效的优势, 优化 BP 神经网络的初始权值和阈值。本文基于乌鸦算法, 构建 CSA-BP 神经网络模型, 实现危岩体边坡力学参数的反演。CSA-BP 神经网络模型构建步骤如下:

1) 随机初始化神经网络模型的权值和阈值。

2) 选择适合的目标函数衡量神经网络模型的性能。通常情况下, 可选择神经网络模型的损失函数作为目标函数, 如均方误差 (MSE) 或交叉熵损失函数。

3) 初始化乌鸦种群, 每只乌鸦代表一个解 (即一组权值和阈值), 并计算每只乌鸦的适应度值 (即目标函数值)。

4) 迭代优化过程。搜索阶段: 每只乌鸦在搜索空间中寻找新的解; 通过调整乌鸦位置和搜索方向, 更新乌鸦的解, 得到新的权值和阈值。评估阶段: 计算每只乌鸦的适应度值, 并根据适应度值对乌鸦进行排序。更新阶段: 根据乌鸦的适应度值和搜索历史, 更新乌鸦的位置和搜索方向, 继续优化搜索新的解。终止条件: 根据预设的终止条件 (如达到最大迭代次数或目标函数收敛), 结束优化过程。

5) 选择适应度值最优的乌鸦作为最终解, 得到神经网络模型最优权值和阈值。

2.2 模型检验

基于边坡岩石力学参数, 对构建的 CSA-BP 神经网络模型进行训练及性能检验。由于岩石的天然重度变化较小, 本文仅对黏聚力、内摩擦角、弹性模量、泊松比进行参数反演, 根据区域地质背景和类似地质条件下的实验研究, 将 4 个因素划分为 5 个水平, 如表 1 所示。

表 1 因素水平划分表

Table 1 Classification of factor levels

水平	弹性模量 <i>E</i> /GPa	泊松比 μ	内摩擦角 φ /(°)	黏聚力 <i>C</i> /MPa
1	3.50	0.200	25.00	0.1
2	5.25	0.225	28.75	0.2
3	7.00	0.250	32.50	0.3
4	8.75	0.275	36.25	0.4
5	10.50	0.300	40.00	0.5

采用全球卫星导航系统实时监测与定位边坡位移,监测点布置如图 5 所示。监测点 1 位于坡顶,主要用于监测坡顶的水平位移和沉降情况,以评估边坡整体稳定性。监测点 2 设置在中部裂缝发育区域,重点监测裂缝的扩展和剪切位移情况。监测点 3 位于坡脚,用于监测滑移面处的位移特征,评估潜在滑移风险。



图 5 采区南侧边坡监测点布置

Fig. 5 Layout of monitoring points on southern slope in mining area

基于正交试验设计方法,待反演的 4 个参数的正交试验结果如表 2 所示。从 25 组数据中选择 20 组作为训练样本,5 组作为测试样本,测试样本编号分别为 1、7、13、19、25。随后,将各组参数代入计算模型,布置相应监测点,基于新疆 5 级地震施加地震力,模拟计算得到各监测点位移值。施加的地震波加速度曲线如图 6 所示。

CSA-BP 神经网络模型反演结果如表 3 所示。弹性模量反演值与目标值相对误差为 8.4%~22.3%,黏聚力反演值与目标值相对误差为 3.5%~19.3%,泊松比

表 2 正交试验结果

Table 2 Orthogonal experiment results

样本 编号	<i>E</i> /GPa	<i>C</i> /MPa	μ	φ /(°)	位移/mm		
					监测点 1	监测点 2	监测点 3
1	3.50	0.1	0.200	25.00	31.895	17.531	2.54
2	3.50	0.2	0.225	28.75	29.612	17.182	2.47
3	3.50	0.3	0.250	32.50	28.340	16.871	2.34
4	3.50	0.4	0.275	36.25	24.421	14.922	2.14
5	3.50	0.5	0.300	40.00	21.838	13.574	1.71
6	5.25	0.1	0.225	32.50	29.147	17.030	2.37
7	5.25	0.2	0.250	36.25	26.585	14.997	2.22
8	5.25	0.3	0.275	40.00	24.130	14.018	0.21
9	5.25	0.4	0.300	25.00	25.656	14.911	0.22
10	5.25	0.5	0.200	28.75	23.294	13.787	0.19
11	7.00	0.1	0.250	40.00	25.771	14.594	0.21
12	7.00	0.2	0.275	25.00	28.983	16.999	0.24
13	7.00	0.3	0.300	28.75	25.987	14.871	2.12
14	7.00	0.4	0.200	32.50	23.358	13.878	1.90
15	7.00	0.5	0.225	36.25	22.023	13.656	1.71
16	8.75	0.1	0.275	28.75	28.963	17.125	2.49
17	8.75	0.2	0.300	32.50	26.858	15.021	2.19
18	8.75	0.3	0.200	36.25	24.029	13.987	2.01
19	8.75	0.4	0.225	40.00	21.989	13.541	1.66
20	8.75	0.5	0.250	25.00	22.430	13.847	1.99
21	10.50	0.1	0.300	36.25	27.587	16.890	2.31
22	10.50	0.2	0.200	40.00	22.329	13.620	1.88
23	10.50	0.3	0.225	25.00	24.985	14.589	2.06
24	10.50	0.4	0.250	28.75	23.654	13.885	1.96
25	10.50	0.5	0.275	32.50	22.050	13.559	1.86

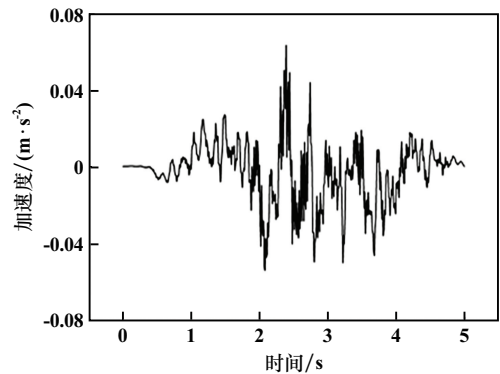


图 6 地震波加速度曲线

Fig. 6 Seismic wave acceleration curve

表 3 CSA-BP 神经网络模型反演结果

Table 3 Inversion results of CSA-BP neural network model

样本 编号	<i>E</i>			<i>C</i>			μ			φ		
	目标值/ GPa	反演值/ GPa	相对误差/ %	目标值/ MPa	反演值/ MPa	相对误差/ %	目标值	反演值	相对误差/ %	目标值/ (°)	反演值/ (°)	相对误差/ %
1	3.50	2.834 1	19.0	0.1	0.106 5	6.5	0.200	0.196 2	1.9	25.00	25.746 3	3.0
7	5.25	5.803 6	10.5	0.2	0.217 2	8.6	0.250	0.308 1	23.2	36.25	31.228 7	13.9
13	7.00	8.563 4	22.3	0.3	0.289 6	3.5	0.300	0.293 9	20.3	28.75	29.387 2	2.2
19	8.75	7.792 4	11.0	0.4	0.422 9	5.7	0.225	0.222 8	9.8	40.00	40.211 0	0.5
25	10.50	9.613 6	8.4	0.5	0.403 6	19.3	0.275	0.246 7	10.3	32.50	35.544 3	9.4

反演值与目标值相对误差为 1.9%~23.2%,内摩擦角反演值与目标值相对误差为 0.5%~13.9%,CSA-BP 神经网络模型具有较好的反演精度。

为了更好地验证模型反演性能,采用平均绝对误差 MAE 以及均方根误差 RMSE 作为模型性能评价指标,计算公式见式(4)和式(5),并与随机梯度下降法(SGD)优化的 BP 神经网络(SGD-BP)、粒子群算法(PSO)优化的 BP 神经网络模型(PSO-BP)、粒子群算法优化的极限学习机(ELM)模型(PSO-ELM)对测试样本岩石力学参数反分析结果进行对比,计算结果如表 4 所示。

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i'| \quad (4)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2} \quad (5)$$

式中: E_{MAE} 为平均绝对误差; E_{RMSE} 为均方根误差; n 为样本数量; y_i 和 y_i' 分别为模型训练样本计算值及测试样本反演值。

表 4 4 种优化模型参数反演结果

Table 4 Inversion of mechanical parameters with four optimized models

模型	MAE 值				RMSE 值			
	E/GPa	C/MPa	μ	$\varphi/(^\circ)$	E/GPa	C/MPa	μ	$\varphi/(^\circ)$
CSA-BP	0.649	0.064	0.022	0.780	0.877	0.045	0.029	0.666
SGD-BP	1.013	0.060	0.029	1.021	0.981	0.076	0.030	1.019
PSO-BP	1.031	0.030	0.035	0.992	1.115	0.042	0.042	0.863
PSO-ELM	0.719	0.032	0.026	0.842	0.820	0.038	0.040	0.813

由表 4 可知,4 种优化模型均取得了较好的反演结果,在 MAE 和 RMSE 两种指标下,CSA-BP 模型对 E 、 μ 和 φ 三项参数均取得了最小误差值,且多次试算验证了该方法具有良好的稳定性。

2.3 危岩体边坡力学参数确定

根据地质报告资料,采区南侧边坡于 2020 年 7 月发生 5 级地震,本文以震后全球卫星导航系统监测的采区南侧边坡位移为主,以图 5 中的 3 个监测点为基础,分别向左右平移 20 m 各布置 3 个监测点,如图 7 所示。监测点布置遵循地形特征、潜在滑移面分布及关键区域的力学响应等原则,确保覆盖整个研究区域,能够准确捕捉震后危岩体边坡的位移变化。将 9 个监测点位移作为 CSA-BP 神经网络模型输入值,边坡弹性模量、黏聚力、泊松比、内摩擦角为模型输出值,对研究区域内边坡力学参数进行反演分析。震后边坡监测点位移如表 5 所示,震后边坡岩石力学参数反演结果如表 6 所示。

将反演计算的 3 个断面力学参数取均值,最终得到 CSA-BP 神经网络模型反演的震后危岩体边坡岩石力学参数,如表 7 所示。



图 7 震后边坡位移监测点布置

Fig. 7 Layout of displacement monitoring points on slope after earthquake

表 5 震后边坡监测点位移

Table 5 Displacement of monitoring points on slope after earthquake

监测点	位移/mm	监测点	位移/mm	监测点	位移/mm
1	31.02	4	26.58	7	29.68
2	17.24	5	15.04	8	16.87
3	2.89	6	2.01	9	2.40

表 6 震后边坡岩石力学参数反演结果

Table 6 Inversion of rock mechanical parameters for slope after earthquake

监测断面	E/GPa	C/MPa	μ	$\varphi/(^\circ)$
断面 1	5.997	0.129	0.251	30.170
断面 2	5.514	0.090	0.238	31.026
断面 3	7.998	0.173	0.270	35.209

表 7 震后危岩体边坡岩石力学参数

Table 7 Rock mechanical parameters of unstable rock slopes after earthquake

E/GPa	C/MPa	μ	$\varphi/(^\circ)$
6.503	0.131	0.253	32.135

3 震后危岩体边坡动力响应分析

为了评价震后危岩体在余震动载下的稳定性,采用表 7 中反演得到的震后危岩体力学参数,基于离散元法进行余震下的边坡稳定性分析。

3.1 计算参数

1) 阻尼设为局部阻尼,采用黏滞边界条件下阻尼设置原理,局部阻尼 $L = \pi D$, D 为临界阻尼比。局部阻尼只对加速度运动起阻尼作用,对匀速运动无影响,其值与动力输入波的频率无关,在 3DEC 模拟计算时一

般取 0.8。

2) 采用人工合成余震地震波^[16],其加速度曲线设置为与图 6 相同的地震等级(5 级),峰值加速度为 0.072 m/s²,余震主波持续时间为 5 s。

3.2 余震下危岩体边坡稳定性分析

以边坡观测面右下角为起点,向左平移 50 m 为起点设置观测面,观测面位置为(100,0,0)。余震下边坡最大位移云图如图 8 所示。

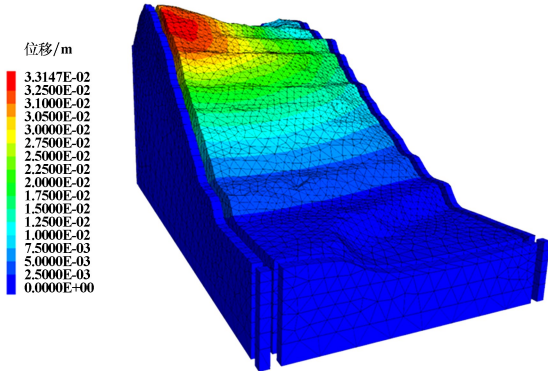
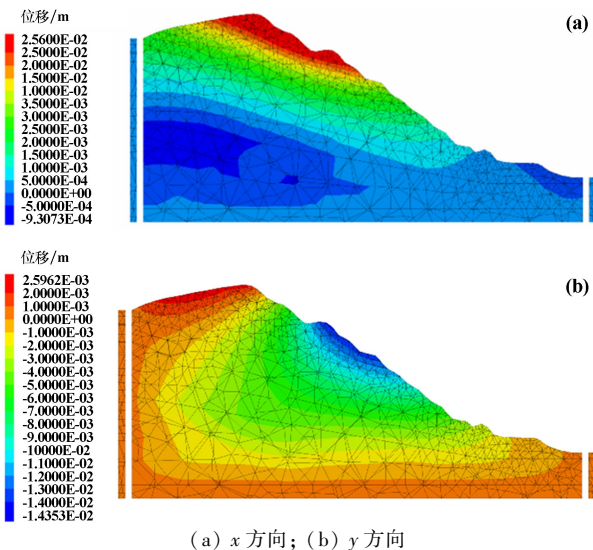


图 8 余震下边坡最大位移云图

Fig.8 Displacement nephogram of slope under aftershock

由图 8 可知,余震下边坡最大位移量为 33.15 mm,位于边坡中上部,边坡下部位移量较小。由边坡各岩层位移量可知,余震下发生位移部位主要位于边坡中上部的凝灰质砂岩内。

为了确定余震对边坡影响程度,预测余震对边坡可能造成的破坏模式和程度,将危岩体边坡位移按照水平位移(x,y)和竖直位移(z)进行分析。图 9 为余震下边坡水平位移云图,图 10 为余震下边坡竖直位移云图。



(a) x 方向; (b) y 方向

图 9 余震下边坡水平位移云图

Fig.9 Displacement nephogram of horizontal displacement of slope under aftershock

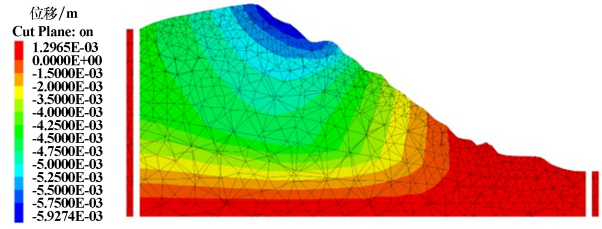
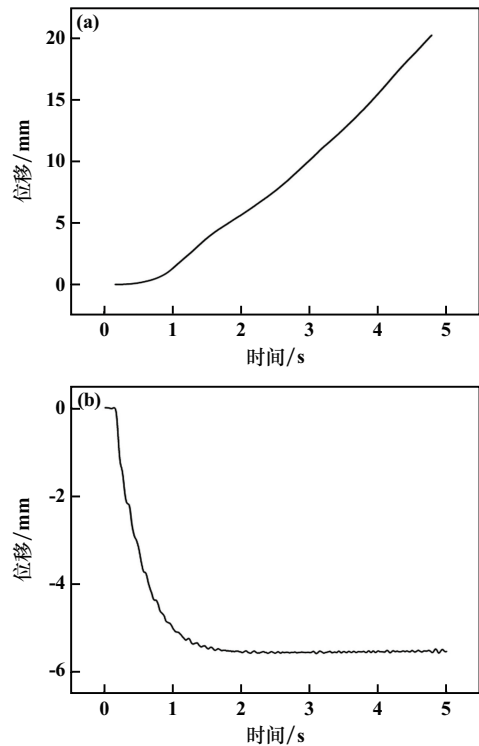


图 10 余震下边坡竖直位移云图

Fig.10 Displacement nephogram of vertical displacement of slope under aftershock

由图 9 和图 10 可知,余震下边坡 x 方向位移最大值 25.6 mm, y 方向位移最大值 2.60 mm,边坡 z 方向位移最大值 5.93 mm。余震下边坡整体水平位移大于竖向位移,可能导致边坡在地震作用下发生水平滑动,增加滑坡风险。为进一步细化余震下边坡的动力响应过程,选取特征点进行边坡位移分析。余震下边坡 x 方向和 z 方向的位移变化如图 11 所示。



(a) x 方向; (b) z 方向

图 11 余震下边坡 x 方向和 z 方向位移变化

Fig.11 Displacement of slope in x and z directions under aftershock

由图 11 可知,余震下边坡 x 方向位移在 1 s 左右发生陡增,而 z 方向位移先急剧下降,1 s 后趋于稳定; x 方向位移随地震加载呈线性增长。

位移响应特征表明,余震作用下边坡中上部凝灰质砂岩层因参数弱化,优先发生水平滑动失稳,验证了

CSA-BP 模型能通过参数-动力耦合机制精准定位高风险区,可为震后边坡动态稳定性评估及防护设计提供可靠的理论依据。

4 结论

1) 本文提出了一种基于乌鸦算法(CSA)优化的BP神经网络模型(CSA-BP),利用乌鸦算法全局寻优能力优化BP神经网络模型,通过正交试验设计样本进行训练和测试,并采用MAE和RMSE对模型性能进行验证。与SGD-BP、PSO-BP、PSO-ELM模型相比,CSA-BP模型 E 、 μ 和 φ 三项参数的平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)均最小,具有更好的稳定性。

2) 采用CSA-BP模型反演了震后边坡力学参数,得到震后弹性模量为6.503 GPa、黏聚力为0.131 MPa、泊松比为0.253、内摩擦角为32.135°,定量揭示了岩体弱化特征。

3) 根据反演的边坡力学参数,结合离散元法,模拟5级余震下边坡稳定性,得出边坡中上部凝灰质砂岩位移显著, x 方向位移1 s后线性剧增,远超竖向(z 方向)位移,证实水平滑移主导边坡失稳。

4) CSA-BP模型通过参数-动力耦合机制精准定位高风险区,可为震后边坡稳定性评估与防护设计提供理论依据。

参考文献(References):

- [1] 刘毛毛,石振明,李博,等.基于DEM-FDM耦合的顺层岩质边坡强震动力响应及破坏模式分析[J].地球科学,2024,49(8):2799-2812.
LIU Maomao, SHI Zhenming, LI Bo, et al. Analysis of strong earthquake dynamic response and failure modes of bedding rock slopes based on DEM-FDM coupling[J]. Earth Science, 2024, 49(8): 2799-2812.
- [2] 张林.沟谷型弃渣场边坡稳定性和可靠度研究[J].矿冶工程,2024,44(5):35-40.
ZHANG Lin. Stability and reliability of valley dump slopes[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024, 44(5): 35-40.
- [3] FAN G, ZHANG L, ZHANG J. et al. Analysis of seismic stability of an obsequent rock slope using time-frequency method[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2019, 52: 3809-3823.
- [4] 刘勇健,李子生.岩土工程位移反分析的智能反演综述[J].地下空间,2004(1):84-88.
LIU Yongjian, LI Zisheng. A review of intelligent inversion methods for displacement back analysis in geotechnical engineering[J]. Underground Space, 2004(1): 84-88.
- [5] 李一鸣,赵高峰,赵晓豹,等.基于数控岩石压痕试验装置的岩石力学参数反演研究[J].岩石力学与工程学报,2023,42(8):

1973-1987.

LI Yiming, ZHAO Gaofeng, ZHAO Xiaobao, et al. Inversion study of rock mechanical parameters based on a numerically controlled rock indentation test device[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2023, 42(8): 1973-1987.

- [6] 魏博文,徐镇凯,李火坤,等.基于GA-APSO混合罚模型的混凝土坝力学参数优化反演[J].中南大学学报(自然科学版),2015,46(11):4211-4217.

WEI Bowen, XU Zhenkai, LI Huokun, et al. Optimization inversion of mechanical parameters of concrete dams based on the GA-APSO hybrid penalty model[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2015, 46(11): 4211-4217.

- [7] 巴晶,方志坚,符力耘,等.基于可变临界孔隙度模型的致密砂岩储层参数地震反演方法[J].地球物理学报,2023,66(6):2576-2591.

BA Jing, FANG Zhijian, FU Liyun, et al. Seismic inversion method for tight sandstone reservoir parameters based on a variable critical porosity model[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2023, 66(6): 2576-2591.

- [8] 夏海燕,付建军,时凯.基于BP网络的深部软岩巷道围岩力学参数反演研究[J].矿冶工程,2013,33(5):25-29.

XIA Haiyan, FU Jianjun, SHI Kai. Inversion study of mechanical parameters of surrounding rock in deep soft rock roadways based on BP neural network[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2013, 33(5): 25-29.

- [9] 崔芳鹏,殷跃平,许强,等.地震纵横波时差耦合作用的斜坡崩滑响应研究[J].岩土工程学报,2010,32(8):1266-1273.

CUI Fangpeng, YIN Yueping, XU Qiang, et al. Study on slope failure response under the coupling effect of seismic P-wave and S-wave time differences[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2010, 32(8): 1266-1273.

- [10] 张超.金沙江杀威台子古地震滑坡成因动力学机理研究[D].成都:成都理工大学,2017.

ZHANG Chao. Study on the dynamic mechanism of the Shawaitaizi paleo-earthquake-induced landslide in the Jinsha River[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2017.

- [11] 王通,刘先峰,侯召旭,等.碎裂状顺层岩质边坡地震动力响应与破坏模式[J].工程科学与技术,2023,55(2):39-49.

WANG Tong, LIU Xianfeng, HOU Zhaoxu, et al. Seismic dynamic response and failure modes of fractured bedding rock slopes[J]. Engineering Science and Technology, 2023, 55(2): 39-49.

- [12] 刘士奇,王环玲,程志超,等.地震作用下岩质边坡失稳动力响应离散元分析[J].岩土工程学报,2023,45(增刊2):253-257.

LIU Shiqi, WANG Huanling, CHENG Zhichao, et al. Discrete element analysis of the dynamic response of rock slope instability under seismic action[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, 45(S2): 253-257.

- [13] 卢栋,富国凯,董贤阳,等.不同开挖状态下高陡边坡破坏特征及稳定性研究[J].矿冶工程,2024,44(6):1-5.

LU Dong, FU Guokai, DONG Xianyang, et al. Failure characteristics and stability of high and steep slopes under different excavation conditions[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024, 44(6): 1-5.

(下转第46页)

- 骨料的性能影响[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024(6):1-10.
- LIU Bao, PAN Ganghua, GAO Min, et al. Effects of different curing methods on properties of recycled coarse aggregate prepared from iron tailings sand[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024(6):1-10.
- [6] 吴辉,倪文,伏程红,等. 机械粉磨对铁尾矿制备高强结构材料的影响[J]. 矿物学报, 2010,30(增刊1):72-73.
- WU Hui, NI Wen, FU Chenghong, et al. Effect of mechanical grinding on the preparation of high strength structural materials from iron tailings[J]. Acta Mineralogica Sinica, 2010,30(S1):72-73.
- [7] 徐丽,吴辉,郭珍妮,等. 利用微磨球效应制备超高铁尾矿混凝土[J]. 金属矿山, 2010(12):162-166.
- XU Li, WU Hui, GUO Zhenmi, et al. Preparation for ultra-high strength concrete with tailings by using micro-ball effects[J]. Metal Mine, 2010(12):162-166.
- [8] 李北星,陈梦义,王威,等. 粉磨方式对铁尾矿-矿渣基胶凝材料的性能影响[J]. 硅酸盐通报, 2013,32(8):1463-1467.
- LI Beixing, CHEN Mengyi, WANG Wei, et al. Effect of grinding method on performance of iron tailings-slag based cementitious material[J]. Bulletin of the Chinese Ceramic Society, 2013,32(8):1463-1467.
- [9] 冯向鹏,张娜,孙恒虎,等. 用赤泥提高铁尾矿热活化性能的试验研究[J]. 金属矿山, 2007(10):132-136.
- FENG Xiangpeng, ZHANG Na, SUN Henghu, et al. Study on heat-activation property of iron tailing by red mud[J]. Metal Mine, 2007(10):132-136.
- [10] 易忠来,孙恒虎,李宇. 热活化对铁尾矿胶凝活性的影响[J]. 武汉理工大学学报, 2009,31(12):5-7.
- YI Zhonglai, SUN Henghu, LI Yu. Research on the influence of thermal activation for the cementitious activity of iron ore tailing[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2009,31(12):5-7.
- [11] ZHANG S, REN F, ZHAO Y, et al. The effect of stone waste on the properties of cemented paste backfill using alkali-activated slag as binder[J]. Construction and Building Materials, 2021,283:122686.
- [12] LIU J, QIU J, WU P, et al. Calcined oil shale residue as a supplementary cementitious material for ordinary Portland cement[J]. Construction and Building Materials, 2021,306:124849.
- [13] LIU J, ZHAO J, ZHAO Y, et al. Resource utilization of solid waste from steel industries in cement-based cementitious materials: Mechanical properties, hydration behaviors, and environmental impact[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2023,11(3):109882.
- [14] JIN F, GU K, AL-TABBAA A. Strength and hydration properties of reactive MgO-activated ground granulated blastfurnace slag paste[J]. Cement and Concrete Composites, 2015,57:8-16.
- [15] ADU-AMANKWAH S, ZAJAC M, STABLER C, et al. Influence of limestone on the hydration of ternary slag cements[J]. Cement and Concrete Research, 2017,100:96-109.
- 引用本文:**王峰,夏豪杰,梁民,等. 热活化超细铁尾砂制备充填胶凝材料[J]. 矿冶工程, 2025,45(2):41-46.
- WANG Feng, XIA Haojie, LIANG Min, et al. Preparation of cemented tailings backfill with thermally activated ultrafine iron tailings sand[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2025,45(2):41-46.
-
- (上接第40页)
- [14] MEHMOODA R, BIE R F, JIAO L B, et al. Adaptive cutoff distance: Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy System, 2016,31(5):2619-2628.
- [15] 陈莎莎,何理,李腾飞,等. 基于 ACO-BP 模型的岩石爆破破碎块度预测[J]. 矿冶工程, 2024,44(5):12-16.
- CHEN Shasha, HE Li, LI Tengfei, et al. Prediction of rock blasting fragmentation based on the ACO-BP model[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024,44(5):12-16.
- [16] 李屹,夏祥生,徐继业,等. 爆破振动作用下含断层边坡动力响应分析[J]. 矿冶工程, 2024,44(1):21-24.
- LI Yi, XIA Xiangsheng, XU Jiye, et al. Dynamic response analysis of a faulted slope under blasting vibration[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024,44(1):21-24.
- 引用本文:**卢栋,富国凯,孙正军,等. 震后危岩体边坡力学参数反演及余震动力响应分析[J]. 矿冶工程, 2025,45(2):34-40.
- LU Dong, FU Guokai, SUN Zhengjun, et al. Inversion of mechanical parameters and dynamic response analysis of dangerous rock mass slopes after earthquakes[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2025,45(2):34-40.