

中文引用格式:谢尊贤,马浩浩,江松,等. 基于 GA-BP 神经网络的露天矿山排土场边坡失稳预测[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(3): 81-88.

英文引用格式:XIE Zunxian, MA Haohao, JIANG Song, et al. Prediction of slope instability in open-pit mine waste dumps based on GA-BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(3): 81-88.

基于 GA-BP 神经网络的露天矿山排土场 边坡失稳预测*

谢尊贤^{1,2} 副研究员, 马浩浩¹, 江松¹, 武潇云¹

(1 西安建筑科技大学 资源工程学院, 陕西 西安 710055;

2 西安建筑科技大学 高教研究所, 陕西 西安 710055)

中图分类号: X936

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.03.0427

基金项目: 国家自然科学基金资助(52374136)。

【摘要】 为提高矿山排土场边坡失稳预测的准确性与可靠性, 构建一种基于改进遗传算法(GA)优化反向传播(BP)神经网络的露天矿山排土场边坡失稳预测模型。利用 GA 全局优化 BP 神经网络的权值和阈值, 并引入 Levenberg-Marquardt (LM) 算法以提升网络收敛效率; 选取台阶坡面角、岩土内应力、台阶高度、地表位移、孔隙水压力等 10 个关键指标作为输入, 以边坡安全系数为输出, 并通过 150 组矿山案例数据进行模型训练与验证。结果表明: 相较于传统 BP 模型, GA-BP 模型的均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)分别降低 46.9%、25.4%和 5.38%, 预测值更贴近安全系数阈值($F_s = 1.2$), 预测灵敏度和稳定性显著提升。皮尔森相关性分析进一步显示, 地表位移与内部位移(0.98)、孔隙水压力与降雨量(0.75)呈强相关性, 验证了输入指标的合理性。

【关键词】 遗传算法(GA); 反向传播(BP)神经网络; 露天矿山; 排土场; 边坡失稳预测; 安全系数

Prediction of slope instability in open-pit mine waste dumps based on GA-BP neural network

XIE Zunxian^{1,2}, MA Haohao¹, JIANG Song¹, WU Xiaoyun¹

(1 School of Resource Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China; 2 Institute of Higher Education, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China)

Abstract: To improve the prediction accuracy and reliability of slope instability in mine waste dumps, a hybrid GA-BP model was developed by integrating an improved GA with a BP neural network. The model employed GA to globally optimize the initial weights and thresholds of the BP network, and incorporated the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm to enhance convergence speed. Ten key parameters—including bench slope angle, geotechnical internal stress, bench height, surface displacement, and pore water

pressure—were selected as inputs, with the slope safety factor as the output. Training and validation was performed using 150 field case datasets. The results show that GA-BP model reduces the mean squared error (MSE), mean absolute error (MAE), and mean absolute percentage error (MAPE) by 46.9%, 25.4%, and 5.38%, respectively, compared to the conventional BP model. Predictions are closer to the safety threshold ($F_s = 1.2$), indicating enhanced sensitivity and stability. Pearson correlation analysis confirms strong relationships between surface and internal displacement (0.98) and between pore water pressure and rainfall (0.75), supporting the rationality of the input indicators. The study demonstrates that GA-BP model effectively overcomes local optima and gradient vanishing issues in BP networks, providing a reliable tool for intelligent slope stability assessment.

Keywords: genetic algorithm (GA); backpropagation (BP) neural network; open-pit mine; waste dumps; slope instability prediction; safety factor

0 引言

露天矿山排土场作为矿产开采过程中岩土废弃物的集中堆积区域,其边坡极易诱发大规模滑坡,是威胁露天矿山安全高效开采的重大隐患^[1-2]。近年来,国内外发生多起重大事故,均造成不可挽回的生命财产损失。随着排土场规模的扩大与极端气候的常态化,边坡失稳的防治形势日益严峻。因此,开发高精度、高适应性的边坡失稳智能化预测系统,对提升排土场边坡稳定性,防止坍塌事故至关重要。

目前,学者针对矿山边坡稳定性已有一定研究,尤其是运用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 优化反向传播 (Backpropagation, BP) 神经网络模型的研究较多。如 DUAN Xiangfeng^[3]提出基于多模型加权组合的滑坡位移预测方法,通过实例验证显著提高了预测精度。ZHONG Kai 等^[4]通过遗传-自适应合成采样法优化机器学习模型,高效准确地分析了边坡稳定性概率。周怡等^[5]通过结合小基线集成孔径雷达干涉测量技术与 BP 神经网络,对铀尾矿库进行了为期 2 年的形变监测与预测,并利用高精度卫星定位数据校验了监测结果,最终实现对坝体沉降的高精度预测。谢尊贤等^[6]构建了基于 GA 优化的 BP 神经网络模型,对煤矿工人的不安全行为进行预警,以提高煤矿作业的本质安全水平和事故防控能力。然而,现有研究采用的机器学习和 GA 优化的 BP 神经网络模型难以有效表征多因素耦合与随机性特征,同时,传统 GA 存在收敛速度慢、参数敏感性高、易陷入局部极值等问题,影响模型预测精度。

鉴于此,笔者拟针对露天矿山排土场边坡失稳预测中多因素强耦合、渐变演化与阈值敏感等难点,通过构建融合工程、地质与环境因子的综合预测指

标体系,采用实数编码与精英保留策略改进 GA,以克服传统编码局限并提升搜索效率;将改进 GA 与莱文贝格-马夸特 (Levenberg-Marquardt, LM) 算法相结合,在全局优化后实施局部精细调优,最终构建改进 GA-BP 边坡失稳智能预测模型,以期准确预警边坡失稳问题,为及时启动防护与应急响应提供技术依据,提升矿山安全管理的主动性与可靠性。

1 露天矿山排土场边坡失稳预测指标体系构建

露天矿山排土场边坡受地形地貌、地质构造、岩土力学性质、水文条件及人工堆载等多因素耦合作用影响,依据《露天煤矿排土场技术规范》^[7]及文献 [8-10],结合分析国内露天矿山排土场典型失稳案例,并广泛咨询相关专家,构建露天矿山排土场边坡失稳预测指标体系 (图 1),该体系包含工程因素、地质因素、环境因素等 3 个一级指标;土体黏聚力、内部位移、台阶坡面角、岩土内应力、台阶高度、地表位移、孔隙水压力、平台宽度、降雨量、地震烈度等 10 个二级指标。

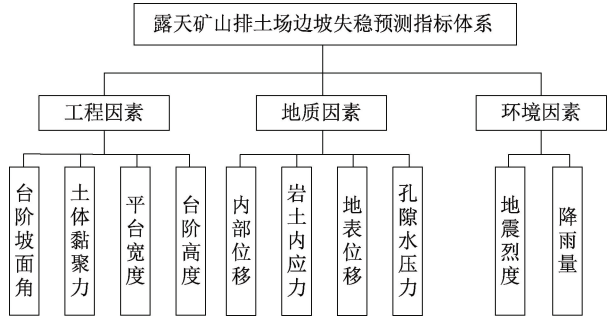


图 1 露天矿山排土场边坡失稳预测指标体系
Fig. 1 Prediction index system for slope instability of open-pit mine waste dumps

2 GA 优化 BP 神经网络预测模型构建

2.1 BP 神经网络架构

BP 神经网络是一种基于误差 BP 算法的多层前馈神经网络,是通过逐层传播和优化权重实现非线性函数映射,由输入层、隐含层和输出层组成,并且各层节点通过权重连接,其核心在于激活函数选择和梯度计算,使网络能够学习复杂的非线性特征。在前向传播中,输入数据经网络各层依次传递,每层先进行线性加权,再经激活函数非线性映射,最终于输出层输出预测结果。

BP 神经网络预测精度与所采用的模型架构紧密相关。采用单隐含层结构 BP 神经网络,其中输入层节点数为 10 个,输出层节点数为 1 个,BP 神经网络拓扑结构(图 2), $X_1, X_2, \dots, X_{10}$ 为神经网络的实际输入节点数; $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$ 为隐含层神经元节点; y 为神经网络的实际输出。

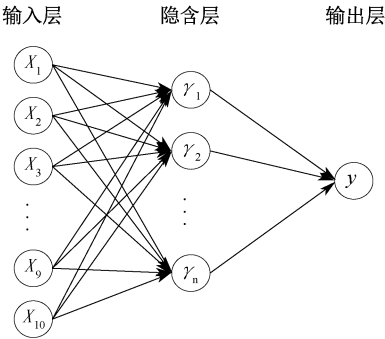


图 2 BP 神经网络拓扑结构
Fig. 2 Schematic diagram of BP neural network topology structure

隐含层节点数通过经验公式确定^[11]:

$$h = \sqrt{t + r} + \theta$$

(1)

式中: h 为隐含层节点数; t 为输入层节点数; r 为输出层节点数; θ 为 1~10 的整数。

隐含层节点数通过经验公式(式(1))初定范围,再通过 20 组逐步对比试验确定最优值。通过对比不同神经元节点数条件下预测值与真实值之间的误差,当隐含层神经元节点数为 8 时,模型平均误差最小(图 3)。故采用 10-8-1 结构为 BP 神经网络模型架构。

2.2 GA

GA 是一种受生物进化中自然选择与遗传学原理启发的全局优化方法。通过编码问题解,将其表示为染色体的形式,使用选择、交叉和变异等操作不

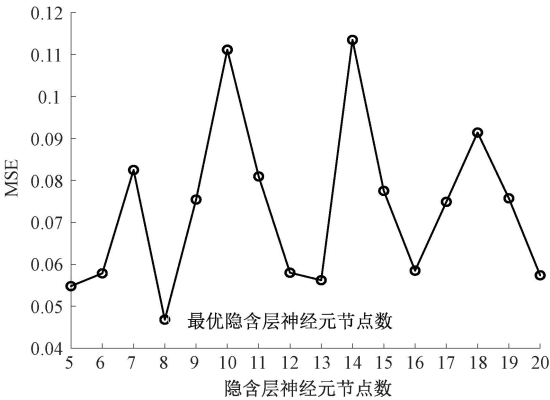


图 3 不同隐含层节点数对神经网络预测误差
Fig. 3 Effect of different numbers of hidden layer neurons on neural network prediction errors

断进化优化种群,其具体步骤如图 4 所示。

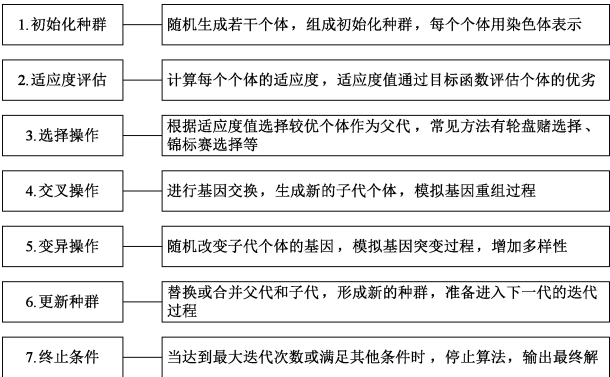


图 4 GA 具体步骤
Fig. 4 Specific steps of GA

2.3 GA-BP 神经网络边坡失稳预测模型构建

GA-BP 神经网络露天矿山排土场边坡失稳预测模型的基本原理是通过 GA 优化 BP 神经网络的权值和阈值,以改善其预测精度与稳定性,从而构建更可靠的边坡失稳预测模型。基于上述 GA-BP 神经网络模型的构建原理与方法,进一步确定模型构建的优化流程与参数设定。

1) BP 神经网络参数确定。为提升网络的非线性拟合能力,隐含层采用 LeakyReLU 激活函数,输出层选用线性激活函数 Purelin。在训练过程中采用 LM 算法,该算法尤其适用于小规模数据集的训练。最大训练次数被设定为 1 000 次,以确保模型得到充分训练。BP 神经网络具体参数见表 1。

表 1 BP 神经网络参数

Table 1 BP Neural network parameters			
激活函数	训练方法	学习速率	最大训练次数
隐含层:LeakyReLU 输出层:Purelin	LM 算法	0.01	1 000

2) BP 神经网络优化流程。GA-BP 模型的优化流程主要包含以下步骤:首先,将 BP 神经网络的权值与阈值编码为实数型染色体,形成初始种群;其次,以网络输出均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 作为适应度函数,评估各个体的优劣;然后,通过选择操作保留适应度较高的个体,并采用单点交叉与概率变异操作,通过二者协同作用实现解的迭代优化^[12],从而在维持种群多样性、避免早熟收敛的同时逐步提升解的质量;最后,利用精英保留策略引导搜索方向,使权值沿误差下降方向逐步逼近全局最优解,以此获得优化后的网络初始参数。GA 优化 BP 神经网络流程如图 5 所示。

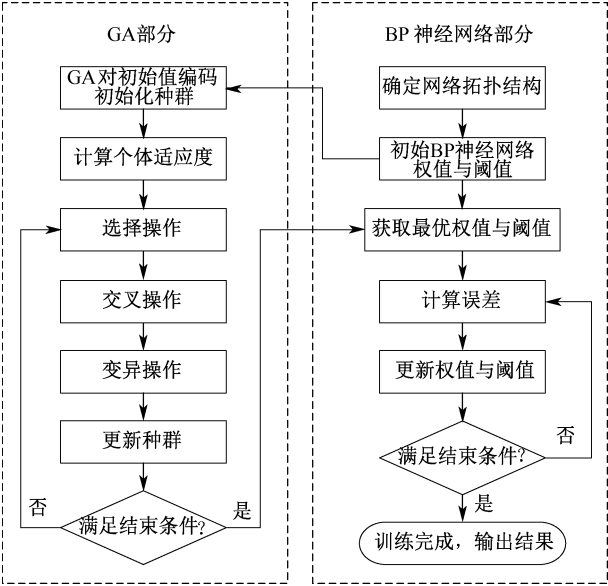


图 5 GA 优化 BP 神经网络流程

Fig. 5 GA-optimized BP neural network workflow

3) 初始化种群。为避免二进制编码可能出现解码不一致和无效解等问题,采用实数编码方式,每个个体由一串可用来表示网络中权重和阈值的实数值组成。编码长度计算如下:

$$s = v \times m + m + m \times d + d \tag{2}$$

式中: s 为编码长度; v 为输入节点数; m 为隐含层节点数; d 为输出层节点数。

4) 适应度评估。在 GA-BP 神经网络预测模型中,通过 BP 神经网络的训练误差评估适应度,以衡量每个个体的优劣。误差越小,适应度值越高。适应度函数公式如下:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2 \tag{3}$$

式中: E 为训练个体适应度值; n 为训练样本数量; y_j 为第 i 个节点的真实值; $\hat{y}_j$ 为第 i 个节点的测

试值。

5) 选择操作。采用轮盘赌选择机制为个体分配选择概率,适应度越高的个体被选中遗传到下一代的概率越大。公式如下:

$$f_i = k/E_i \tag{4}$$

$$p_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i \tag{5}$$

式中: f_i 为第 i 个个体适应度值; k 为系数; E_i 为第 i 个个体的误差; p_i 为第 i 个个体的选择概率; N 为种群数目。

6) 交叉操作。通过组合 2 个父代个体的基因生成新的个体。由于个体采用实数编码,因此选择实数交叉法。第 x 个染色体 b_x 和第 z 个染色体 b_z 在 y 位的交叉操作公式如下^[13]:

$$\begin{cases} b_{xy} = b_{xy}(1 - c) + b_{zy}c \\ b_{zy} = b_{zy}(1 - c) + b_{xy}c \end{cases} \tag{6}$$

式中: b_{xy} 和 b_{zy} 分别为染色体 b_x 和染色体 b_z 在 y 位交叉操作后的染色体; c 为 $[0, 1]$ 的随机数。

7) 变异操作。通过在子代个体中融入随机生成的遗传物质,提升种群基因的多样性水平。变异第 k 个个体的第 j 个基因 b_{kj} ,具体操作如下:

$$\begin{cases} b_{kj} = b_{kj} + (b_{kj} - a_{\max}) \times f(g), q > 0.5 \\ b_{kj} = b_{kj} + (a_{\min} - b_{kj}) \times f(g), q \leq 0.5 \end{cases} \tag{7}$$

$$f(g) = q'(1 - g/G_{\max})^2 \tag{8}$$

式中: b_{kj} 为染色体 b_k 在 j 位进行变异后的染色体; $a_{\max}$ 和 $a_{\min}$ 分别为基因 b_{kj} 的上下界; $f(g)$ 为随着迭代次数变化的变异率; g 为当前迭代次数; q 和 q' 均为随机数; $G_{\max}$ 为最大进化次数。

8) GA-BP 神经网络参数确定。根据 GA 设计准则,中低维度问题的种群规模通常设为 50~200,设定模型中种群规模为 100,既可提供足够多样性覆盖解空间,也能避免过高计算开销。设定进化代数为 300、变异概率为 0.05,并采用随迭代次数递减的动态变异策略,以平衡算法在全局探索与局部开发之间的能力。设定交叉率为 0.8,使约 80%的个体参与基因重组,避免局部最优并加速优良模式的形成,从而提升边坡安全系数预测的全局搜索能力^[14]。GA-BP 神经网络的参数见表 2。

表 2 GA-BP 神经网络参数

Table 2 GA-BP neural network parameters

种群规模	进化代数	交叉概率/%	变异概率/%
100	300	0.8	0.05

9) 边坡安全状态确定。根据《露天煤矿边坡稳定性年度评价技术规范》(GB/T 37573—2019)^[15]中露天煤矿边坡设计稳定安全系数限值在 1.0~1.3 之间的要求,综合考虑排土场的工程重要性、行业普遍设计准则及咨询相关专家,取安全系数阈值为 1.2。当排土场边坡安全系数 $F_s \geq 1.2$ 时,判定边坡状态为安全,否则为失稳。

2.4 模型准确性评价指标

为评估模型预测的准确性,采用 MSE、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)以及平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)等评价指标衡量拟合效果,计算如下^[16]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{9}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{10}$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \tag{11}$$

3 GA-BP 神经网络边坡失稳预测模型训练与测试

3.1 数据集构建与划分

以陕西省某露天矿山排土场为研究对象,其地质条件主要涵盖冲洪积砂质黏土和湿陷性黄土,物料主要由砂岩、砂质泥岩及煤矸石混合体构成,边坡形态以多台阶直线型为主。为完整覆盖当地的雨季与冻融期,确保数据能够反映不同气候条件对边坡稳定性的影响情况,于 2024 年 1 月—2024 年 9 月共

收集到包括土体黏聚力、内部位移、台阶坡面角、岩土内应力、台阶高度、地表位移、孔隙水压力、平台宽度、降雨量及地震烈度等 10 项性能指标的 93 组涵盖边坡稳定及潜在失稳等不同状态实地监测与试验数据。其中,地表位移通过布设于各台阶平台边缘、坡肩及坡脚的高精度定位监测点获取;内部位移通过在潜在滑移面预埋测斜管,并使用移动式测斜仪进行测量;土体黏聚力通过对现场所取原状样进行室内直剪或三轴试验确定;岩土内应力数据来源于埋设于不同深度和关键位置的土压力盒;孔隙水压力则通过安装压阻式孔隙水压力计进行监测;降雨量数据直接取自矿区气象站。所有数据均为各监测点或取样点所在区域的平均值或特征值。为丰富数据样本的多样性并涵盖更完整的失稳演化过程,通过分析文献[17-19]补充了 57 组相同地质类型的失稳案例数据,从而共构建 150 组有效样本数据。为评估模型泛化能力,以随机抽取法将样本数据按 7:3 比例划分为训练集和测试集,见表 3,其中编号 1—105 为训练集,其余为测试集。

3.2 数据合理性与相关性分析

1) 数据集构建合理性分析。为直观对比不同边坡状态下各指标数据的分布形态(如多峰、偏态)和关键统计特征,选用 Origin 绘图软件中的小提琴图可视化分析 150 组排土场边坡数据集各指标参数(图 6)。影响矿山排土场边坡的 10 个指标参数在不同边坡状态下,呈现安全和失稳 2 种状态。各指标参数对应数据的安全与失稳状态在小提琴图中呈现出相近的分布形态,且异常值极少出现,表明所构建的数据集具备合理性。

表 3 样本数据及有关计算值(部分)
Table 3 Sample data and related calculated values (partial)

样本 编号	台阶坡 面角/ (°)	黏聚 力/ kPa	平台 宽度/ m	台阶 高度/ m	内部 位移/ mm	岩土 内应力/ kPa	地表 位移/ mm	孔隙水 压力/ kPa	地震烈 度/ M	降雨 量/mm	边坡 安全 系数	边坡 状态	数据 来源
1	33.6	60.5	24	3.8	12.6	550	44.2	12.7	4.3	111	1.420	安全	X 露天矿
2	31.1	55.8	18.5	5.3	14.7	543	36.3	13.3	3.7	124	1.120	失稳	文献[17]
3	32.9	64.1	25	7.6	16.4	576	43.5	11.5	3.3	108	1.300	安全	X 露天矿
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
75	31.5	63.4	27	6.7	13.7	536	37.3	13.1	4	116	0.960	失稳	文献[18]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
149	30.3	63.6	28	7.3	17.4	524	48.3	8.4	3.2	125	1.200	安全	X 露天矿
150	29.4	60.2	26	5.7	15.1	516	34.2	9.2	4.1	133	1.110	失稳	文献[19]

2) 分析模型指标相关性。由指标间相关性可知:除地表位移与内部位移、孔隙水压力与降雨量及

岩土内应力外,其余 93.33% 的相关系数均远小于 0.50,表明各指标间相关性较小,具有较好的独立性

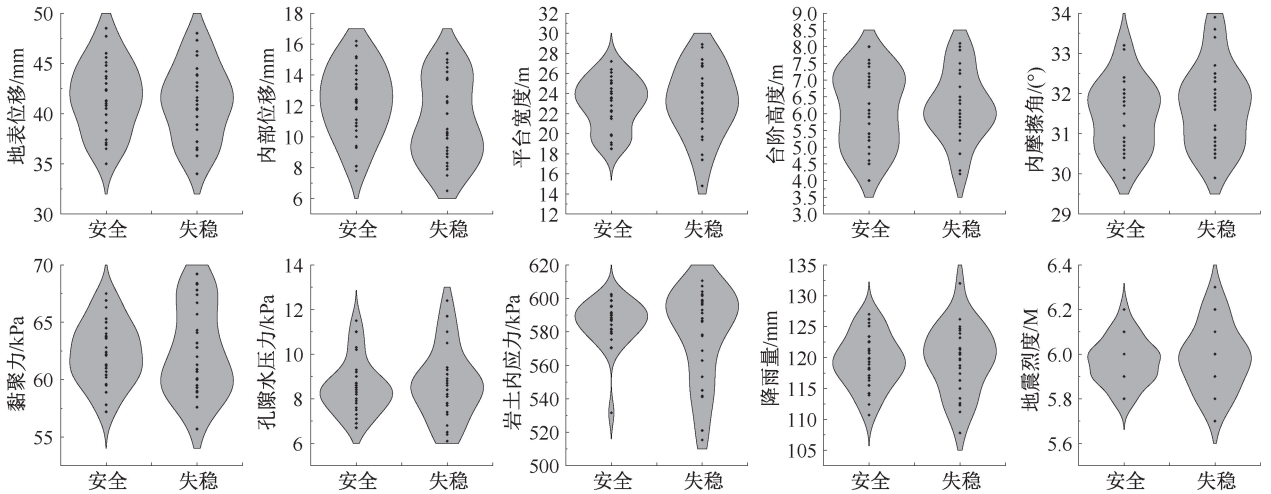


图 6 不同指标参数下边坡状态小提琴图

Fig. 6 Violin plot of slope conditions under different indicator parameters

和代表性。地表位移与内部位移可从不同维度刻画边坡变形演化过程,内部位移主要表征潜在滑带处的剪切变形累积过程,地表位移体现该变形向坡表的传递结果,二者强相关,表明从不同位置观测这种显性渐进破坏机制,更利于预测准确性;降雨量、岩土内应力与孔隙水压力均有较强相关性,表明虽然与"降雨入渗→孔隙水压力升高→有效应力降低→抗剪强度衰减"的连锁机制和孔隙水压力上升通过改变土骨架的有效应力状态,促使局部塑性区扩展或张性裂隙发育,进而降低边坡整体稳定性的应力场重分布规律一致,但他们的影响因素并非唯一,还与其他因素之间存在非线性复杂性关系。通过样本数据得出的指标相关性符合岩土力学机制,进一步验证了指标间的关联关系,表明了指标设置的全面合理性。皮尔逊相关性分析矩阵热图如图 7 所示。

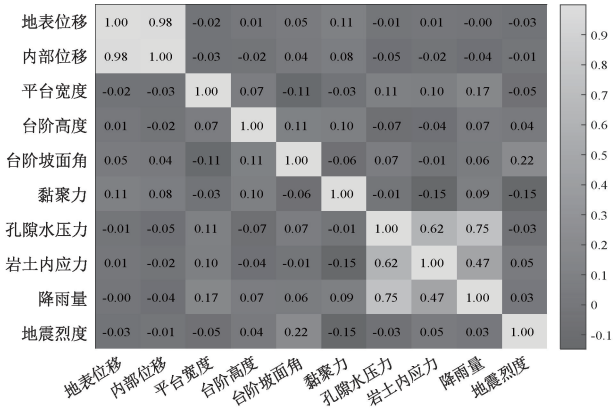


图 7 皮尔逊相关性分析矩阵

Fig. 7 Pearson correlation analysis matrix

3.3 结果分析

基于 150 组数据构建训练集与测试集,随机选取后 30% 的数据作为独立测试样本,分析预测值分布及在安全系数阈值($F_s = 1.2$)附近的预测精度。

1) 预测轨迹对比分析。BP 预测值与 GA-BP 预测值对比如图 8 所示,经 GA 优化的 GA-BP 模型,其预测曲线与真实值曲线的贴合度最高,尤其在安全阈值附近的临界区间未出现明显离群震荡,表明优化模型能稳定跟随边坡状态的真实演化趋势。相比之下,BP 预测曲线虽在整体趋势上与真实值保持一致,但在样本 12、18、28、33 等对应临界或极端工况的节点附近波动显著、偏移明显;而 GA-BP 预测模型在这些关键样本区的波动幅度降低了约 37%,表现出更优的稳定性。

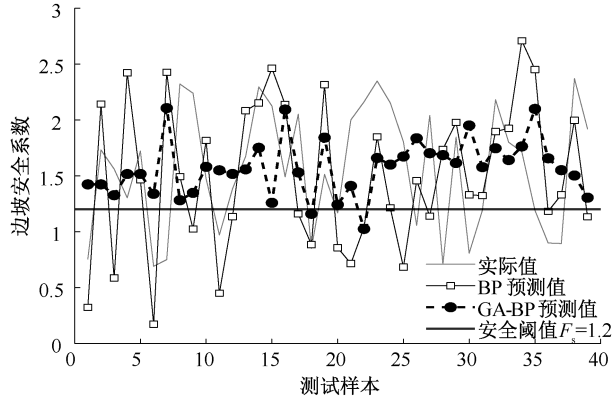


图 8 BP 预测值与 GA-BP 预测值对比

Fig. 8 Comparison between BP prediction values and GA-BP prediction values

2) 预测模型性能指标对比。2 种模型 (BP 与 GA-BP) 的 MSE、MAE 和 MAPE 等性能指标见表 4。

表 4 预测模型性能指标结果

Table 4 Performance metrics of prediction model

预测模型	性能指标		
	MSE	MAE	MAPE/%
BP	0.035 6	0.124 3	15.23
GA-BP	0.018 9	0.092 7	9.85

从表 4 可得,GA-BP 网络在多个指标上优于传统 BP 网络:MAE 降低了 25.4%,有效缓解了梯度消失问题,提升了边坡位移监测的精度;MSE 下降 46.9%,提高了对极端工况(如暴雨、地震)的预测性。此外,GA-BP 的 MAPE 从 15.23%降至 9.85%,特别是在高边坡区域,安全系数预测误差可控制在 10%以内,可满足技术要求。

4 结 论

1) 通过融合实数编码、精英策略与 LM 算法的

改进 GA-BP 模型,显著提升了边坡安全系数预测精度:MSE 降低 46.9%,MAPE 降至 9.85%,在 $F_s = 1.2$ 阈值附近预测波动减少 37%,有效缓解了局部极值与梯度消失问题。

2) 输入指标体系的合理性得到岩土力学机制验证。地表位移与内部位移强相关性(0.98)揭示了渐进破坏的内外联动性;降雨→孔隙水压力→有效应力衰减→抗剪强度下降的因果路径,阐明了暴雨工况的失稳主因。需要指出的是,上述结论基于特定工程背景(砂岩-泥岩混合物料、多台阶直线坡与监测方案),模型对同类条件的排土场具有适用性。

3) 该模型为排土场边坡失稳风险提供了智能化预测工具,尤其适用于暴雨工况下的安全系数动态预测。未来需扩展不同岩性、堆填形态的样本数据,以验证模型的普适性,并探索与实时监测系统的集成应用。

参 考 文 献

[1] LIANG Zuchao, WANG Dong, LI Guanghe, et al. Three-dimensional stability calculation method for high and large composite slopes formed by mining stope and inner dump in adjacent open pits[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2024, 34(4): 507-520.

[2] YANG Zhonggao, LIU Xin, QIAN Weimin, et al. Investigation of steep waste dump slope stability of iron ore mine-a case study[J]. Applied Sciences, 2024, 14(8): DOI: 10.3390/app14083430.

[3] DUAN Xiangfeng. Research on prediction of slope displacement based on a weighted combination forecasting model[J]. Results in Engineering, 2023, 18: DOI: 10.1016/j.rineng.2023.101013.

[4] ZHONG Kai, TAN Xiaohui, LIU Shanwei, et al. Prediction of slope failure probability based on machine learning with genetic-ADASYN algorithm[J]. Engineering Geology, 2025, 346:DOI: 10.1016/j.enggeo.2024.107885.

[5] 周怡,彭国文,黄召,等. 基于 SBAS-InSAR 和 BPNN 的铀尾矿坝形变智能监测与预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4): 145-152.

ZHOU Yi, PENG Guowen, HUANG Zhao, et al. Intelligent monitoring and prediction of deformation of uranium tailings dam based on SBAS-InSAR and BPNN[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 145-152.

[6] 谢尊贤,张志远. 基于 GA 优化 BP 神经网络的矿工不安全行为预警研究[J]. 采矿技术,2024,24(2):137-142.

[7] MT/T 1185—2020, 露天煤矿排土场技术规范[S].

MT/T 1185-2020, Technical specification for open-pit coal mine dump[S].

[8] 王团辉,王超,吴顺川,等. 基于 MISSA-SVM 模型的边坡稳定性预测及应用[J]. 中国安全科学学报,2024,34(4): 135-144.

WANG Tuanhui, WANG Chao, WU Shunchuan, et al. Slope stability prediction and application based on MISSA-SVM model[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 135-144.

[9] 杨胜利,王云鹏. 排土场稳定性影响因素分析[J]. 露天采矿技术,2009(3):4-7.

YANG Shengli, WANG Yunpeng. Analysis of factors affecting dump stability[J]. Opencast Mining Technology, 2009(3):4-7.

[10] 栾婷婷,吕则恺,马政,等. 基于安全流变-突变理论的排土场滑坡预警指标体系构建研究[J]. 北京石油化工学院学报,2017,25(3):38-42.

LUAN Tingting, LYU Zekai, MA Zheng, et al. research on building early warning index system of dump landslide based

- on safety rheology-mutation theory[J]. Journal of Beijing Institute of Petrochemical Technology, 2017, 25(3): 38-42.
- [11] 石娟,常丁懿,郑鹏. 基于 BP 神经网络的建筑工人不安全行为预警模型[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(1): 27-33.
- SHI Juan, CHANG Dingyi, ZHENG Peng. An early warning model of unsafe behaviors of construction workers based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(1): 27-33.
- [12] 谢尊贤,郭琰,蒲涛. 基于 BIM-GA-BN 的养老社区施工安全评价模型[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(9): 19-25.
- XIE Zunxian, GUO Yan, PU Tao. Research on BIM-GA-BN based model for evaluating elderly care community construction safety[J]. China Safety Science Journal, 2018, 28(9): 19-25.
- [13] 马欣慰,牟兴森,龙珠,等. 基于 GA-BP 神经网络的横管降膜蒸发传热系数预测[J]. 化工学报, 2023, 74(12): 4 840-4 851.
- MA Xinwei, MU Xingsen, LONG Zhu, et al. Prediction of heat transfer coefficient of horizontal tube falling film evaporation based on GA-BP neural network[J]. CIESC Journal, 2023, 74(12): 4 840-4 851.
- [14] 戴妙林,屈佳乐,刘晓青,等. 基于 GA-BP 算法的岩质边坡稳定性和加固效应预测模型及其应用研究[J]. 水利水电技术, 2018, 49(5): 165-171.
- DAI Miaolin, QU Jiale, LIU Xiaoqing, et al. Study on GA-BP hybrid algorithm-based prediction model and its application to rock slope stability and reinforcement effect[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018, 49(5): 165-171.
- [15] GB/T 37573—2019, 露天煤矿边坡稳定性年度评价技术规范[S].
- GB/T 37573-2019, The technical standards for annual evaluation of slope stability in open-pit coal mines[S].
- [16] CHICCO D, WARRENS M J, JURMAN G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation[J]. Peerj Computer Science, 2021, 7: DOI:10.7717/peerj-cs.623.
- [17] 赵允坤,胡军,杨斌. 基于 IPSO-ELM 的边坡稳定性分析[J]. 有色金属工程, 2022, 12(1): 122-128.
- ZHAO Yunkun, HU Jun, YANG Bin. Slope stability analysis based on IPSO-ELM[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2022, 12(1): 122-128.
- [18] 冯小鹏,李勇,袁于思,等. 基于 AdaBoost 卷积神经网络的矿山边坡稳定性预测[J]. 有色金属: 矿山部分, 2022, 74(3): 65-70, 77.
- FENG Xiaopeng, LI Yong, YUAN Yusi, et al. Forecasting of mine slope stability based on AdaBoost convolutional neural network[J]. Nonferrous Metals (Mining), 2022, 74(3): 65-70, 77.
- [19] 曹念,孙华芬,史朝阳,等. 基于鲸鱼算法优化支持向量机的露天煤矿边坡稳定性预测[J]. 矿冶, 2023, 32(6): 9-14.
- CAO Nian, SUN Huafen, SHI Chaoyang, et al. Slope stability prediction based on whale algorithm optimizing support vector machine for open-pit coal slopes[J]. Mining and Metallurgy, 2023, 32(6): 9-14.

作者简介: 谢尊贤 (1966—),男,甘肃平凉人,博士,副研究员,主要从事公共管理、管理科学与工程、安全科学与工程等方面的研究。E-mail:zxixie@foxmail.com。