doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20250014

基于机器学习的软岩巷道快速分级与支护优化系统

于庆磊，张金鹏，蒲江涌，王宇恒
（东北大学 资源与土木工程学院，辽宁 沈阳 110819）

摘　　要：针对金属矿山软弱矽卡岩物理力学性质空间变化频繁、巷道开挖后需及时支护的工程需求，为提高支护的针对性和科学性，提出一种基于蚁群优化算法-反向传播(ACO-BP)神经网络模型的围岩稳定性快速分级方法，选择围岩抗压强度、岩体完整性系数、埋深、断面尺寸以及地下水发育程度5个输入参数，以松动圈厚度为输出结果建立预测模型，并确定了参数的现场快速获取方法，以提高模型的便捷性和实用性. 通过矿山实测数据构建了样本库，采用ACO-BP神经网络模型，提高了模型的准确性与稳定性，预测准确率达92.9%. 在此基础上，开发了软岩巷道围岩稳定性快速分级与支护优化系统，实现了现场智能预测与支护设计优化推荐，为井下巷道快速施工提供技术支撑.

关　键　词：软岩巷道；围岩稳定性分级；BP神经网络；参数快速获取；巷道支护优化
中图分类号：TD 322　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1005-3026(2026)05-0085-08

Rapid Classification and Support Optimization System for Soft Rock Roadways Based on Machine Learning

YU Qing-lei, *ZHANG Jin-peng*, *PU Jiang-yong*, *WANG Yu-heng*
(School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: YU Qing-lei, E-mail: yuqinglei@mail.neu.edu.cn)

Abstract: To address the engineering requirements of the frequent spatial variation of physical and mechanical properties of weak skarn in metal mines and the need for timely support after roadway excavation and to improve the targeted and scientific nature of support, a rapid classification method for surrounding rock stability based on an ant colony optimization-back propagation (ACO-BP) neural network model was proposed. Five parameters, including the compressive strength of surrounding rock, rock mass integrity coefficient, burial depth, cross-sectional dimensions, and groundwater development degree, were selected as input parameters, and the loosen zone thickness was used as the output result to establish a prediction model. In addition, a rapid on-site parameter acquisition method was determined to improve the convenience and practicability of the model. A sample database was constructed using the field-measured data from a mine, and the ACO-BP neural network model was adopted, which improved the accuracy and stability of the model, achieving a prediction accuracy of 92.9%. Based on this, a rapid classification and support optimization system for surrounding rock stability of soft rock roadways was developed, by which intelligent on-site prediction and optimal recommendation for support design were realized, and it provided technical support for the rapid construction of underground roadways.

Key words: soft rock roadway; stability classification of surrounding rock; BP neural network; rapid parameter acquisition; roadway support optimization

收稿日期：2025-03-03
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52474094)；国家自然科学基金联合基金重点项目(U21A20106).
作者简介：于庆磊(1981—)，男，山东泰安人，东北大学教授，博士生导师.
通信作者：于庆磊，E-mail:yuqinglei@mail.neu.edu.cn.

我国矽卡岩型矿床资源储量丰富且富含稀有矿石[1],确保矽卡岩型矿床的顺利开采对保障我国战略资源安全具有重要意义.作为成矿母岩的矽卡岩,是一种由富钙镁的硅酸盐矿物组成的变质岩,常含有亲水性的黏土矿物[2-3].因受变质作用和后期蚀变作用影响,其表现出显著的空间变异性和复杂的力学特性.尤其在软岩条件下,其承载能力弱、变形破坏快,巷道开挖后极易出现围岩失稳.因此,如何针对软弱矽卡岩巷道快速、准确地对围岩稳定性进行分级,并制定科学合理的支护方案,成为矿山工程中亟待解决的问题.

传统的围岩稳定性分级方法为单一指标法和复合指标分级法,如普氏坚固系数分级[4]、RQD和RMR分级法[5-6]、BQ分级法[7]等.虽然有些学者结合工程地质特点对复合指标分级法进行了优化改进[8-10],扩大了适用范围,但这两类方法仍存在主观性强等缺点,无法有效对复杂地质条件的围岩进行分级.许多学者通过引入数学理论对围岩分级进行了探索,Wu等[11]考虑岩体参数不确定性的影响,基于理想解相似性排序和蒙特卡罗模拟理论,提出MCS-TOPSIS耦合模型对岩体质量准确分级.徐鼎平等[12]提出了以评分制为基础、结合工程地质勘察、数值仿真等方法的围岩整体稳定性评估方法.近年来随着人工智能技术的发展,并因其适用于解决围岩分级问题的非线性、复杂性特点,越来越多的学者基于BP神经网络、支持向量机、随机森林等机器学习算法[13-17]构建了巷道围岩稳定性智能分级模型.目前围岩稳定性分级方法的研究已经较为成熟,能够为矿山工程设计提供一定指导.但对于富含黏土矿物的矽卡岩巷道,开挖后需及时支护,已有的围岩稳定性分级方法往往因输入层参数获取周期长或不适用于矽卡岩型软岩巷道,而无法满足矽卡岩巷道的围岩分级需求.

因此,本文提出了一种基于ACO-BP神经网络模型的围岩稳定性快速预测模型,建立了预测模型参数快速获取方法,能够在井下巷道开挖后即时获取参数预测围岩稳定性等级.以典型的矽卡岩矿山中关铁矿为研究对象,采集相关数据构建了ACO-BP神经网络模型训练样本库,模型预测结果显示其具有良好的稳定性和准确性.并研制软岩巷道围岩稳定性快速分级与支护优化系统,帮助工程人员在井下现场快速智能评价巷道围岩稳定性等级,依据围岩稳定性等级和松动圈厚度提供支护优化方案.

1 基于ACO-BP神经网络模型的围岩稳定性快速预测模型

1.1 ACO-BP神经网络模型

影响围岩分类的指标体系极为繁杂,涵盖了岩体强度、完整性、地下水状态等多个方面,各指标之间存在着千丝万缕的联系,围岩分类问题呈现出显著的模糊性、非线性特征,难以通过传统线性模型准确刻画.BP神经网络具备较强的非线性拟合能力,适用于此类复杂关系建模.但其存在易陷入局部最优、收敛速度慢等固有缺陷,且泛化能力有限.为克服这些缺陷,本文将蚁群算法(ACO)与BP神经网络相结合,构建了ACO-BP神经网络神经网络模型.模型以BP神经网络为基础,将数据归一化处理以提高模型训练速度,通过ACO模拟蚂蚁信息素搜索路径的过程,优化BP神经网络的权值与阈值,使其具备更好的全局搜索能力和收敛性能.在围岩稳定性预测任务中,ACO-BP模型能够更有效地识别多因素之间的复杂关系,提高预测结果的准确性与稳定性,为围岩稳定性控制提供了一种高效、可靠的方法.

1.2 模型参数选择

1) 输入层参数

围岩稳定性受众多因素影响,若将所有因素均作为输入层参数,不仅会大幅增加网络结构的复杂度,还会导致网络学习速度显著降低,影响分析效率与准确性.因此,需合理选取输入指标.选取过程遵循以下原则:指标应能准确反映围岩特性,具备一定普适性;各指标间相关性低,避免冗余干扰;数据易获取、可量化,便于工程应用;指标体系应简洁高效.

基于上述原则,参考RMR分级体系及相关研究,最终选取围岩抗压强度、岩体完整性系数、埋深、断面尺寸以及地下水发育程度5项作为输入层参数,既能覆盖影响围岩稳定性的主要因素,又能兼顾模型实用性与性能.

2) 输出层参数

选取松动圈厚度作为ACO-BP神经网络模型的输出层参数.松动圈厚度是衡量围岩稳定性的关键指标,其大小与围岩的承载能力紧密相关.较大的松动圈表明围岩在开挖扰动后承载能力显著下降,易发生坍塌和变形过大等工程问题;而较小的松动圈则表明围岩相对稳定,安全

性高.将其作为输出参数,有助于增强模型预测结果的可解释性和工程实用性.此外,松动圈厚度的准确预测可为支护方案的设计提供关键依据.结合围岩稳定性研究,将围岩稳定性划分为6种类型,具体分级指标参照董方庭等[18]提出的围岩松动圈分类表执行.

1.3　模型参数快速获取方法

矽卡岩物理力学性质空间变化频繁,内部通常含有绿泥石、蒙脱石等亲水性黏土矿物,矽卡岩岩样XRD分析实验数据如表1所示.这使得矽卡岩一旦接触水分或从环境中吸收水分,力学性质就会发生显著改变.其表现为体积膨胀,力学性能下降,进而引发巷道围岩的持续变形,甚至出现巷道堵塞、片帮冒落等严重问题.鉴于此,在开挖矽卡岩巷道后,必须及时进行封闭支护,以保障巷道的稳定性和安全性.因此,指标参数的获取应具备及时性、简单性的特点,以便在最短时间内捕捉矽卡岩巷道围岩的工程行为.

表1　矽卡岩岩样XRD分析实验数据

Table 1　Experimental data of skarn rock samples by XRD analysis

样品编号	黏土矿物成分质量分数/%				非黏土矿物成分质量分数/%		
	绿泥石	蒙脱石	蛇纹石	滑石	方解石	金云母	石英
N1	0	1.3	33.1	8.1	57.5	0	0
N2	8.7	0	18.1	3.8	69.4	0	0
N3	52.9	0	0	0	14.1	2	31
N4	9.5	4.0	0	10.4	76.1	0	0
N5	6.7	2.1	0	12.0	79.2	0	0

1)输入层参数获取方法

围岩抗压强度.鉴于井下实验设备的限制,本文采用HT225ZC3-A型回弹仪快速测定岩体回弹值,并将回弹岩体制成24个标准件进行单轴压缩试验测定其抗压强度(图1a).结果(图1b)表明,岩体回弹值与抗压强度具有较高的拟合度,(R^2=0.919 8),基本符合岩石强度分级R指标[19],验证了该方法的可靠性.

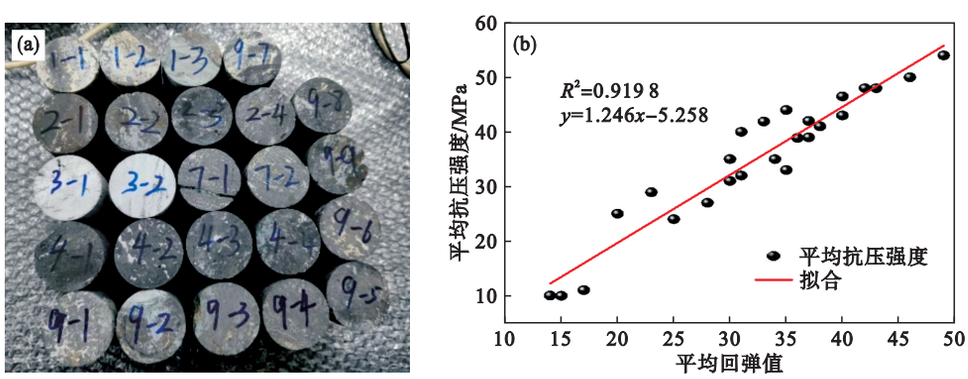


图1　回弹值标定试验

Fig. 1　Rebound value calibration test

(a)—单轴压缩标准件;(b)—回弹值与抗压强度关系图.

岩体完整性系数.使用结构面数字识别系统ShapeMetriX3D获取岩体完整性指数K_v.使用地质罗盘测量掌子面优势结构面的产状,在掌子面前方摆放标志物支架,并于距其5 m处拍摄左、右视角照片,如图2a所示.

将测得的产状数据和照片导入ShapeMetriX 3D,得到掌子面三维视图(图2b),依据节理裂隙分布进行分组后,绘制赤平极射投影图,系统依据经验公式自动计算岩体体积节理数J_v,并依据对应关系表[7](表2)得到K_v值.

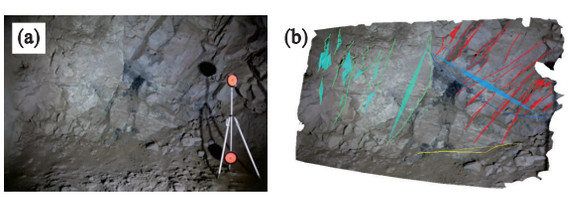


图2　ShapeMetriX3D结构面数字识别结果

Fig. 2　ShapeMetriX3D structural plane digital recognition result

(a)—掌子面拍摄图像;(b)—掌子面三维视图.

埋深、断面尺寸、地下水发育程度可以通过查询矿山地质资料或现场观测获取,其中地下水

发育程度分类标准如表3所示.

表2 J_v与K_v对应关系

Table 2 Correspondence between J_v and K_v

J_v/(条·m^{-3})	J_v<3	3≤J_v<10	10≤J_v<20	20≤J_v<35	J_v≥35
K_v	K_v>0.75	0.75≥K_v>0.55	0.55≥K_v>0.35	0.35≥K_v>0.15	K_v≤0.15

表3 地下水发育程度分类标准

Table 3 Classification standards for groundwater development degree

出水状态	干燥	湿润	滴水状	线流状	涌水状
p/MPa	p=0	0<p≤0.05	0.05<p≤0.10	0.10<p≤0.50	p>0.50

注:p为地下工程围岩裂隙水压.

2)输出层参数获取方法

采用地质雷达探测法测量松动圈厚度,地质雷达通过向地下发射脉冲形式的高频宽带电磁波.电磁波在地下介质中传播,当遇到存在电性差异的地下目标体时,电磁波会发生反射,并由接收天线接收.通过对接收到的电磁波信号进行处理和分析,根据信号波形、强度等参数来推断地下目标体的空间位置、结构及几何形态,从而实现对地下隐蔽目标物的探测.在采矿工程中,该方法可用于探测采空区、断层破碎带、节理裂隙等有明显电性差异的界面构造.探测时将雷达沿既定路线紧贴巷道围岩缓慢匀速移动,雷达通过天线发射并接收电磁波信号,由主机对信号进行数据处理,生成探测波形图.

松动圈作为裂隙发育的破碎岩体,其内部存在大量空气-岩石界面,二者相对介电常数差异显著,波阻抗差较大,导致反射信号明显增强.因此,在地质雷达探测波形图中,松动圈区域通常表现为更清晰的反射界面和特征.以中关铁矿170中段4#通风井联巷的地质雷达探测波形图为例,红色虚线以上区域即为松动圈范围,其厚度约为2.40 m,如图3所示.

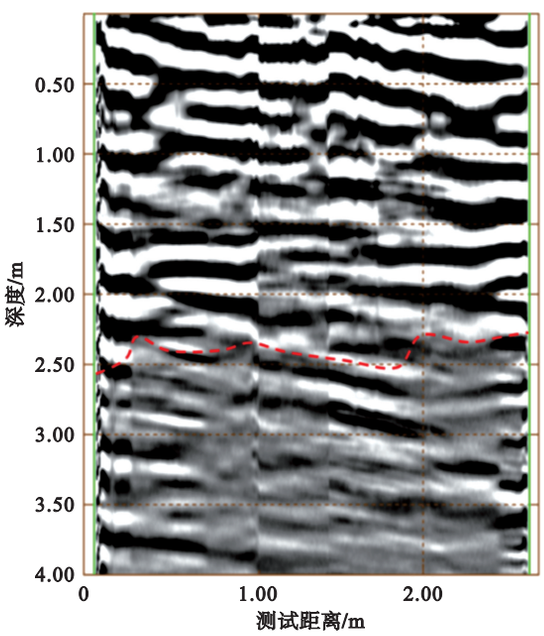


图3 地质雷达探测波形图

Fig. 3 Waveform of ground-penetrating radar detection

2 样本库构建与模型训练及验证

2.1 样本库的建立

依据1.2节中输入层参数快速获取方法,对中关铁矿井下-170,-185,-200,-230 m共4个水平面的44个掌子面测点,采集围岩抗压强度、岩体完整性系数、埋深、断面尺寸及地下水发育程度5个预测指标的数据,并在巷道开挖2个月后、松动圈发育完全时,对每个测点进行地质雷达探测,获取松动圈厚度.采集的样本数据如表4所示.

2.2 模型训练及验证

从样本库的44组数据中随机选取14组作为测试样本,其余30组作为训练样本,导入ACO-BP神经网络模型进行训练.表5为BP神经网络模型和ACO-BP神经网络模型对松动圈厚度预测值和实际值的数据对比.

采用平均绝对百分比误差(MAPE)和均方根误差(RMSE)作为松动圈厚度预测效果的评价指标,对模型的预测值与实际值之间的平均差异程度和误差大小进行评估.

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

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2}. \tag{2}$$

其中:n为样本数量;y_i为第i个样本的实际值;$\hat{y}_i$为第i个样本的预测值.对比分析结果如表6所示.

表 4　采集数据信息

Table 4　Collected data information

点位	抗压强度/MPa	岩石完整性系数	埋深/m	断面尺寸/m²	地下水发育程度	松动圈厚度/m
1	24. 1	0. 693	−170	13. 32	干燥	2. 22
2	11. 3	0. 719	−170	15. 20	干燥	2. 40
3	68. 6	0. 628	−170	15. 20	干燥	1. 68
4	22. 1	0. 473	−170	15. 20	湿润	2. 59
5	27. 1	0. 536	−170	15. 60	湿润	2. 43
6	39. 0	0. 501	−185	16. 28	滴水	2. 74
7	27. 5	0. 403	−185	15. 02	干燥	2. 93
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
43	38. 6	0. 451	−200	15. 20	湿润	2. 77
44	20. 9	0. 453	−230	15. 20	干燥	3. 11

表 5　松动圈厚度预测值与实际值

Table 5　Predicted values and actual values of loosen zone thickness

测试数据编号	BP 神经网络模型预测值/m	ACO−BP 神经网络模型预测值/m	实际值/m
1	3. 32	2. 71	2. 77
2	3. 36	3. 38	3. 37
3	3. 43	2. 39	2. 45
4	2. 32	2. 24	2. 32
5	2. 21	3. 04	3. 20
6	3. 27	2. 12	2. 25
7	3. 42	2. 01	2. 25
8	1. 85	1. 97	2. 00
9	2. 23	3. 22	3. 31
10	3. 23	2. 00	2. 03
11	3. 42	2. 99	3. 11
12	3. 13	2. 88	2. 69
13	3. 25	3. 00	3. 09
14	3. 13	2. 88	2. 79

表 6　不同模型预测结果误差分析

Table 6　Error analysis of prediction results for different models

评价指标	BP 神经网络模型	ACO−BP 神经网络模型
MAPE/%	23. 665 6	3. 670 3
RMSE	0. 742 04	0. 111 67

由表 6 可知,ACO−BP 神经网络模型预测值的平均绝对百分比误差为 3.670 3%,均方根误差为 0.111 67,分别是 BP 神经网络模型预测误差的 15.5%和 15.0%,表明 ACO−BP 神经网络模型在对松动圈厚度的预测性能上显著优于标准 BP 神经网络模型.

图 4 为 ACO 优化前后 BP 神经网络模型的松动圈厚度预测值与真实值的对比图,从中也可以直观看出,ACO−BP 模型预测值与真实值的拟合度比 BP 模型预测值更高.

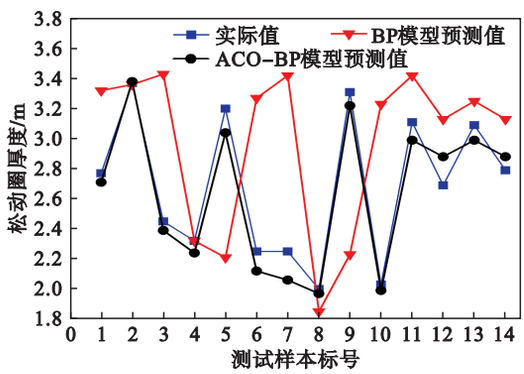


图 4　ACO 优化前后 BP 神经网络模型预测值和实际值对比图

Fig. 4　Comparison between predicted and actual values of BP neural network model before and after ACO

依据围岩松动圈范围[18]划分围岩稳定性等级,表 5 中 14 组训练样本中有 13 组 ACO−BP 预测围岩等级与实际相符.ACO−BP 神经网络模型预测围岩等级的准确率达到 92.9%,说明该模型对松动圈厚度的预测具有较高的可靠性和预测精度,能够帮助矿山井下工作人员对围岩稳定性进行分级,并提供科学合理的支护方案.

3　软岩巷道围岩稳定性快速分级与支护优化系统

为满足矿山工程人员现场制定科学合理支护设计方案的需求,研制了一款界面简易直观的软岩巷道围岩稳定性快速分级与支护优化系统.系统采用 Java 编程语言开发,使用 MySQL 数据库,后端采用 Spring Boot 和 MyBatis 框架,前端采用 Vue 框架,支持跨平台跨设备部署.

3. 1　系统设计

系统设计流程如图 5 所示.软岩巷道围岩稳定性快速分级与支护优化系统由输入层参数录

入、围岩稳定性等级预测及支护优化模块组成.首先,在现场测得围岩抗压强度、岩体完整性系数、埋深、断面尺寸、地下水发育程度共5个输入层参数后录入系统,随后调用内嵌于系统中训练成熟的ACO-BP神经网络模型计算松动圈厚度预测值,结合围岩松动圈分类表[18]确定围岩稳定性等级预测值,最终依据围岩稳定性分级支护优化方案表出具支护优化方案.此外,若新样本的围岩稳定性等级预测值与实际情况相符,即支护效果良好,则将该样本数据补充到ACO-BP神经网络模型的训练样本中,以提高模型预测精度,实现模型优化和样本库更新的良性循环,使支护优化方案更符合实际工程需求.

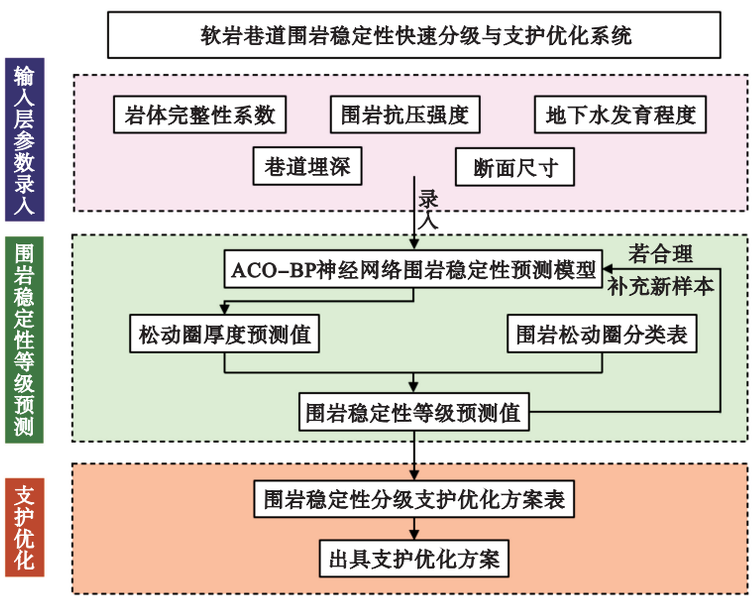


图5 系统设计流程

Fig. 5 System design flow

3.2 支护优化设计

金属矿山的巷道支护多以锚网喷支护为主,该支护形式的关键是科学确定锚杆长度,确保其锚固段充分嵌入完整岩体中,从而显著提升锚杆的锚固性能与整体支护稳定性.在锚杆长度确定后,结合锚杆锚固力、安全系数等因素进一步计算所需的锚杆直径,根据锚杆所承担的围岩压力计算锚杆的间排距,最终形成针对不同围岩稳定性等级的支护优化方案,表7展示了相应的支护参数设计建议.

表7 围岩稳定性分级支护优化方案

Table 7 Support optimization schemes for surrounding rock stability classification

围岩类别	支护类型	具体支护优化方案
Ⅰ	不支护/喷浆支护	混凝土围岩喷浆厚度100 mm,混凝土强度C25
Ⅱ	短锚杆喷浆支护	混凝土围岩喷浆厚度100 mm,混凝土强度C25;采用ϕ16 mm×1 600 mm的锚杆,锚杆间排距800 mm×800 mm
Ⅲ	锚喷支护	混凝土围岩喷浆厚度100 mm,混凝土强度C25;采用ϕ18 mm×2 000 mm的锚杆,锚杆间排距800 mm×800 mm
Ⅳ	锚网喷支护	混凝土围岩喷浆厚度100 mm,混凝土强度C25;钢筋网尺寸为1 000 mm×2 000 mm,钢筋ϕ6 mm,网格规格为100 mm×100 mm;采用ϕ20 mm×2 500 mm的锚杆,锚杆间排距700 mm×700 mm
Ⅴ	增强锚网喷支护	混凝土围岩喷浆厚度120 mm,混凝土强度C25;钢筋网尺寸为1 000 mm×2 000 mm,钢筋ϕ6 mm,网格规格为100 mm×100 mm;采用ϕ25 mm×3 500 mm的锚杆,锚杆间排距600 mm×600 mm
Ⅵ	联合支护	混凝土围岩喷浆厚度150 mm,混凝土强度C25;钢筋网尺寸为1 000 mm×2 000 mm,钢筋ϕ6 mm,网格规格为100 mm×100 mm;ϕ25 mm×3500 mm的锚杆和ϕ17.8 mm×6 000 mm锚索,锚杆间排距500 mm×500 mm;每排5根锚索,排距2 000 mm;U25加工制作的钢拱架,钢拱架排距500 mm;围岩壁后注浆

3.3　系统功能

1) 信息可视化交互功能

如图6所示,系统提供简易便捷的用户界面,界面由菜单栏和地质信息录入栏组成,引导用户录入围岩抗压强度、岩体完整性系数等围岩稳定性分级指标,方便用户高效完成围岩数据的采集,并最终返回输出值,即显示围岩稳定性等级及支护优化方案的界面(图7).



图6　系统参数录入界面

Fig. 6　System parameter input interface



图7　巷道围岩稳定性等级支护方案优化结果

Fig. 7　The results of surrounding rock mass classification and support optimization of roadway

2) 围岩稳定性分级及支护优化功能

用户在系统界面输入围岩抗压强度、岩体完整性系数、埋深、断面尺寸和地下水发育程度等关键参数后,系统调用ACO-BP神经网络测模型,快速预测巷道围岩稳定性等级,并依据围岩稳定性分级支护优化方案表(表7),生成对应的支护优化方案,包括锚杆类型、长度、间距以及喷浆厚度等具体参数.

3) 预测模型优化功能

系统内嵌ACO-BP神经网络模型,支持根据新增数据动态优化预测模型.通过补充样本进行模型重新训练,自动调整神经网络模型的权值和偏置参数,以提高模型的预测精度和稳定性,确保围岩稳定性分级和支护优化结果更加可靠.

3.4　工程实例应用

以中关铁矿井下-185 m水平西部矿体下盘巷道为例,2名工作人员携带回弹仪、数码相机、笔记本电脑等测量设备,即可在井下30 min内测得围岩抗压强度56.25 MPa、巷道断面尺寸15.58 m^2、岩体完整性系数0.45、埋深185 m、地下水发育程度为干燥共5项预测松动圈厚度的必需指标,并录入系统中.系统调用ACO-BP神经网络模型预测松动圈厚度为2.42 m,依据松动圈围岩分级判别标准,该段巷道为Ⅴ级较软围岩,推荐采用增强锚网喷支护设计,具体支护方案为:混凝土围岩喷浆厚度120 mm,混凝土强度等级C25;钢筋网尺寸为1 000 mm×2 000 mm,钢筋ϕ6 mm,网格规格为100 mm×100 mm;采用ϕ25 mm×3 500 mm的锚杆,锚杆间排距600 mm×600 mm.为验证支护实际效果,在支护完成半年后对该段巷道进行回访并拍摄图像如图8所示.从拍摄图像可以看出,围岩整体稳定,未出现明显掉块、开裂、鼓胀等失稳迹象,支护体系保持良好状态,满足矽卡岩型巷道支护"快速、精准、实用"的工程要求.



图8　支护方案应用效果

Fig. 8　Application effect of support

4　结　　论

1) 构建了一种基于ACO-BP神经网络模型的围岩稳定性快速分级方法,提出以松动圈厚度作为定量输出指标,结合围岩分级结果制定相应支护优化方案,提升了围岩分级的客观性与支护方案的合理性.

2) 设计了现场适用的输入参数快速获取方案,实现了巷道开挖后30 min内完成数据采集与

预测分析,且模型在实测数据集上的围岩稳定性分级预测准确率达92.9%,满足矽卡岩型巷道支护“快、准、实”的工程需求.

3)开发了配套智能优化系统,集成模型预测与支护设计推荐功能,具备持续学习与更新能力,已在中关铁矿成功应用,具有良好的推广前景.

参考文献:

[1] Xie G Q, Mao J W, Zhu Q Q, et al. Mineral deposit model of Cu-Fe-Au skarn system in the edongnan region, Eastern China[J]. *Acta Geologica Sinica* (*English Edition*), 2020, 94(6): 1797-1807.

[2] Pu J Y, Yu Q L, Zhao Y, et al. Deformation analysis of a roadway tunnel in soft swelling rock mass based on 3D mobile laser scanning [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2024, 57(7): 5177-5192.

[3] Pu J Y, Yu Q L, Liu H Y, et al. A coupled humidity diffusion and swelling stress damage model with large deformation analysis and application in studying the swelling behaviors of skarn surrounding a tunnel [J]. *Computers and Geotechnics*, 2025, 183: 107210.

[4] Protodyakonov M M .Methods of studying the strength of rocks, used in the U. S. S. R [C]//Proceedings of a Symposium Held at the University of Missouri. Columbia, 1962:649-668.

[5] 孙东东, 杨天鸿, 刘飞跃, 等. 露天矿山岩体质量精细化表征及边坡稳定性分析[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2025, 46(4): 97-105.
(Sun Dong-dong, Yang Tian-hong, Liu Fei-yue, et al. Detailed characterization of rock mass quality and slope stability analysis for open-pit mines [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2025, 46(4): 97-105.)

[6] Bieniawski Z T. The geomechanics classification in rock engineering applications [C]// Proceedings of the ISRM Symposium on Rock Mechanics. Montreux: Balkema, 1979: 123-128.

[7] 中华人民共和国水利部. 工程岩体分级标准: GB 50218—1994[S]. 北京: 中国标准出版社, 1995.
(Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. Standard for engineering classification of rock masses: GB 50218—1994[S]. Beijing: Standards Press of China, 1995.)

[8] Romana M. SMR classification [C]// Proceedings of the 7th ISRM Congress. Aachen: International Society for Rock Mechanics, 1991: 189-194.

[9] 李福佳, 刘艳章, 秦绍兵, 等. 基于加权隶属度矩阵的岩体质量优化分级及支护研究[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2024, 6(2): 52-61.
(Li Fu-jia, Liu Yan-zhang, Qin Shao-bing, et al. Research on rock mass quality optimization classification and support based on weighted membership matrix [J]. *Journal of Mining and Strata Control Engineering*, 2024, 6(2): 52-61.)

[10] Liu Z X, Dang W G. Rock quality classification and stability evaluation of undersea deposit based on M-IRMR [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2014, 40: 95-101.

[11] Wu L Z, Li S H, Zhang M, et al. A new method for classifying rock mass quality based on MCS and TOPSIS [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2019, 78(6): 199.

[12] 徐鼎平, 江权, 李邵军, 等. 地下洞室围岩整体稳定性定量评估的方法、云系统与工程实践[J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(11): 2186-2198.
(Xu Ding-ping, Jiang Quan, Li Shao-jun, et al. Quantitative approach, cloud system and engineering practice for global stability assessment of surrounding rock in underground caverns [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2022, 41(11): 2186-2198.)

[13] Li P X, Tan Z X, Yan L L, et al. Stability classification of mine roadways surrounding rock using genetic algorithm neural network [C]//The 2nd ISRM International Young Scholars'Symposium on Rock Mechanics. Beijing, 2011: 499-504.

[14] 侯克鹏, 包广拓, 孙华芬. SSA-MLP模型在岩质边坡稳定性预测中的应用[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(5): 1795-1803.
(Hou Ke-peng, Bao Guang-tuo, Sun Hua-fen. Application of SSA-MLP model to stability prediction of rock slope[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(5): 1795-1803.)

[15] Gholami R, Rasouli V, Alimoradi A. Improved RMR rock mass classification using artificial intelligence algorithms [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2013, 46(5): 1199-1209.

[16] Lu J, Guo W D, Liu J P, et al. An intelligent advanced classification method for tunnel-surrounding rock mass based on the particle swarm optimization least squares support vector machine [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(4): 2068.

[17] 赵汝星. 基于随机森林的回采巷道围岩稳定性分类[J]. 煤矿安全, 2014, 45(11): 200-202, 206.
(Zhao Ru-xing. Classification of roadway surrounding rock stability based on random forest[J]. *Safety in Coal Mines*, 2014, 45(11): 200-202, 206.)

[18] 董方庭, 宋宏伟, 郭志宏, 等. 巷道围岩松动圈支护理论[J]. 煤炭学报, 1994, 19(1): 21-32.
(Dong Fang-ting, Song Hong-wei, Guo Zhi-hong, et al. Roadway support theory based on broken rock zone [J]. *Journal of China Coal Society*, 1994, 19(1): 21-32.)

[19] 傅永胜. 岩石回弹值指标的测试应用研究[C]//第二届全国工程地质力学青年学术讨论会论文集. 北京, 1992: 28-36.
(Fu Yong-sheng.Research on the test and application of rock rebound value index [C]// Proceedings of the Second National Youth Academic Symposium on Engineering Geological Mechanics. Beijing,1992:28-36.)