

岩石单轴抗压强度和抗拉强度对抗剪强度参数的预测研究^①

马增^{1,2}, 王飞飞³, 李爱兵^{1,2}

(1.长沙矿山研究院有限责任公司 金属矿山安全技术国家重点实验室, 湖南 长沙 410012; 2.湖南省矿山地质灾害防治与环境再造工程技术研究中心, 湖南 长沙 410012; 3.湖南城市学院 土木工程学院, 湖南 益阳 413000)

摘要: 为了揭示岩石单轴抗压强度、抗拉强度与抗剪强度参数之间的规律,以收集的38个矿山159组岩石力学数据为样本,采用数据分析方法表征了单轴抗压强度与抗拉强度之间的关系,对单轴抗压强度和抗拉强度计算抗剪强度公式进行了范围标定,并建立BP神经网络预测模型,以单轴抗压强度和抗拉强度为输入层,预测岩石抗剪强度参数。结果表明:岩石单轴抗压强度为抗拉强度的7.6~27.8倍;通过多系数对比试验得到的黏聚力值为原经验公式计算结果的1.0~2.2倍,内摩擦角正切值为原经验公式计算结果的0.35~1.00倍,置信度较高,结果可靠;BP神经网络模型预测值与真实值相比,黏聚力偏差-10.53~20.12 MPa,内摩擦角偏差-18.43°~28.97°,整体呈正态分布。

关键词: 单轴压缩试验; 抗剪强度; 抗压强度; 抗拉强度; 黏聚力; 内摩擦角; BP神经网络; 经验公式; 参数换算

中图分类号: TD313

文献标志码: A

doi: 10.3969/j.issn.0253-6099.2025.05.008

文章编号: 0253-6099(2025)05-0049-07

Prediction of Relationship Among Uniaxial Compressive Strength, Tensile Strength and Shear Strength of Rocks

MA Zeng^{1,2}, WANG Feifei³, LI Aibing^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Safety Technology for Metal Mines, Changsha Institute of Mining Research Co., Ltd., Changsha 410012, Hunan, China; 2. Hunan Engineering Technology Research Center for Geological Disaster Prevention and Control and Environmental Reconstruction in Mines, Changsha 410012, Hunan, China; 3. School of Civil Engineering, Hunan City University, Yiyang 413000, Hunan, China)

Abstract: To reveal the relationship among uniaxial compressive strength, tensile strength and shear strength, 159 sets of rock mechanics data collected from 38 mines were taken as samples. Firstly, the relationship between uniaxial compressive strength and tensile strength was characterized by data analysis, and the range of uniaxial compressive and tensile strength in the formulae for calculating shear strength was calibrated. Then, a BP neural network prediction model was constructed, with which the shear strength of rocks can be predicted with uniaxial compressive strength and tensile strength as the input layer. The results show that: the uniaxial compressive strength of rock is 7.6–27.8 times tensile strength; the cohesion value obtained from multiple comparison tests is 1.0–2.2 times that from the original empirical formula, and the tangent value of internal friction angle is 0.35–1.00 times that from the original empirical formula, presenting high confident and reliable results; based on comparison between the predicted value with BP neural network and the actual value, the cohesion deviation ranges from -10.53 MPa to 20.12 MPa, and the internal friction angle deviation ranges from -18.43° to 28.97°, exhibiting an overall normal distribution.

Key words: uniaxial compression test; shear strength; compressive strength; tensile strength; cohesion; internal friction angle; BP neural network; empirical formula; parameter conversion

岩石抗剪强度参数对岩石力学工程研究至关重要。岩石抗剪强度参数主要通过变角度剪切试验和室内常

规三轴压缩破坏试验获得,但相对于单轴压缩试验和巴西劈裂试验,三轴压缩破坏试验对岩心样品数量和试验

① 收稿日期: 2025-03-27

基金项目: 中国五矿集团有限公司国家重点实验室专项资金项目(2024GZKJ05); 国际与区域科技创新合作重点研发项目(2018WK2052); 国家科技部重大科技领域创新方法研究与应用(SQ2019IM3640003)

作者简介: 马增(1998—),男,河南南阳人,硕士,工程师,主要从事矿山岩石力学及边坡工程防灾减灾研究。E-mail: mazeng1540@163.com

条件的要求较高,多数研究会获得单轴抗压强度和抗拉强度后采用经验公式计算得到抗剪强度^[1-2]。

岩石单轴抗压强度、抗拉强度和抗剪强度参数从不同方面表征了岩石强度,三者之间存在一定的联系,通过分析以往试验数据和研究成果,可以总结为:岩石的单轴抗压强度和抗拉强度越大,岩石的抗剪强度参数越大^[3],文献[4]研究了岩石抗剪强度参数与抗压强度和抗拉强度的相互换算关系。

岩石抗剪强度参数的确定存在不确定性,且难以通过大量试验来降低不确定性,因此众多学者采用数值回归分析得到更准确的岩石抗剪强度参数,但该方法不能直观反映抗压强度和抗拉强度与抗剪强度参数的关系。回归分析旨在解决已有抗剪强度参数随机性问题,提高数据的准确性,且研究逐渐向数据预测方向深入。随着计算机技术的出现和发展,预测技术在各领域的应用逐渐广泛,特别是神经网络算法^[5-8]。文献[9]建立了BP神经网络模型,以影响岩石结构面峰值剪切强度的各种因素为输入数据,得到不同岩石的结构面峰值剪切强度;文献[10]采用蚁群算法优化BP神经网络模型,结合现场爆破试验数据,对岩石爆破破碎块度进行了有效预测。

基于BP神经网络预测模型的精确预测能力,本文以收集到的多组岩石力学数据为基础,分析岩石单轴抗压强度、抗拉强度和抗剪强度参数之间的规律,并建立BP神经网络预测模型,以单轴抗压强度和抗拉强度为输入层,预测岩石的抗剪强度参数,为获取岩石抗剪强度参数提供新方法。

1 试验过程概述及数据收集

1.1 试验过程

1.1.1 试样制备

对选取的圆柱状岩心和岩块钻取的岩心进行切割和磨平,按照GB/T 50266—2013《工程岩体试验方法标准》制备试样,要求如下:①圆柱体试件直径为48~54 mm;②试件高度与直径之比宜为2.0~2.5;③试件两端面不平行度误差不得大于0.05 mm;④沿试件高度,直径误差不得大于0.3 mm;⑤端面应垂直于试件轴线,偏差不得大于0.25°。

1.1.2 试样试验

为了获取岩石的单轴抗压强度和抗拉强度以及抗剪强度(黏聚力及内摩擦角),将制备好的岩石试样在专用岩石试验机上进行单轴抗压强度、抗拉强度、抗剪强度试验。

采用伺服压力机测试单轴抗压强度,如图1所示。

单轴抗压强度试验的试样选用直径50 mm、长100 mm的标准圆柱状岩心,试验过程中将应变仪夹持在试样外侧,与压力机进行连接,将记录的试样侧向变形和竖向位移同步传输至电脑端,压力机通过压力轴对试样施压,达到峰值后破坏,压力机记录的压力峰值即为该块岩心的单轴抗压强度。多块同种岩性的试样按照破坏后形态去掉抗压强度最大值和最小值,其余数据取平均值作为该种岩性试样的单轴抗压强度。

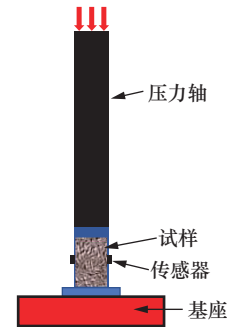


图1 单轴抗压强度试验

Fig.1 Uniaxial compressive strength test

采用巴西劈裂法测试抗拉强度,如图2所示。采用伺服压力机,选用直径50 mm、长50 mm的圆柱状岩心,在试样直径方向固定2根金属垫条,以便将面状荷载转化为线性荷载,使试样在压力作用下沿径向破坏,压力机记录试样破坏时的峰值压力,然后采用巴西劈裂推导公式计算试样的抗拉强度,每种岩性测试多块试样的抗拉强度,取平均值作为该岩样的抗拉强度。

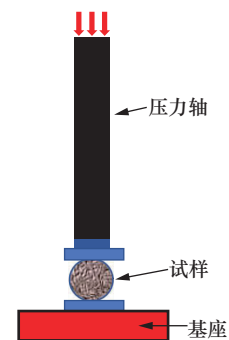


图2 巴西劈裂试验

Fig.2 Brazilian test for splitting tensile strength

采用三轴压缩试验测试抗剪强度,如图3所示。采用专用的三轴压力机,试样选用直径50 mm、长100 mm的标准圆柱状岩心,通过改变围压得到不同峰值强度,通过莫尔-库仑强度准则得到岩石的抗剪强度。

1.2 试验数据收集

为构建具有代表性的岩石力学数据库,筛选了38座矿山的159组岩石试验结果,其中露天矿山28座,

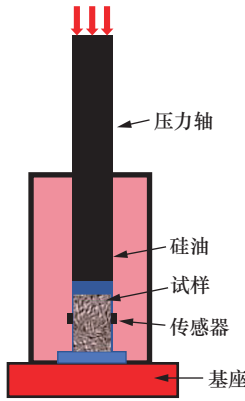


图 3 三轴压缩试验

Fig.3 Triaxial compression test

开采矿种有金、铜、钴、钼、铁、石灰石等,地下矿山 10 座,开采矿种主要有铅、锌、钨、磷、铜、金、铁等。矿山样本以露天矿山为主,同时包含具有代表性的地下矿山;其次,在矿山类型上,既涵盖了金属矿山,也包含了建材矿山;最后,在岩性分布上,完整包含了沉积岩、火成岩和变质岩三大岩性类别,选取的样本数据具有广泛代表性。部分矿山岩石力学数据见表 1。

表 1 部分矿山岩石力学数据

Tab.1 Rock mechanics test results of some mines

矿山名称	岩石类型	抗压强度/MPa	抗拉强度/MPa	黏聚力/MPa	内摩擦角/(°)
望香台	灰岩	80	14	7.9	44.28
水泥用	玄武岩	180	17	16	45
石灰岩矿	砂岩	58.5	3.3	6.77	42.5
	次生石灰岩	44.18	2.59	4.88	42.5
	微风化黑云母花岗岩	65.79	5.34	6.95	42.8
乌努格吐山铜钼矿	次流纹质凝灰岩	50.73	3.39	6.47	42.4
	次斜长花岗岩斑岩	35.99	3.01	5.52	41.5
	低品位独立铅锌矿	77.6	3	14.78	47.27
	高品位独立铅锌矿	88.27	2.99	14.24	47.91
呷村银多金属矿	银铜铅锌矿	123.62	6.27	24.19	47.78
	炭质板岩	55.26	2.11	13.84	44.83
	凝灰质板岩	52.54	1.41	11.05	43.51
	英安岩	135.28	11.15	34.72	46.86
	流纹质碎屑岩	79.78	3.6	16.71	46.09

2 单轴抗压强度与抗拉强度关系分析

根据 38 座矿山的 159 组岩石力学数据,统计得到各组岩石抗压强度与抗拉强度的关系,如图 4 所示。

由图 4 可知,岩石抗压强度与抗拉强度呈现显著的相关性。根据抗压强度与抗拉强度的相关性,保证量化关系的置信度为 85%。通过分析,两者关系可分别用 $y = 0.13x$ 和 $y = 0.036x$ (y 为抗拉强度, x 为抗压强度) 进行表征,即抗压强度为抗拉强度的 7.6~27.8 倍。这一变化范围明显大于传统理论值(10~20 倍),其主要影响因素可归结为以下两个方面:首先,不同岩性的矿物组成、结构构造等内在特性差异导致力学性质呈现显著离散性;其次,岩心钻取方向与岩层节理产状之间的空间夹角关系对测试结果产生重要影响,这一因素在取样过程中往往难以完全规避。研究结果为进一步探讨岩石力学性质各向异性特征提供了重要的试验依据。

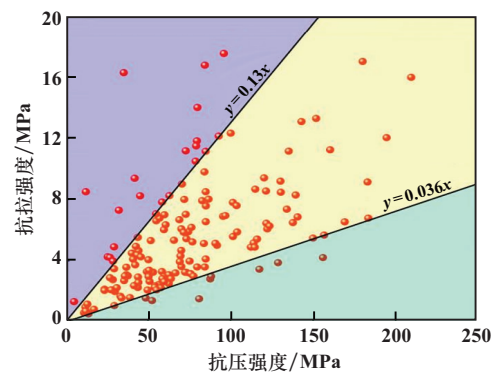


图 4 各组岩石抗压强度和抗拉强度的关系

Fig.4 Relationship between compressive and tensile strength of different groups of rocks

3 抗压强度、抗拉强度与抗剪强度的关系分析

按照单轴抗压强度、抗拉强度与黏聚力、内摩擦角的相关性特征绘制 159 组试验数据,结果如图 5 所示。由图 5 可知;抗压强度、抗拉强度与黏聚力呈现显著的正相关关系,数据点呈集束状分布;除了部分离散点内摩擦角在某个高度上呈现集束状外,由于离散点的存在,抗压强度、抗拉强度与内摩擦角的相关性相对较弱。从现有数据分析来看,抗压强度、抗拉强度与黏聚力、内摩擦角的关系并非简单的平面关系,而是存在一个合理的区间范围。基于此,采用数理统计方法,通过建立概率分布模型来定量表征抗压强度、抗拉强度与抗剪强度参数之间的合理区间范围,这将为岩石力学参数的工程取值提供更为可靠的理论依据。

未开展三轴抗压或剪切试验时,已知单轴抗压强度和抗拉强度,根据莫尔-库仑原理,通过公式可换算出岩石的抗剪强度。计算公式如下:

$$C = \frac{\sqrt{\sigma_c \sigma_t}}{2} \quad (1)$$

$$\tan\varphi = \frac{\sigma_c - \sigma_t}{2\sqrt{\sigma_c\sigma_t}} \quad (2)$$

式中: C 为岩石黏聚力, MPa; φ 为岩石内摩擦角, ($^\circ$); σ_t 为岩石抗拉强度, MPa; σ_c 为岩石抗压强度, MPa。

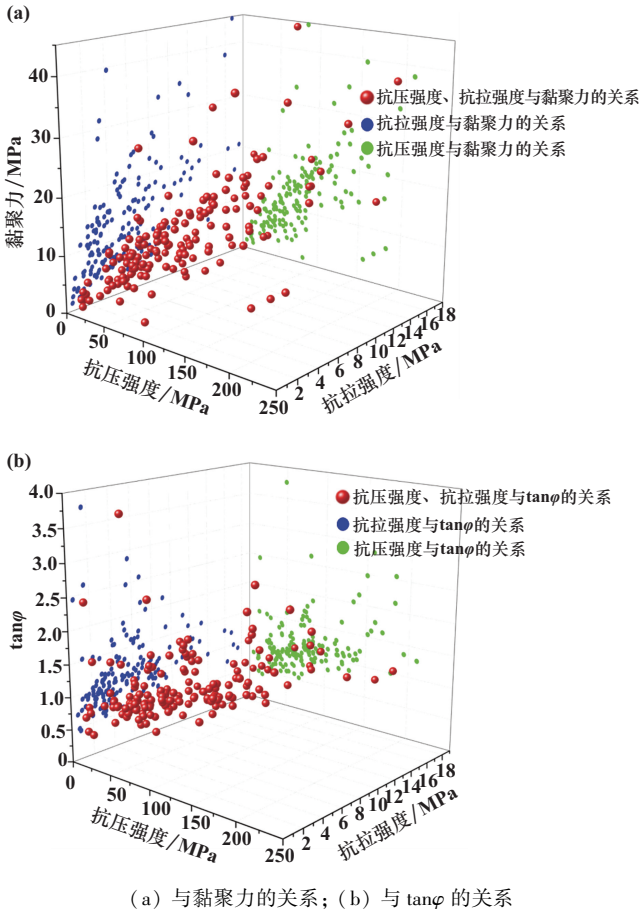
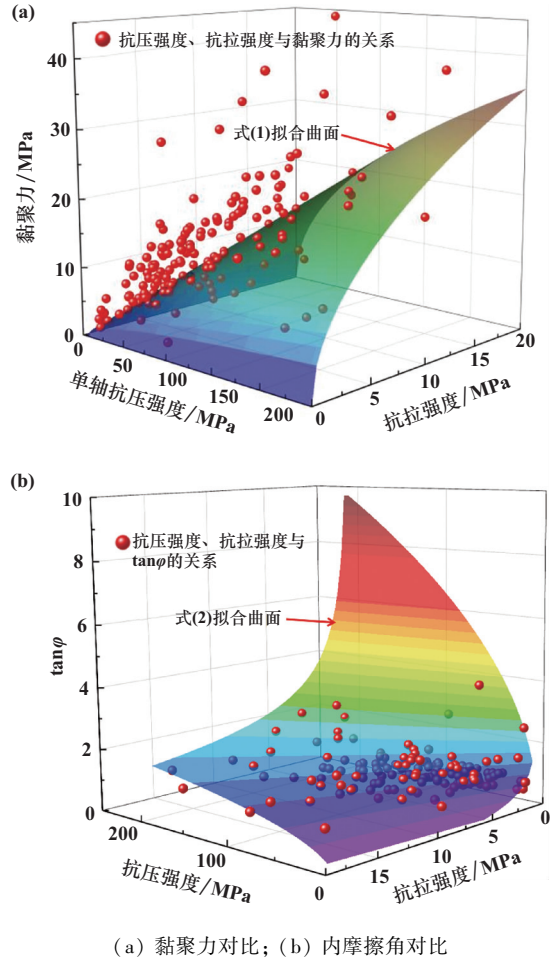


图5 各组岩石抗压强度、抗拉强度与抗剪强度参数的关系

Fig.5 Relationship among compressive, tensile and shear strength of different groups of rocks

通过分析软件绘制图形,将计算结果与试验得到的黏聚力和内摩擦角进行对比,结果如图6所示,图中圆点为试验得到的黏聚力和内摩擦角,曲面为公式计算结果。由图6可知,试验得到的黏聚力有5.7%小于公式计算结果,有35.6%约等于公式计算结果,有58.7%大于公式计算结果,因此可知式(1)计算结果偏小。同理,试验得到的内摩擦角正切值有6.9%大于公式计算结果,有28.9%约等于公式计算结果,有64.2%小于公式计算结果,因此可知式(2)计算结果偏大。

基于以上结论,调整公式的系数以实现将统计数据集中在一个区间范围内,通过多系数的对比研判得到式(3)和式(4),即黏聚力为原公式的1.0~2.2倍,内摩擦角正切值为原公式的0.35~1.00倍。式(3)和式(4)体现的区间与试验得到的抗剪强度参数值的对



(a) 黏聚力对比; (b) 内摩擦角对比

图6 试验得到的抗剪强度参数与公式计算结果对比
Fig.6 Comparison between shear strength from experiment and by equation calculation

比如图7所示。通过统计分析,试验得到的黏聚力和内摩擦角在式(3)和式(4)区间的概率分别达到84.8%和86.8%,置信度较高,结果较为可信。

$$\frac{\sqrt{\sigma_c\sigma_t}}{2} \leq C \leq 2.2 \times \frac{\sqrt{\sigma_c\sigma_t}}{2} \quad (3)$$

$$0.35 \frac{\sigma_c - \sigma_t}{2\sqrt{\sigma_c\sigma_t}} \leq \tan\varphi \leq \frac{\sigma_c - \sigma_t}{2\sqrt{\sigma_c\sigma_t}} \quad (4)$$

4 BP神经网络方法预测抗剪强度参数

4.1 BP神经网络算法简介

BP神经网络是一种按误差反向传播训练的多层前馈网络,其算法称为BP算法,它的基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差最小。

BP神经网络的步骤为:输入层接收外界的输入,隐藏层和输出层的神经元对输入的特征或信号通过

权重进行加工,最终输出结果。BP 神经网络结构如图 8 所示。

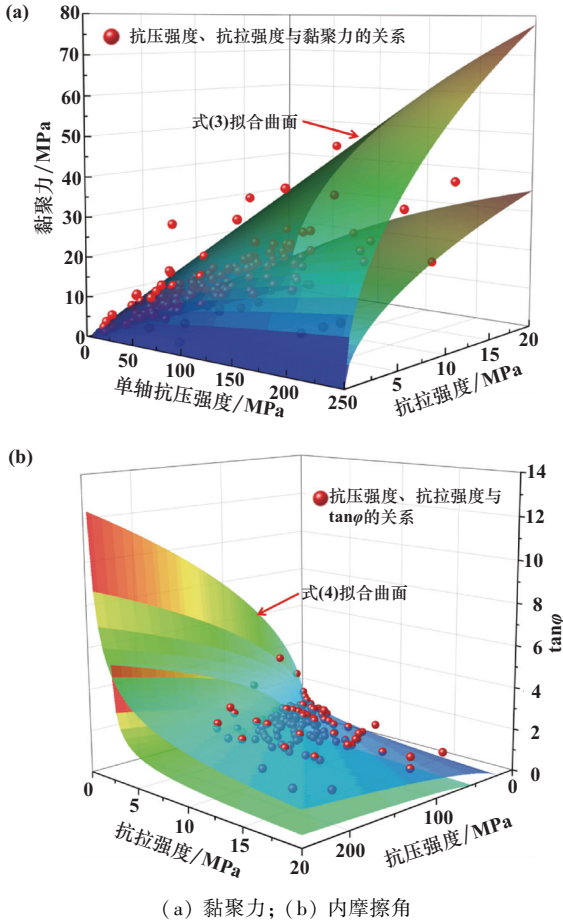


图 7 区间公式与试验得到的抗剪强度参数对比
Fig.7 Comparison between shear strength obtained by interval expressions and from experiments

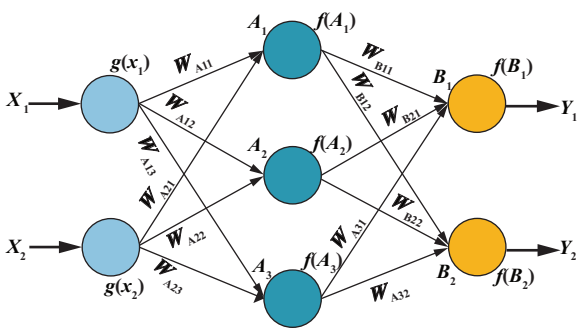


图 8 BP 网络模型
Fig.8 BP neural network model

为了解 BP 神经网络原理,设输入层节点数为 n , 隐含层节点数为 p , 输出层节点数为 m , 总结常规 BP 算法的一般计算公式和步骤。

- 1) 定义矩阵。
第一层权阵:

$$W_{An \times p} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{np} \end{bmatrix} \quad (5)$$

第二层权阵:

$$W_{Bp \times m} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{p1} & b_{p2} & \dots & b_{pm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

输入层节点输入向量:

$$X_{n \times 1} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (7)$$

输入层节点输出向量:

$$g(X)_{n \times 1} = (g(x_1), g(x_2), \dots, g(x_n))^T \quad (8)$$

隐含层节点输入向量:

$$A_{p \times 1} = (A_1, A_2, \dots, A_p)^T \quad (9)$$

隐含层节点输出向量:

$$f(A)_{p \times 1} = (f(A_1), f(A_2), \dots, f(A_p))^T \quad (10)$$

输出层节点输入向量:

$$B_{m \times 1} = (B_1, B_2, \dots, B_m)^T \quad (11)$$

输出层节点输出向量:

$$Y_{m \times 1} = (f(B_1), f(B_2), \dots, f(B_p))^T \quad (12)$$

2) 定义激活函数:

$$g(x) = x \quad (13)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (14)$$

3) 正向传播计算公式:

$$A = W_A^T \cdot g(X) = W_A^T \cdot X$$

$$B = W_B^T \cdot f(A) \quad (15)$$

$$Y' = f(B)$$

误差计算与判断:

$$\Delta Y = D - Y' \quad (16)$$

式中: D 为样本值(期望输出值); Y' 为网络实际输出值。

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (d_{jk} - y_{jk}')^2 \quad (17)$$

式中: k 为样本序号; j 为输出层第 j 个节点。

以岩石抗压强度和抗拉强度为基础,建立 BP 神经网络预测模型,预测岩石黏聚力和内摩擦角。BP 神经网络预测模型分为输入层、隐藏层和输出层,输入层为 38 座矿山共 159 组的岩石抗压强度和抗拉强度数据,隐藏层设置为双隐层结构,第 1 层由 6 个神经元组

成,第2层由2个神经元组成,输出层为岩石的黏聚力和内摩擦角。

4.2 抗剪强度参数预测结果分析

根据建立的BP神经网络预测模型对159组样本数据进行训练分析,得到预测值,将训练集数据进行归一化处理后,建立预测值与真实值的相关性分析,结果如图9所示。从图9可知,训练集的预测值与真实数据存在线性相关,相关系数为0.7317,相关性较明显,说明预测值与真实数据接近,模型训练效果较好。

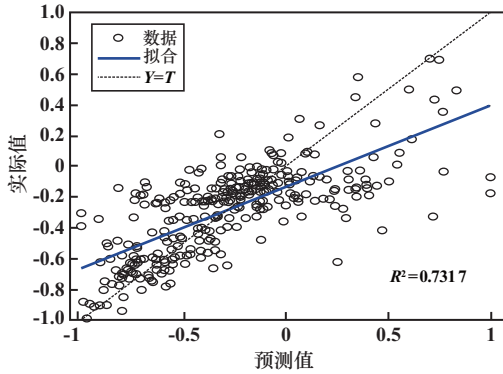
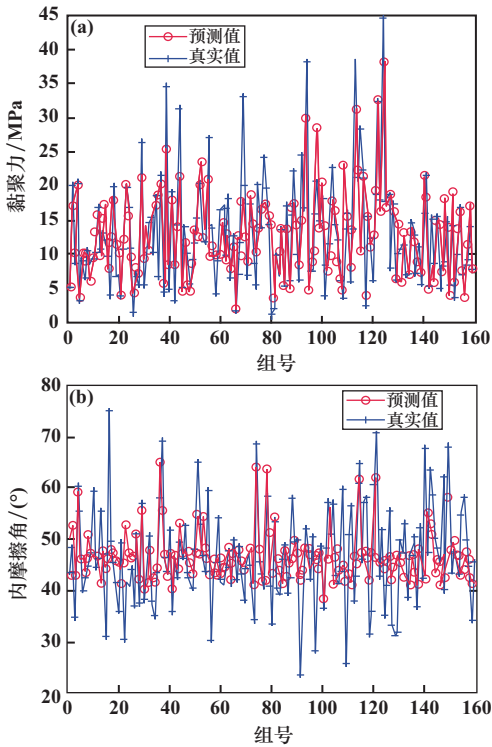


图9 相关性分析

Fig.9 Correlation analysis

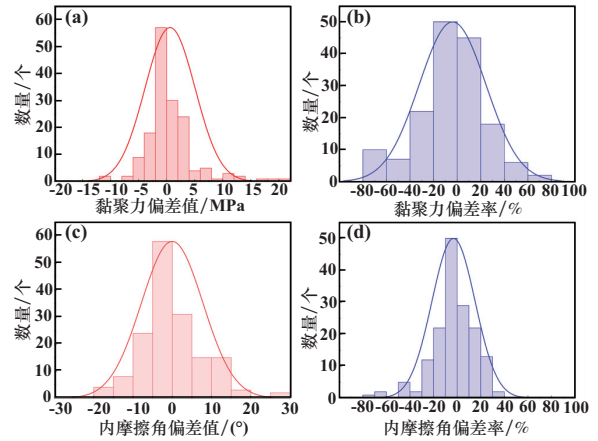
将预测值与真实数据进行对比,结果见图10,黏聚力和内摩擦角偏差值和偏差率分析结果见图11。



(a) 黏聚力对比; (b) 内摩擦角对比

图10 抗剪强度参数预测值和真实值对比图

Fig.10 Comparison of predicted and actual values of shear strength



(a) 黏聚力偏差值; (b) 黏聚力偏差率; (c) 内摩擦角偏差值; (d) 内摩擦角偏差率

图11 偏差值和偏差率分析

Fig.11 Analysis of deviation value and deviation rate

通过图10~11可知:

1) 黏聚力预测值和真实值偏差-10.53~20.12 MPa, 偏差率为-78.05%~64.82%, 偏差率-50%以下的样本有12个, 偏差率50%以上的样本有2个, 整体来看样本负向偏差较多, 预测值小于真实值。研究发现当抗压强度为抗拉强度的25倍以上且黏聚力较小时, 黏聚力预测值与真实值的偏差率较大。

2) 内摩擦角预测值和真实值偏差-18.43°~28.97°, 偏差率为-78.14%~38.57%, 负向偏差数量占总样本个数的58%, 偏差率-50%以下的样本有3个, 偏差率50%以上的样本有2个, 样本整体预测值小于真实值, 研究发现当实际内摩擦角值大于60°时内摩擦角预测值和真实值的偏差率较大。

3) 偏差值和偏差率整体呈正态分布, 虽然偏差值和偏差率的分布范围较大, 但黏聚力偏差值在[-5, 5]区间的数据数量为85.5%, 内摩擦角偏差值在[-10, 10]区间的数据数量为80.0%。

综上所述, 内摩擦角预测结果相较于黏聚力预测结果更加准确, 偏差较小。对黏聚力和内摩擦角极端值(特别大和特别小的岩石), 模型泛化能力较弱, 预测值和真实值偏差特别大, 在图10中可以看出尖点特别突出。

通过对比结果分析预测偏差的原因, 一方面样本数据量有限, 且数据分布不均匀, 159组样本数据对于复杂的神经网络模型来说相对较少, 同时样本数据存在的区域相对集中, 模型在预测时无法在某些区域捕捉到足够多的数据, 从而导致黏聚力和内摩擦角极端值数据预测偏差大。另一方面是数据特性问题, 岩石黏聚力相较于内摩擦角理论分布阈值较宽, 从而偏差

较大,这是内摩擦角预测更加准确的原因。另外在岩石力学研究中未对岩石的矿物成分、孔隙率等物理性质进行测定,预测模型输入值仅有单轴抗压强度和抗拉强度两个参数,预测模型中未能够全面反映影响岩石抗剪强度参数的因素,从而导致预测偏差。将来可以通过收集更多分布广泛的样本数据,优化神经网络模型结构,融合不同结构的预测模型,另可以考虑测定更多影响岩石抗剪强度参数的指标作为输入值,提高模型预测精度。

5 结论

1) 总结收集到的 159 组岩石单轴抗压强度和抗拉强度数据,发现抗压强度为抗拉强度的 7.6~27.8 倍。

2) 通过收集数据与经验公式对比,试验得到黏聚力值为原经验公式值的 1.0~2.2 倍,分布在该区间的数量为 84.8%,试验得到内摩擦角的正切值为原经验公式值的 0.35~1.00 倍,分布在该区间的数量为 86.8%,数据整体置信度较高,结果可信。

3) 建立了 BP 神经网络预测模型,以岩石单轴抗压强度、抗拉强度为基础预测抗剪强度,通过对比预测数据和真实数据,黏聚力预测值和真实值偏差-10.53~20.12 MPa,偏差率为-78.05%~64.82%,内摩擦角预测值和真实值偏差-18.43°~28.97°,偏差率为-78.14%~38.57%。抗剪强度参数偏差值及偏差率分布范围较广,但整体呈正态分布。

4) 研究发现,神经网络对内摩擦角的预测精度高于黏聚力,极值预测偏差显著。主要原因是样本数据量不足、分布不均,且输入参数有限。下一步将扩充数据集、优化模型结构,并增加岩石物理力学指标作为输入,以提升预测精度。

参考文献(References):

- [1] 李佳伦. 基于正态分布区间数的岩石抗剪强度参数理论估值及其应用[D]. 绵阳:西南科技大学, 2023.
- LI Jialun. Theoretical estimation of rock shear strength parameters on the number of normal distribution intervals and its application[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2023.
- [2] 崔洁,江权,冯夏庭,等. 岩石抗剪强度参数的理论概率分布形态研究[J]. 岩土力学, 2015,36(5):1261-1274.
- CUI Jie, JIANG Quan, FENG Xiating, et al. Theoretical probability distribution of shear strength parameters for rock[J]. Rock and Soil Mechanics, 2015,36(5):1261-1274.
- [3] 唐建铠. 探究岩石抗剪强度参数与单轴抗压强度的关系[J]. 广

东化工, 2020,47(2):38-39.

TANG Jiankai. Study on the relationship between rock shear strength parameters and uniaxial compressive strength[J]. Guangdong Chemical Industry, 2020, 47(2): 38-39.

- [4] 姜亚洲,夏晓舟,任青文. 岩石类材料抗剪断强度与单轴强度参数互换研究[C]//中国岩石力学与工程学会. 岩石力学与工程的创新和实践:第十一次全国岩石力学与工程学术大会论文集. 武汉:湖北科学技术出版社, 2010.
- JIANG Yazhou, XIA Xiaozhou, REN Qingwen. Research on the interchangeability of shear strength and uniaxial strength parameters of rock-like materials[C]//Chinese Society of Rock Mechanics and Engineering. Innovation and practice of rock mechanics and engineering: Proceedings of the Eleventh National Academic Conference on Rock Mechanics and Engineering. Wuhan: Hubei Science and Technology Press, 2010.
- [5] 王鑫瑀,曹鹏飞,肖一清,等. 基于 HGS-ANN 混合模型的爆破振动预测[J]. 矿冶工程, 2024,44(4):159-163.
- WANG Xinyu, CAO Pengfei, XIAO Yiqing, et al. Blasting vibration prediction based on novel HGS-ANN model[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024,44(4):159-163.
- [6] 王鑫瑀,曹鹏飞,肖一清,等. 基于 WOA-SVM 模型的爆破振动预测研究[J]. 矿冶工程, 2023,43(4):48-51.
- WANG Xinyu, CAO Pengfei, XIAO Yiqing, et al. Blasting vibration prediction based on WOA-SVM model[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2023,43(4):48-51.
- [7] 蒋冲,施泽雄. 基于 HGWO-SVR 模型的竖向受荷斜坡桩基沉降预测[J]. 矿冶工程, 2024,44(2):22-26.
- JIANG Chong, SHI Zexiong. Settlement prediction for pile foundation of vertically loaded slope based on HGWO-SVR model[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024,44(2):22-26.
- [8] 杨文甫,佴磊,祝玉学. 预测岩石单轴抗压强度的神经网络方法[J]. 水文地质工程地质, 2003,30(6):52-54.
- YANG Wenfu, NAI Lei, ZHU Yuxue. Method of neural network for predict uniaxial compressive strength of rock[J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2003,30(6):52-54.
- [9] 陈洁. 基于 BP 神经网络的结构面峰值剪切强度预测[D]. 绍兴:绍兴文理学院, 2020.
- CHEN Jie. Prediction on peak shear strength of rock joints based on BP neural network[D]. Shaoxing: Shaoxing University, 2020.
- [10] 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 blast-induced rock fragmentation based on ACO-BP model[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024,44(5):12-16.
- 引用本文:马增,王飞飞,李爱兵. 岩石单轴抗压强度和抗拉强度对抗剪强度参数的预测研究[J]. 矿冶工程, 2025,45(5):49-55.
- MA Zeng, WANG Feifei, LI Aibing. Prediction of relationship among uniaxial compressive strength, tensile strength and shear strength of rocks[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2025,45(5):49-55.