

DOI: 10.7672/sgjs2026030079

基于地应力和围岩参数反演的深埋隧道岩爆预测研究*

谭浩宇,赵海龙,曹伟,贾晓辉,张琪
(中交第二公路工程局有限公司,陕西西安 710065)

[摘要] 准确预测岩爆是指导高地应力隧道安全施工的关键。依托某高原铁路隧道1号斜井工程,结合现场勘察资料,建立斜井区精细化三维地形拓扑模型,分析斜井区地应力特征,并结合现场试验和监测数据,采用粒子群算法优化的BP神经网络进行围岩参数反演,提出基于地应力和围岩参数反演的岩爆预测方法,结合现场实际岩爆情况进行验证。研究表明,基于精细化建模的地应力反演方法可准确厘定斜井区地应力分布规律,地应力随埋深的增加而增大,其中最大主应力变化趋势同斜井纵断面地形起伏较一致;粒子群算法能够有效提升BP神经网络模型预测精度,采用该算法优化后的BP神经网络模型围岩强度预测结果与实测结果误差为2.95%;斜井底部范围内岩爆发生概率较大,采用地应力和围岩参数反演方法能够更有效地预测岩爆等级,预测准确率达82.9%,可为现场施工和岩爆防控提供参考。

[关键词] 隧道;围岩;地应力;岩爆;BP神经网络;反演;预测

[中图分类号] U45

[文献标识码] A

[文章编号] 2097-0897(2026)03-0079-10

Rockburst Prediction in Deep-buried Tunnel Based on Geostress and Surrounding Rock Parameter Inversion

TAN Haoyu, ZHAO Hailong, CAO Wei, JIA Xiaohui, ZHANG Qi
(CCCC Second Highway Engineering Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710065, China)

Abstract: Accurate prediction of rockburst is essential for ensuring the safety of tunnel construction under high geostress conditions. Taking the No. 1 inclined shaft of a plateau railway tunnel as the engineering background, a refined three-dimensional topographic-geometric model of the inclined shaft area was established based on detailed field investigation data to analyze the geostress characteristics. Combined with on-site tests and monitoring data, particle swarm optimization algorithm was employed to optimize BP neural network for the inversion of surrounding rock parameters. And a rockburst prediction method was proposed that integrates geostress inversion and surrounding rock parameter inversion, which was validated against actual rockburst occurrences observed on site. The research results show that the geostress inversion method based on refined modeling can accurately characterize the geostress distribution in the inclined shaft area. The geostress increases with burial depth, and the variation trend of the maximum principal stress is generally consistent with the relief of the longitudinal profile of the inclined shaft. The particle swarm optimization algorithm effectively improves the prediction accuracy of the BP neural network model, with a relative error of 2.95% between the predicted and measured surrounding rock strength. Rockburst is more likely to occur in the bottom section of the inclined shaft. The proposed method, which combines geostress and surrounding rock parameter inversion, can predict rockburst grade more effectively, achieving a prediction accuracy of 82.9%, and thus provides a useful reference for field construction and rockburst prevention and control in high geostress tunnels.

Keywords: tunnels; surrounding rock; geostress; rockburst; BP neural network; inversion; prediction

*国家自然科学基金(52478424);中国交通建设集团有限公司“揭榜挂帅”科技攻关项目(X0011007-JSFW-2024-0001)
[作者简介] 谭浩宇,高级工程师,E-mail:5174485@qq.com
[收稿日期] 2025-09-11

0 引言

随着社会经济的发展和重大战略需要,越来越多的隧道工程向中西部高原山区发展,对施工建设

提出了更高的要求^[1-2]。在高原深埋隧道施工过程中,受板块构造活跃、海拔高、隧道埋深大等因素影响,隧址区高地应力特征明显,易诱发岩爆灾害^[3-4],严重威胁施工人员生命财产安全,同时影响施工进度,给施工建设带来挑战^[5-7]。

有效的岩爆预测是指导隧道现场施工防控的关键^[8]。岩爆预测方法主要有理论分析^[9-10]、数值模拟^[11]、微震监测^[12]等,然而目前理论分析或数值模拟方法多基于不同假设条件进行预测,受地质条件变化、施工方法等因素影响,得到的预测结果往往与现场岩爆情况存在出入,岩爆预测精度有待提高^[13]。而微震监测技术耗时耗力,学习和维护成本较高,给工程造价带来一定压力^[14]。因此,需结合现场施工情况,提出简便有效的岩爆预测方法。

岩爆主要与地应力、围岩参数等因素有关,因此准确获取隧道地应力特征和围岩参数是提高岩爆预测精度的关键^[15]。室内或现场试验方法虽可获取较准确的数据,但往往费时费力,同时费用较高,且不可能对隧道全部施工段落进行实时测试,因此,采用反演分析是可行的研究手段^[16]。在地应力反演方面,汪波等^[17]借助地应力实测资料,结合数值模拟和多元回归分析,获得了整个苍岭隧道工程区地应力分布规律;周朝等^[18]依托新疆天山胜利特长公路隧道,研究了模拟隧道轴向构造应力场时的边界荷载施加问题,提出“重叠分区-组合”的地应力分区反演方法;周子寒等^[19]提出了针对具有多个钻孔隧道的分段反演方法,结合数值模拟分析了木寨岭公路隧道断层破碎带区域地应力分布特征。在围岩参数反演方面,宋战平等^[20]基于隧道现场应力监测数据,采用数值模拟、差异进化算法等,开展了隧道围岩参数反演,求得了隧道整体最优值的最佳力学参数组合,并对支护结构进行了优化,取得

了良好的效果;孙泽等^[21]结合围岩参数正交试验和有限元模拟,基于随机梯度下降算法优化的BP神经网络对隧道围岩参数反演模型展开了相关研究;杨子凡^[22]建立了基于Dropout算法与随机梯度下降算法优化的BP神经网络模型,以用于隧道围岩参数反演,研究发现该方法计算误差较小,可满足工程要求。然而,目前围岩参数反演主要针对软弱围岩隧道大变形情况,对高地应力硬岩隧道的研究相对较少。

为提高岩爆预测精度,有效指导现场岩爆防控施工,本文依托西部高原某在建深埋铁路隧道1号斜井工程,建立了斜井区精细化三维地形拓扑模型,分析了斜井区地应力分布特征。采用粒子群算法优化的BP神经网络模型提高围岩参数反演精度,结合岩爆判据对斜井区岩爆等级进行预测分析,并结合现场实际岩爆情况进行了验证。

1 工程概况

1.1 项目概况

某在建高原铁路隧道位于西部高原峡谷山区,全长超29 000m,最大埋深约1 600m。隧址区受侵蚀强烈,地形崎岖起伏较大,山体陡峭,沟谷深切,山岭海拔3 400~5 400m,相对高差约2 000m,常年积雪覆盖。隧道1号斜井全长约3 400m,与隧道右线正洞在YK1032+000.000里程处相交,洞口段海拔高达3 800m,综合坡度超3%。

1.2 工程地质条件

隧址区地形地貌受地质构造与岩性控制,区内构造运动强烈且复杂,构造变形具有多层次、多机制、多尺度的特点,总体构造方向为北西向。斜井区围岩评价和分级如表1所示,斜井洞身岩性以燕山期花岗闪长岩、二长花岗岩为主,岩体较完整,岩质坚硬,局部存在强蚀变破碎带,地质条件较复杂。

表1 斜井区围岩评价和分级

Table 1 Surrounding rock evaluation and classification in the inclined shaft area

里程范围	长度/m	地层及构造	围岩分级
XJ0+000.000—XJ0+400.000	400	花岗闪长岩,埋深大,弱风化,岩体较完整,岩质坚硬	III
XJ0+400.000—XJ0+600.000	200	花岗闪长岩,埋深大,弱风化,岩体完整,岩质坚硬	II
XJ0+600.000—XJ0+900.000	300	花岗闪长岩,埋深较大,弱风化,岩体较完整,岩质坚硬	II
XJ0+900.000—XJ1+100.000	200	花岗闪长岩、二长花岗岩,埋深大,弱风化,侵入接触带,蚀变带发育	III
XJ1+100.000—XJ1+500.000	400	二长花岗岩,埋深大,弱风化,岩体较完整,岩质坚硬	III
XJ1+500.000—XJ1+650.000	150	二长花岗岩,埋深大,弱风化,岩体较破碎,物探低阻区,推断局部发育蚀变带	III
XJ1+650.000—XJ2+350.000	700	二长花岗岩,埋深大,弱风化,岩体较完整,岩质坚硬	III
XJ2+350.000—XJ2+450.000	100	二长花岗岩,埋深大,弱风化,岩体较破碎,物探低阻区,推断局部发育蚀变带	IV
XJ2+450.000—XJ3+196.000	746	二长花岗岩,埋深大,弱风化,岩体较完整,岩质坚硬	III
XJ3+196.000—XJ3+316.000	120	二长花岗岩,埋深较小,弱风化,卸荷节理发育,岩体较破碎,地表泥石流沟发育	IV
XJ3+316.000—XJ3+406.000	90	第四系崩积、洪积松散堆积层,强风化二长花岗岩,土石界面,地表岩堆发育	V

模型尺寸,对 xOz 平面施加 0.2m 的位移,同时对 yOz 平面施加 0.35m 的位移。根据岩体实际容重施加自重荷载,所有工况的荷载系数通过多次反演模拟得到。

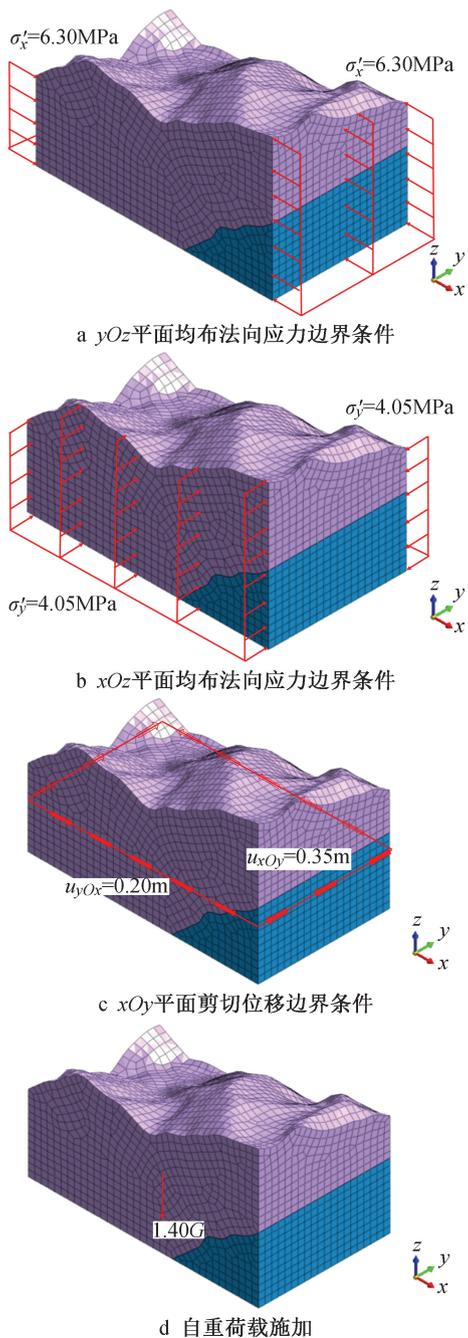


图 4 边界条件与荷载施加

Fig. 4 Boundary conditions and load application

3.4 斜井区地应力反演结果分析

由于斜井区未曾揭露断层的存在,所以采用 Anderson 断层理论分析斜井区主应力方向及分布情况存在一定局限性。因此根据斜井区钻孔岩样压缩过程中 Kaiser 效应初步推定地应力大小,并结合斜井周边断层的发育情况估算区域构造应力大小

及分布情况。通过 Kaiser 效应判定发现,斜井区构造应力为 2.87~8.45MPa。结合最小二乘法回归分析原理,通过演算调整不同边界条件下的应力场回归系数,使其确保符合斜井区构造应力场分布情况。通过施加自重边界条件获得斜井区自重应力场,继而求得斜井区地应力。利用叠加原理可得初始地应力计算公式为:

$$\hat{\sigma} = 6.30\sigma_{g1} + 4.05\sigma_{g2} + 2.15\sigma_{g3} + 1.40\sigma_c \quad (1)$$

式中: $\hat{\sigma}$ 为斜井区初始地应力反演值; σ_{g1} 为沿 x 轴方向水平均匀挤压构造运动引起的应力场; σ_{g2} 为沿 y 轴方向水平均匀挤压构造运动引起的应力场; σ_{g3} 为水平面内均匀剪切变形构造运动引起的应力场; σ_c 为自重荷载施加条件下的应力场。

经计算得相关系数为 0.893,趋近于 1,可知回归效果良好。根据式(1)可计算地应力回归计算值,并将其转化为主应力。通过模型反演得到斜井区纵断面地层主应力分布情况如图 5 所示,其中正值表示拉应力,负值表示压应力。反演模型中斜井轴线处主应力变化曲线如图 6 所示。

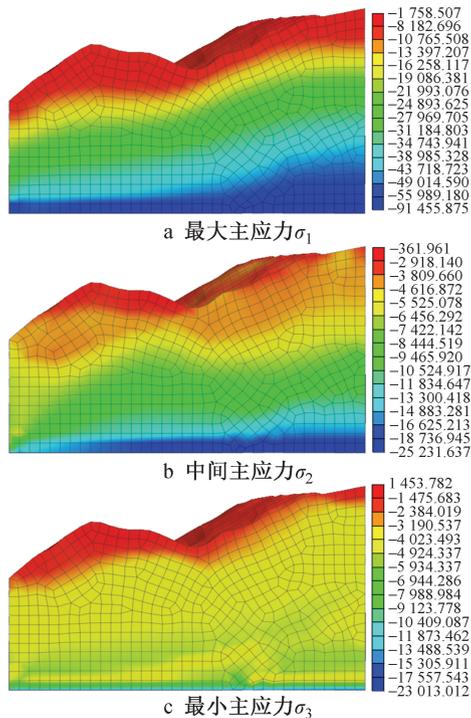


图 5 斜井区纵断面地层主应力云图(单位:kPa)

Fig. 5 Principal stress cloud maps of strata in the longitudinal profile of the inclined shaft area (unit: kPa)

由图 5 可知,斜井区地层最大主应力 σ_1 变化趋势同纵断面地形起伏较一致,且随着埋深的增加,3 个主应力均增大,但中间主应力 σ_2 和最小主应力 σ_3 增大趋势较缓慢,且二者在数值上也较接近。由

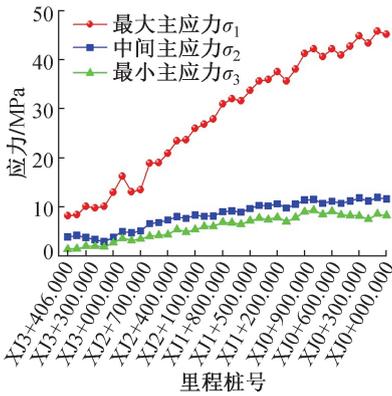


图6 斜井轴线处主应力变化曲线

Fig. 6 Principal stress variation curves along the inclined shaft centerline

图6可知,在斜井井口附近3个主应力较接近,而越靠近井底,最大主应力 σ_1 与中间主应力 σ_2 和最小主应力 σ_3 的差距越大。此时,如果斜井轴线与最大主应力 σ_1 所在方向夹角相差较大,斜井存在较高的岩爆灾害风险,类似于三轴试验中围压较小时面临着较大的轴向压力,从而发生突然的脆性破坏^[24]。

由图6可知,斜井轴线处最大主应力 σ_1 为8.27~45.79MPa,中间主应力 σ_2 为2.99~11.93MPa,最小主应力 σ_3 为1.45~9.35MPa。在靠近斜井与隧道主洞附近钻孔测试地应力,发现此处地应力为42.86MPa,地应力反演结果为45.20MPa,误差为5.46%,考虑到实际工程中地应力测试工作存在一定误差(23%~30%)^[25],因此可认为本文得到的初始应力场精度满足要求,可反映斜井区地应力分布特征。

此外,在二长花岗岩和花岗闪长岩交界处存在应力突变情况,由图5可知,二长花岗岩地层内存在应力下降现象,这是因为二长花岗岩力学参数弱于花岗闪长岩,且花岗闪长岩弹性模量更大,因此在花岗闪长岩地层内会出现应力增大现象。

4 围岩参数反演分析

本文将现场监测和岩样实测数据作为围岩参数反演数据集,抽取其中的20%作为测试集,其余作为训练集,进行围岩参数反演和优化。由于深埋隧道钻爆法开挖后需进行及时支护,因此现场监测值是初期支护与围岩的共同收敛值。建立斜井-围岩数值模型,对比分析变形计算值与现场监测值,验证模型的准确性。

4.1 模型建立

由于现场不同岩爆等级段落的支护方案不同,为保证数值模型的可行性,将模型沿掘进方向长度设为40m,以根据不同支护方案进行调整。为降低

边界效应,需将模型左右边界与斜井轮廓边缘的距离设置为5倍洞径以上,本文取60m进行建模。由于斜井埋深较大,为便于模拟计算,沿z轴方向模型顶部距斜井顶部50m,模型底部距斜井底部50m。得到模型整体尺寸为128.18m×40m×107.50m(长×宽×高),如图7所示。

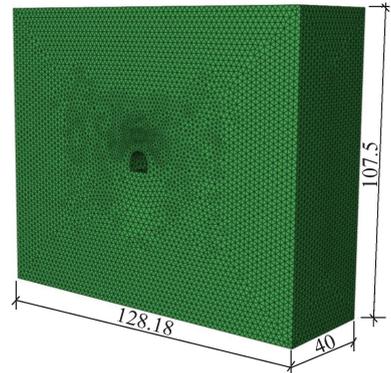


图7 斜井-围岩数值模型(单位:m)

Fig. 7 Numerical model of the inclined shaft and surrounding rock (unit: m)

围岩材料采用莫尔-库仑本构模型模拟,锚杆和衬砌均采用线弹性本构模型模拟,其中锚杆和钢拱架重度取76kN/m³,弹性模量取200GPa,泊松比取0.3。初期支护、二次衬砌重度取24kN/m³,弹性模量取26GPa,泊松比取0.2。花岗闪长岩重度为27kN/m³。围岩采用四面体单元模拟,锚杆与钢拱架采用梁单元模拟,初期支护采用四面体单元模拟,二次衬砌采用壳单元模拟。

基于地应力反演结果,确定相应施工段的地应力大小和方向,并在模型中施加初始地应力平衡。在围岩与衬砌之间设置绑定约束,围岩与锚杆、钢拱架与初期支护为嵌入式接触。在边界条件方面,模型底部设置为全位移约束,4个侧面均施加法向位移约束,顶部为自由面。

4.2 模型验证与参数选取

4.2.1 模型验证

为充分结合现场实际情况,选取斜井现场监测数据和围岩实测值进行反演分析。结合现场已开挖段落的实际岩爆情况,选取现场发生岩爆且进行岩芯取样试验的段落进行数值模拟,验证模型的合理性。选取6组试验获取的围岩强度、弹性模量、黏聚力、内摩擦角、泊松比及相应的支护方案带入数值模型中,施加相应的地应力,获得模型拱顶沉降和净空收敛,与现场实测结果进行对比,如表3所示。

表 3 数值模拟结果与监测数据对比

Table 3 Comparison between numerical simulation results and monitoring data

组别	岩石强度/ MPa	弹性模量/ GPa	黏聚力/ MPa	泊松比	内摩擦角/ (°)	拱顶沉降 模拟值/ mm	拱顶沉降 实测值/ mm	拱顶沉降 误差/%	净空收敛 模拟值/ mm	净空收敛 实测值/ mm	净空收敛 误差/ %
1	72.4	44.3	1.31	0.32	50.2	3.83	4.36	-12.16	4.52	5.23	-13.58
2	125.8	52.4	1.62	0.24	56.5	2.59	2.41	7.47	3.13	3.36	-6.85
3	82.5	45.6	1.49	0.28	51.3	3.67	4.02	-8.71	4.24	4.67	-9.21
4	100.6	51.1	1.73	0.27	53.4	2.83	2.97	-4.71	3.66	3.93	-6.87
5	142.7	54.2	1.84	0.23	59.3	2.05	1.93	6.22	2.73	2.56	6.64
6	90.3	50.8	1.56	0.30	52.6	3.35	3.54	-5.37	4.01	4.35	-7.82

由表 3 可知,除第 1 组拱顶沉降、净空收敛模拟结果与现场监测数据误差分别为 -12.16%、-13.58%外,其他组别误差绝对值均在 10% 以内。第 1 组岩石强度较低,因此在地应力条件下,围岩变形增大,模拟结果与现场实测结果误差可能随之增大。综上所述,该数值模型能够满足围岩参数反演需求。

4.2.2 参数选取

围岩强度和地应力大小是影响岩爆强度的重要因素,根据现场岩爆情况,岩爆主要发生在 II、III 级围岩段落。隧道围岩由于裂隙、层理等内部结构缺陷影响,岩体力学性质往往具有非线性、非连续性及各向异性的特点。根据现场取样岩石试验结果,现场 II 级围岩段岩石单轴抗压强度为 90.3~142.7MPa,III 级围岩段岩石单轴抗压强度为 67.1~123.5MPa,表现出明显的不均匀性。因此,准确反演岩石强度是进行岩爆预测的关键。为提高数值模拟工作效率,本文剔除多次试验各围岩参数中较高的 10% 和较低的 10%,取中间 80% 数据的平均值。其中,II 级围岩弹性模量取 50.6GPa,泊松比取 0.24,黏聚力取 1.72MPa,内摩擦角取 56.3°;III 级围岩弹性模量取 44.7GPa,泊松比取 0.27,黏聚力取 1.54MPa,内摩擦角取 52.8°。

通过不断调整围岩强度,获得不同岩爆段拱顶沉降和净空收敛模拟值,并与实测结果进行对比。当模拟值与实测值误差 > 10% 时,剔除该数据。通过该方法获取了 54 组用于围岩参数反演的数据集。

4.3 围岩参数反演

由于本文中样本数量不多,因此选用在小样本数据分析中适用性较强的 BP 神经网络作为围岩参数反演分析主要方法。然而,由于利用 BP 神经网络进行权值调整时,主要寻找最小化目标函数和收敛至误差梯度为 0 的点,但误差函数形成的函数曲面图中满足梯度为 0 的点通常有多个,且大多数为局部极小点,而非全局最小点,因此会出现收敛速

度慢、稳定性差等问题。为提高参数反演效率和精度,本文采用粒子群算法对其进行优化。

4.3.1 反演流程

将上文获取的 54 组数据进行训练,将表 3 中的 6 组数据作为验证集,并对比分析传统 BP 神经网络模型计算结果。围岩参数反演分析时,BP 神经网络模型参数参考文献[21]进行选取,将输入层节点数设为 2,输出层节点数设为 4,隐含层层数设为 2,隐含层节点数设为 8,学习率设为 0.01。同时选取 Sigmoid 函数作为激活函数,选取欧式距离损失函数作为损失函数,以满足小样本数据分析。

本文基于 Python 语言编制代码,搭建 BP 神经网络模型。进行 BP 网络训练前,需先对数据进行标准化和归一化处理,然后采用粒子群算法对其进行优化分析。围岩参数反演分析流程如图 8 所示。

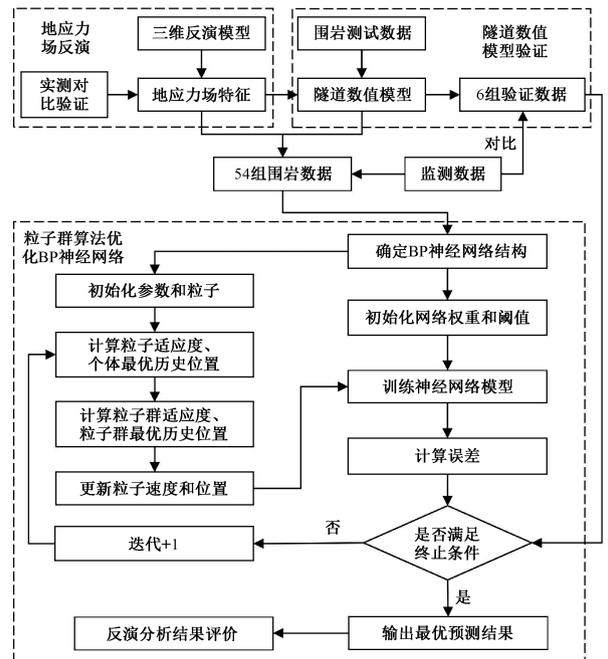


图 8 围岩参数反演分析流程

Fig. 8 Inversion process for surrounding rock parameters

1) 设粒子数为 20, 迭代次数为 40, 加速常数 c_1 ,

c_2 均取 2,对变量数据进行 z-score 标准化:

$$x'_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

式中: σ 为样本标准差; x_i 为实际变量值; x'_i 为标准化变量值; μ 为平均值。

2)各函数和算法均从 Python 常用库中引入,其中归一化和标准化函数引自 scikit-learn 库,粒子群优化算法引自 pyswarms 库,BP 神经网络算法引自 TensorFlow 库,以预测模型均方差 MSE 作为粒子群适应度指标,以 MSE 和拟合优度 R^2 作为预测精确度评估指标。

3)将初始数据导入粒子群算法优化的 BP 神经网络预测模型,并随机抽取 20% 的数据作为测试集,其余数据作为训练集,由 BP 神经网络模型训练完成后对测试集进行预测,并计算岩石强度预测值、均方差 MSE ,随后将 MSE 作为粒子群适应度指标返回至粒子群算法模型,不断搜寻使 MSE 最小的参数组合,直至完成迭代次数。

4)输出最优参数组合及该参数下的岩石强度预测值、 MSE 和 R^2 。

4.3.2 反演结果分析

将 54 组初始数据输入粒子群算法优化后的 BP 神经网络预测模型进行围岩参数反演分析,粒子群算法在迭代 12 次后适应度逐渐趋于稳定,在第 23 次迭代时有最优适应度,此时 $MSE = 2.793$, $R^2 = 0.966$ 。而传统 BP 神经网络达到最优适应度时 $MSE = 6.854$, $R^2 = 0.819$,可见粒子群算法能够有效减少搜索全局最优参数的迭代次数,并可避免陷入局部最优,从而提升 BP 神经网络模型预测效果。

此外,选取里程 XJ0+780.000—XJ0+820.000 区间段为模拟对象,通过粒子群算法优化后的 BP 神经网络模型,代入拱顶沉降、净空收敛及相应的岩石参数和支护参数,预测得到当前施工段围岩强度约为 115.2MPa,而未优化的 BP 神经网络模型预测结果约为 108.5MPa。现场取样测试结果表明,XJ0+810.000 处岩石单轴抗压强度约为 118.7MPa,如图 9 所示。通过粒子群算法优化后的 BP 神经网络模型预测结果与实测结果误差为 2.95%,而未优化的 BP 神经网络模型预测结果与实测结果误差为 8.59%,这表明基于粒子群算法优化后的 BP 神经网络模型更能满足计算精度要求。

5 岩爆预测与验证

5.1 岩爆预测结果对比

本文依托 1 号斜井,基于地应力反演和围岩参数反演结果,通过相关规范中的强度应力比判

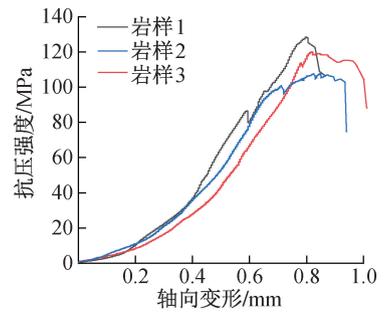


图 9 岩石单轴抗压强度测试结果

Fig. 9 Uniaxial compressive strength test results for rocks

据^[26-27]进行现场岩爆预测,并与现场实际岩爆情况、初始风险评估结果、Russenes^[28]判据及陶振宇^[29-30]判据预测结果进行对比,以验证采用本文方法进行岩爆预测的准确性。

强度应力比岩爆判据如下:

$$\begin{cases} 7 < R_c / \sigma_{\max} & (\text{无岩爆}) \\ 4 < R_c / \sigma_{\max} \leq 7 & (\text{轻微岩爆}) \\ 2 < R_c / \sigma_{\max} \leq 4 & (\text{中等岩爆}) \\ 1 < R_c / \sigma_{\max} \leq 2 & (\text{强烈岩爆}) \\ R_c / \sigma_{\max} \leq 1 & (\text{极强岩爆}) \end{cases} \quad (3)$$

式中: R_c 为岩石单轴抗压强度; σ_{\max} 为最大地应力。

Russenes 岩爆判据如下:

$$\begin{cases} \sigma_{\theta} / R_c < 0.2 & (\text{无岩爆}) \\ 0.2 \leq \sigma_{\theta} / R_c < 0.3 & (\text{轻微岩爆}) \\ 0.3 \leq \sigma_{\theta} / R_c < 0.55 & (\text{中等岩爆}) \\ 0.55 \leq \sigma_{\theta} / R_c & (\text{强烈岩爆}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: σ_{θ} 为洞室最大切向应力, θ 为洞壁围岩单元体与隧道轴线水平方向的夹角。

陶振宇岩爆判据如下:

$$\begin{cases} 14.5 \leq R_c / \sigma_1 & (\text{无岩爆}) \\ 5.5 \leq R_c / \sigma_1 < 14.5 & (\text{轻微岩爆}) \\ 2.5 \leq R_c / \sigma_1 < 5.5 & (\text{中等岩爆}) \\ R_c / \sigma_1 < 2.5 & (\text{强烈岩爆}) \end{cases} \quad (5)$$

式中: σ_1 为洞室最大主应力。

间隔 100m 划分斜井段落,岩爆判据预测结果如图 10 所示。由图 10 可知,斜井岩爆灾害较常见,但主要以轻微岩爆和中等岩爆为主。根据现场实际施工情况,XJ1+900.000—XJ3+406.000 段主要以轻微岩爆和无岩爆为主;斜井底部(XJ0+50.000—XJ1+800.000 区间)主要以中等岩爆为主。

基于地质勘察资料,设计院提供的初始风险评估报告表明斜井在 XJ0+450.000—XJ0+850.000 段存在强烈岩爆风险,而实际上该段主要以中等岩爆

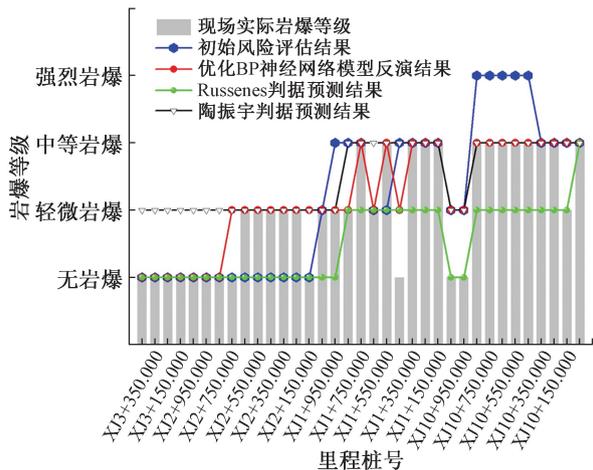


图 10 岩爆判据预测结果

Fig. 10 Rockburst criterion prediction results

为主。此外,随着斜井的开挖,斜井首次发生岩爆的段落为掘进 699m 处,埋深为 476.2m,较预设计轻微岩爆位置超前 727m。因此,现场施工需依托更准确的岩爆预测方法进行指导。综合岩爆预测结果,判断不同预测方法准确性,其中优化 BP 神经网络模型反演预测准确率为 82.9%,初始风险评估预测准确率为 51.4%,Russenes 判据预测准确率为 42.9%,陶振宇判据预测准确率为 57.1%。由此可见,基于地应力和围岩参数反演的岩爆预测方法有效结合了现场试验和监测数据,相比于其他判据,能够更有效地预测岩爆等级,为现场施工提供参考。

5.2 现场岩爆情况

1 号斜井施工过程中, XJ2+706.400 处开始陆续出现轻微岩爆现象,随着埋深的增加,岩爆现象越来越明显。首次记录中等岩爆出现在 XJ1+769.100—XJ1+771.000 段掌子面拱顶右侧,如图 11a 所示。XJ1+768.600 处揭示岩性为燕山期花岗岩,弱风化,岩质硬,岩体完整,掌子面干燥无水,掌子面出渣完成后,位于掌子面后方 0.5m 处拱顶右侧位置围岩发生表层剥落现象,伴随爆裂声和闷响声,爆坑累积径向最大深度 0.6m,沿洞轴方向破坏长度约 1.9m、宽度约 2.1m,爆块呈片状~板状,厚度约 10cm,爆落方量约 2.4m³,岩爆间断发生,岩爆等级为中等,这与采用粒子群算法优化的 BP 神经网络模型反演得出的首次中等岩爆段落一致。

此外, XJ1+200.000—XJ1+360.000 段也是中等岩爆较明显的区域,如图 11b, 11c 所示。该段岩爆一般发生在拱腰至拱顶区域,岩爆发生时常伴有明显的爆裂声和闷响声,同时存在围岩弹射、剥落现象,爆块以片状或板状为主,爆坑明显。

当斜井继续开挖至接近正洞的大埋深区域时,随



图 11 斜井区岩爆情况

Fig. 11 Rockburst occurrence in the inclined shaft area

着埋深的增加,地应力水平逐渐增高,在高地应力影响下,中等岩爆频发,如图 11d ~ 11f 所示。XJ0+0.000—XJ0+900.000 段岩爆主要发生在两侧拱腰及拱顶区域,偶有掌子面方向岩爆出现。岩爆时存在较大的闷响声,同时存在由于围岩劈裂成板产生的噼啪声;爆块多以厚板状为主,同时存在大块岩石崩落或弹射现象,严重时崩落的岩石会砸坏三臂凿岩台车,影响施工进度,同时给现场施工人员造成较大的心理压力。尽管现场中等岩爆较频繁,但未出现初始风险评估时的强烈岩爆,这主要与现场加强岩爆防控措施有关,采取了设置应力释放孔、掌子面喷水、加长加密注浆锚杆与钢纤维混凝土及时支护等措施,实现了岩爆有效防控。此外,由于检查频繁等因素, XJ0+140.000—XJ0+230.000 段施工时间相对增加,围岩应力充分调整,该段岩爆危害有所降低。综上所述,现场斜井岩爆段尤其是中等岩爆段与本文方法预测结果较吻合,验证了本文方法的准确性。

6 结语

1) 受高海拔、大埋深和区域构造活跃影响,斜井区高地应力特征明显。随着埋深的增加,最大、最小和中间主应力均不断增大,但中间主应力和最小主应力增大趋势较缓慢,二者在数值上也较接近。此外,最大主应力变化趋势同斜井纵断面地形

起伏较一致,越靠近井底,最大主应力与中间主应力 and 最小主应力的差距越大。在高地应力影响下,斜井底部范围内岩爆发生概率不断增大。

2) 对比数值模拟结果与现场监测数据可知,数值模拟误差基本在 10% 以内,数值模型满足本文围岩参数反演需求。采用粒子群算法优化后的 BP 神经网络模型进行围岩强度预测,预测结果与实测结果误差为 2.95%,可知粒子群算法能够有效提升 BP 神经网络模型预测精度。

3) 基于地应力反演并采用粒子群算法优化的 BP 神经网络模型进行围岩参数反演,能够有效结合现场试验和监测数据,获得的斜井岩爆预测准确率达 82.9%,可为现场施工和岩爆防控提供参考。

由于样本数量有限,且受各施工段地质条件、围岩情况、施工方法、支护措施等因素影响,岩爆预测精度与现场实际情况仍存在一定偏差,后续可进一步增加训练样本数量,提升算法预测精度和泛化能力,进一步优化预测模型,提高本文方法预测精度和适用性。

参考文献:

- [1] 汛江峰,王伟,王芳,等.截至 2023 年底中国铁路隧道情况统计及 2023 年新开通重点项目隧道情况介绍[J].隧道建设(中英文),2024,44(2):377-392.
GONG J F, WANG W, WANG F, et al. Statistics of China's railway tunnels by the end of 2023 and overview of tunnels of key new projects in 2023[J]. Tunnel construction, 2024, 44(2): 377-392.
- [2] 王余.复杂地质条件下隧道聚能爆破施工技术研究[J].工程建设与设计,2025(7):220-222.
WANG Y. Research on the construction technology of tunnel concentrated-energy blasting under complex geological conditions[J]. Construction & design for engineering, 2025(7): 220-222.
- [3] 韩伟,陈贤丰,杨文斌,等.基于微震监测的川藏铁路某隧道岩爆预测研究[J].铁道工程学报,2020,37(11):90-95.
HAN K, CHEN X F, YANG W B, et al. Research on the rock burst prediction of a tunnel in Sichuan-Tibet Railway based on microseismic monitoring[J]. Journal of railway engineering society, 2020, 37(11): 90-95.
- [4] 田朝阳,兰恒星,张宁,等.某交通线路季拉山隧道高地应力岩爆风险定量预测研究[J].工程地质学报,2022,30(3):621-634.
TIAN C Y, LAN H X, ZHANG N, et al. Quantitative prediction of rockburst risk in Sejila Tunnel of one railway[J]. Journal of engineering geology, 2022, 30(3): 621-634.
- [5] 汪珂.深埋隧道岩爆预测及防治技术现状综述[J].隧道建设(中英文),2021,41(2):212-224.
WANG K. Overview of state-of-art of rockburst prediction and prevention techniques for deep-buried tunnels[J]. Tunnel construction, 2021, 41(2): 212-224.
- [6] 袁松,王希宝,陈子全,等.极高地应力硬岩隧道洞群间距对

岩爆的影响研究[J].施工技术(中英文),2024,53(6):42-48,100.

YUAN S, WANG X B, CHEN Z Q, et al. Influence of the spacing of tunnel groups on rock burst in hard rock with extremely high in-situ stress[J]. Construction technology, 2024, 53(6): 42-48, 100.

- [7] 刘永福,周子寒,蒋长伟.基于岩爆预测的软硬岩交界带隧道掘进方向比选研究[J].施工技术(中英文),2023,52(13):84-90,130.

LIU Y F, ZHOU Z H, JIANG C W. Comparison and selection of tunnel excavation directions in soft and hard rock junction zone based on rockburst prediction[J]. Construction technology, 2023, 52(13): 84-90, 130.

- [8] 梁伟章,赵国彦.深部硬岩长短期岩爆风险评估研究综述[J].岩石力学与工程学报,2022,41(1):19-39.

LIANG W Z, ZHAO G Y. A review of long-term and short-term rockburst risk evaluations in deep hard rock[J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2022, 41(1): 19-39.

- [9] 霍梦喆,刘夕奇,奇曼卿.完整围岩剪切型岩爆发生的力学机制[J].现代隧道技术,2021,58(1):10-18.

HUO M Z, LIU X Q, LIN M Q. Mechanical mechanism of the shear rock burst in intact surrounding rocks[J]. Modern tunnelling technology, 2021, 58(1): 10-18.

- [10] XIAO Y X, WAN R J, FENG G L, et al. Stiffness theory of rockburst: research progress and trends[J]. Journal of Central South University, 2023, 30(12): 4230-4251.

- [11] 魏英华,柳飞.高地应力隧道岩爆机理数值模拟分析[J].现代隧道技术,2020,57(6):46-54.

WEI Y H, LIU F. Numerical simulation analysis of the rockburst mechanism in the tunnel with high geostress[J]. Modern tunnelling technology, 2020, 57(6): 46-54.

- [12] 李立民,唐烈先,赵力.超长深埋隧道岩爆监测与预警技术应用——以引汉济渭工程秦岭输水隧洞为例[J].隧道建设(中英文),2023,43(9):1533-1540.

LI L M, TANG L X, ZHAO L. Rockburst monitoring and early-warning technology in ultra-long and deep-buried tunnels: A case study on Qinling water diversion tunnel of Hanjiang river-to-Weihe river water diversion project[J]. Tunnel construction, 2023, 43(9): 1533-1540.

- [13] 李鹏翔,陈炳瑞,周扬一,等.硬岩岩爆预测预警研究进展[J].煤炭学报,2019,44(S2):447-465.

LI P X, CHEN B R, ZHOU Y Y, et al. Research progress of rockburst prediction and early warning in hard rock underground engineering[J]. Journal of China coal society, 2019, 44(S2): 447-465.

- [14] 李天斌,许韦豪,马春驰,等.基于深度学习的隧道微震监测及岩爆预警技术与系统研究[J].岩石力学与工程学报,2024,43(5):1041-1063.

LI T B, XU W H, MA C C, et al. Research of technology and system of tunnel microseismic monitoring and rockburst early warning based on deep learning[J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2024, 43(5): 1041-1063.

- [15] 冯夏庭,肖亚勋,丰光亮,等.岩爆孕育过程研究[J].岩石力

- 学与工程学报,2019,38(4):649-673.
- FENG X T, XIAO Y X, FENG G L, et al. Study on the development process of rockbursts [J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2019, 38(4): 649-673.
- [16] 轩俊杰, 严松宏. 基于应力场反演和弹性应变能积聚的岩爆预测[J]. 铁道工程学报, 2021, 38(11): 79-85.
- XUAN J J, YAN S H. Rockburst prediction based on the geostress field inversion and elastic strain energy accumulation theory [J]. Journal of railway engineering society, 2021, 38(11): 79-85.
- [17] 汪波, 何川, 吴德兴, 等. 苍岭特长公路隧道地应力场反演分析[J]. 岩土力学, 2012, 33(2): 628-634.
- WANG B, HE C, WU D X, et al. Inverse analysis of in-situ stress field of Cangling super-long highway tunnel [J]. Rock and soil mechanics, 2012, 33(2): 628-634.
- [18] 周朝, 尹健民, 董志宏, 等. 考虑边界荷载作用方向的特长隧道初始应力场分区反演方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(S1): 2725-2734.
- ZHOU C, YIN J M, DONG Z H, et al. Partition inversion method of initial stress field of extra-long tunnel considering the direction of boundary load [J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2022, 41(S1): 2725-2734.
- [19] 周子寒, 何川, 陈子全, 等. 基于分段单孔反演的隧址区多断层地应力分布特征[J]. 中国公路学报, 2022, 35(7): 216-227.
- ZHOU Z H, HE C, CHEN Z Q, et al. Research on in-situ stress distribution characteristics of multiple faults in a tunnel site using segmented single borehole inversion method [J]. China journal of highway and transport, 2022, 35(7): 216-227.
- [20] 宋战平, 刘京, 梁莉, 等. 基于差异进化算法反演参数的隧道稳定性分析[J]. 地下空间与工程学报, 2013, 9(3): 558-565.
- SONG Z P, LIU J, LIANG L, et al. Structure stability analysis of Motianling shaft tunnel based on parameters back analysis of differential evolution method [J]. Chinese journal of underground space and engineering, 2013, 9(3): 558-565.
- [21] 孙泽, 宋战平, 岳波, 等. 基于SGD算法优化的BP神经网络围岩参数反演模型研究[J]. 隧道建设(中英文), 2023, 43(12): 2066-2076.
- SUN Z, SONG Z P, YUE B, et al. Inversion model for surrounding rock parameters based on back propagation neural networks improved by stochastic gradient descent algorithm [J]. Tunnel construction, 2023, 43(12): 2066-2076.
- [22] 杨子凡. 基于现场监测信息反馈的隧道围岩参数反演分析[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2022.
- YANG Z F. Inversion analysis of surrounding rock parameters of tunnel based on site monitoring feedback [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2022.
- [23] 张奇华, 钟作武, 龚壁新. 施加边界位移产生纯剪应力及反分析应用[J]. 长江科学院院报, 2000, 17(2): 34-36.
- ZHANG Q H, ZHONG Z W, GONG B X. Method of generating pure shear stress by adding boundary displacement and its application in back analysis for geostress field [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2000, 17(2): 34-36.
- [24] 李鲇. 构造活跃区深埋隧道岩爆机制及岩爆等级综合预测研究[D]. 长沙: 中南大学, 2023.
- LI J. Research on mechanism and comprehensive prediction of rockburst regarding deep buried tunnel in tectonic active area [D]. Changsha: Central South University, 2023.
- [25] 王庆武, 巨能攀, 杜玲丽, 等. 拉林铁路桑日至加查段三维地应力场反演分析[J]. 岩土力学, 2018, 39(4): 1450-1462.
- WANG Q W, JU N P, DU L L, et al. Three dimensional inverse analysis of geostress field in the Sangri-Jiacha section of Lasa-Linzhi Railway [J]. Rock and soil mechanics, 2018, 39(4): 1450-1462.
- [26] 中铁二院工程集团有限责任公司. 铁路隧道设计规范: TB 10003—2016[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2017.
- China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd. Code for design of railway tunnel: TB 10003—2016 [S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2017.
- [27] 中国电力企业联合会, 水电水利规划设计总院. 水力发电工程地质勘察规范: GB 50287—2016[S]. 北京: 中国计划出版社, 2017.
- China Electricity Council, China Renewable Energy Engineering Institute. Code for hydropower engineering geological investigation: GB 50287—2016 [S]. Beijing: China Planning Press, 2017.
- [28] RUSSENEB B F. Analysis of rock spalling for tunnels in steep valley sides [D]. Trondheim: Norwegian Institute of Technology, 1974.
- [29] 陶振宇. 高地应力区的岩爆及其判别[J]. 人民长江, 1987, 18(5): 25-32.
- TAO Z Y. Rockburst in high geostress area and its discrimination [J]. Yangtze River, 1987, 18(5): 25-32.
- [30] 陶振宇. 我国水工建设中岩石力学的进展[J]. 岩土力学, 1987, 8(2): 1-10.
- TAO Z Y. Progress of rock mechanics in hydraulic engineering in China [J]. Rock and soil mechanics, 1987, 8(2): 1-10.