

DOI: 10.11779/CJGE20240641

考虑分区劣化的围岩力学参数精细化反演机器学习模型研究

刘学伟^{1,2}, 刘云豪^{1,2}, 刘 滨^{*1,2}, 刘泉声³, 陈菊香¹, 刘庆成^{1,2}

(1. 中国科学院武汉岩土力学研究所岩土力学与工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430071; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 武汉大学土木建筑工程学院, 湖北 武汉 430072)

摘 要: 围岩力学参数是稳定性评价中的重要指标之一, 然而, 现有方法通过分析模型内所有岩层, 往往导致反演参数数值偏大。为更精细化研究围岩分区力学参数, 将围岩分区方法与参数反演模型相结合, 提出了一种考虑分区劣化的围岩力学参数反演机器学习模型。该模型利用冠状病毒群体免疫算法 (CHIO) 对最小二乘支持向量机 (LSSVM) 的惩罚因子和核函数宽度进行优化, 从而显著提升了参数反演的精度与稳定性。通过圆形巷道塑性区的理论解及工程应用, 验证了围岩分区方法的有效性。以淮南矿区张集矿某岩石回风大巷为依托, 采用 5 种不同的混合机器学习模型对围岩力学参数的预测精度和泛化能力进行了对比, 结果表明 CHIO-LSSVM 方法在参数预测方面具有更高的准确性。最后, 结合现场实测变形数据, 开展了考虑围岩分区劣化的参数反演分析, 并通过正算结果验证了反演精度, 表明该模型适用于深部巷道围岩分区参数的精细化反演。

关键词: 深部巷道; 围岩; 参数反演; 分区劣化; 机器学习

中图分类号: TU411

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2025)11-2305-11

作者简介: 刘学伟(1987—), 男, 副研究员, 硕士生导师, 主要从事深部地下工程大变形灾变机理与防控方面研究工作。E-mail: liuxw@whrsm.ac.cn。

Research on machine learning model for refined inversion of mechanical parameters of surrounding rock considering zonal deterioration

LIU Xuewei^{1,2}, LIU Yunhao^{1,2}, LIU Bin^{1,2}, LIU Quansheng³, CHEN Juxiang¹, LIU Qingcheng^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. School of Civil Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Mechanical parameters of surrounding rock are one of the critical indicators in stability evaluation. However, existing methods that analyze all strata within a model often result in overestimated parameter values. To conduct a more refined study on the zonation characteristics of surrounding rock mechanical parameters, a novel approach combining surrounding rock zonation methods with parameter inversion models has been proposed, introducing a machine learning model for the inversion of mechanical parameters considering zonation degradation. This model employs the Coronavirus Herd Immunity Optimization (CHIO) algorithm to optimize the penalty factor and kernel function width of the Least Squares Support Vector Machine (LSSVM), significantly enhancing the precision and stability of parameter inversion. The effectiveness of the proposed method has been validated through theoretical solutions and engineering applications. Utilizing the Zhangji Mine in the Huainan mining area as a case study, five different hybrid machine learning models are compared regarding their prediction accuracy and generalization capabilities for surrounding rock mechanical parameters. The results demonstrate that the CHIO-LSSVM method achieves higher accuracy in parameter prediction. Finally, by integrating field-measured deformation data, parameter inversion analysis considering surrounding rock zonation degradation is conducted, and the inversion

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U22A20234); 湖北省重点研发计划项目 (2023BCB121) This work was supported by National Natural Science Foundation of China (Grant No. U22A20234), and Key Research and Development Project of Hubei Province (Grant No. 2023BCB121).

收稿日期(Received): 2024-07-03 **修回日期(Revised):** 2024-10-25 **接受日期(Accepted):** 2024-11-01 **网络出版日期(Online):** 2024-11-02

***通信作者** (E-mail: liubin@whrsm.ac.cn)

accuracy is validated through forward calculation results, indicating that this model is suitable for the refined inversion of zonation parameters of surrounding rock in deep roadways.

Key words: deep roadway; surrounding rock; parameter inversion; zonal deterioration; machine learning

0 引言

深部巷道围岩地质环境复杂,岩体裂隙发育,开挖扰动作用下,巷道内部极易引发大变形从而导致失稳破坏。深部巷道围岩力学参数是施工支护设计的关键参数,关系到整个工程的施工安全和经济效益^[1-2]。因此,快速准确地获得围岩力学参数对于深部巷道设计与优化至关重要。

参数反演是快速获得围岩力学参数近似值的方法之一。受岩体结构面及赋存环境影响,围岩变形与力学参数之间存在显著非线性与不确定关系^[3]。因此,众多学者开展了基于人工智能的围岩力学参数反演。Furukawa 等^[4]利用神经网络对黏弹性模型进行了反演研究。李立新等^[5]通过建立 BP 神经网络模型反演了围岩的弹性模量与侧压力系数。随着人工智能算法在参数反演方面的广泛应用,优化算法也得到了发展。粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)等优化算法被广泛应用于机器学习模型的优化,显著提高了参数反演的准确性和可靠性。Zhuang 等^[6]提出了一种基于多策略人工鱼群算法优化的支持向量回归的位移反分析模型。Wu 等^[7]采用 PSO 优化 XGBoost 技术的超参数,对巷道围岩软岩力学参数进行了反演。Sun 等^[8]提出了一种混合模型来反演围岩力学参数。随着技术的发展,国内外研究学者对于算法的研究仍在不断更新。

巷道开挖之后围岩不同深度变形破坏不一致,笔者认为此时围岩由表及里会依次出现破裂碎胀区、损伤扩容区和弹性变形区^[9]。围岩分区参数的研究对于优化围岩支护设计、提高安全性和降低成本具有重要意义。对于围岩分区方法的研究,国内外学者主要从理论分析和数值模拟两个方面进行了研究。Zhao 等^[10]通过建立分段力学模型,推导了软弱围岩的不同变形区域。Zheng 等^[11]利用广义平面应变问题和统一强度理论知识,推导出了 3 种工况下巷道底板围岩弹塑性区应力和塑性破裂范围的计算公式。在数值模拟方面,Xu 等^[12]将数值模拟与井壁图像和超声波测试结果的定量分析相结合,提出了深部地下洞室群脆性围岩开挖损伤区(EDZ)范围综合预测方法。除此之外,部分学者将数值模拟和理论分析法相结合以研究围岩分区现象,周小平等^[13]采用理论分析与数值计算方法研究了均质岩体、节理化岩体中围岩分区破裂化现象。曾美婷^[14]运用理论分析与数值模拟相结合的方法,建立了高地应力-高地温耦合作用下围岩分区破裂的应

力方程,以及破裂半径的表达函数,进而分析分区破裂范围大小。

上述研究针对参数反演方法和围岩分区方法的研究和更新,基于快速发展的计算机技术进行了深入研究。参数反演方面,引入人工智能算法大大增加了反演的可行性,并在此基础上对优化算法进行了创新,提高了反演结果的准确性。然而,对于围岩参数反演这种典型的非线性与多模态问题,现有方法仍存在一定不足:①机器学习模型受初始条件和自身参数影响较大,较难实现参数寻优搜索,泛化能力弱;②参数寻优算法容易陷于局部最优解,且收敛速度慢,影响了效率和精度的稳定性。另一方面,目前围岩分区方法大多采样定性描述局部的围岩性质与应力分布状态。采样机器学习获取大范围内的围岩力学参数,对围岩力学性质和应力分布进行表征的研究较少。

本文首先建立了基于冠状病毒群体免疫算法优化最小二乘支持向量机(CHIO-LSSVM)的参数反演模型。进一步将围岩分区方法与参数反演模型结合,提出了一种考虑分区劣化的围岩力学参数反演机器学习模型。以淮南矿区张集矿某岩石回风大巷为依托,开展了围岩力学参数的分区反演研究。该方法可以为围岩稳定性评价与支护方案设计提供一定支撑。

1 机器学习原理及参数反演模型

1.1 冠状病毒群体免疫算法

冠状病毒群免疫优化算法^[15](CHIO)来源于应对新型冠状病毒全球大流行的群体免疫概念。个体更新时采用“物竞天择,适者生存”的自然法则,及时淘汰劣势个体,在种群达到群体免疫状态时停止搜索。CHIO 算法主要有以下 6 个步骤。

(1) 初始化 CHIO 和最佳化问题的参数

最佳化问题是在最小化目标函数的背景下建立的:

$$\min f(x) \quad (x \in [l_b, u_b]) \quad (1)$$

式中: l_b , u_b 分别为搜索的上下限; $f(x)$ 为病例(或个人)计算的目标函数(或免疫率)。

CHIO 算法中有 4 个算法参数和两个控制参数,在此步骤中需要初始化 CHIO 的两个主要控制参数,即基本繁殖率 B_R 和最大感染病例年龄 Max_Age 。

(2) 子种群划分

产生初始种群 H_P , CHIO 会随机生成一组个体,数量与 H_S 相同。生成的个体以二维矩阵 $n \times H_S$ 的形式

存储在初始种群 (H_{IP}) 中, 如下所示:

$$H_{IP} = \begin{bmatrix} x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1 \\ x_1^2, x_2^2, \dots, x_n^2 \\ \dots\dots\dots \\ x_1^{H_{IS}}, x_2^{H_{IS}}, \dots, x_n^{H_{IS}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: 不同的 j 代表不同情况下的个体 x^j , 其基本生成过程为 $x_i^j = l_{b_i} + (u_{b_i} - l_{b_i}) * \text{rand}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

(3) 个体基因更新

这是主要的改进循环。 x^j 状态下的基因 x_i^j 要么保持不变, 要么受到社会距离的影响, 根据 B_{R_i} 的百分比采用以下 3 种规则:

$$x_i^j(t+1) = \begin{cases} C(x_i^j(t)) & (r < \frac{1}{3}B_{R_i}) \\ N(x_i^j(t)) & (\frac{1}{3}B_{R_i} < r < \frac{2}{3}B_{R_i}) \\ R(x_i^j(t)) & (\frac{1}{3}B_{R_i} < r < B_{R_i}) \\ x_i^j(t) & (r \geq B_{R_i}) \end{cases} \quad (3)$$

式中: r 为 0~1 的随机数。 $x_i^j(t)$ 为第 t 次迭代时, 种群中的个体 j 的 i 位置处基因; $x_i^j(t+1)$ 为新基因值, $x_i^j(t)$ 为更新前的基因值。

(4) 个体类型更新

计算每个生成的个体 $x^j(t+1)$ 的免疫率 $f(x^j(t+1))$, 若 $f(x^j(t+1)) < f(x^j(t))$, 当前的 $x^j(t)$ 由 $x^j(t+1)$ 代替。如果状态向量 $S_j = 1$, 则年龄向量也增加 1。每个个体 x^j , 都会根据式 (3) 所示的群体免疫阈值对其状态向量 (S_j) 进行更新。

(5) 死亡病例

如果当前感染病例 ($S_j = 1$) 的免疫率 $f(x^j(t+1))$ 在参数 Max_Age 规定的一定迭代次数内没有改善 (即 $A_j \geq \text{Max_Age}$), 则认为该案例死亡。然后, 由式 $x_i^j = l_{b_i} + (u_{b_i} - l_{b_i}) * \text{rand}$, $i = 1, 2, \dots, n$, 从头开始重新生成。此外, 设置 $S_j = A_j = 0$ 。这有助于使当前种群多样化, 从而摆脱局部最优状态。

(6) CHIO 停止准则

重复步骤 (3) 到步骤 (6) 直到达到终止标准。此时, 易感病例和免疫病例的总数将在种群中占主导地位。感染病例也随之消失。

1.2 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机^[16] (LSSVM) 是一种基于支持向量机 (SVM) 的改进算法。与传统的 SVM 相比, LSSVM 在形式上更加简单, 在解决回归和分类问题上都有着广泛的应用。LSSVM 算法的目标是最小化如下函数:

$$J_p(W, e) = \frac{1}{2} W^T W + \frac{C}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2 \quad (4)$$

约束条件为

$$y_k = W^T \varphi(x_k) + b + e_k \quad (5)$$

式中: W 为超平面法向量; e 为误差; $\varphi(x_k)$ 为核函数; C 为惩罚因子; b 为常数。

通过变化, 可得 LSSVM 最终模型表示为

$$f(x) = \sum_{k=1}^m \alpha_k k(x, x_k) + b \quad (6)$$

式中: α_k 为系数; $k(x, x_k)$ 为核函数。

本文选择径向基 (RBF) 作为 LSSVM 模型的核函数^[17], 具体表达式为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

基于 RBF 核函数的 LSSVM 算法主要包含惩罚因子 C 和核函数宽度 σ 两个参数。 C 是样本误差和结构风险之间的折中, C 的值与容许误差有关。 σ 的值与学习样本的输入空间宽度或范围有关。因此, 选取合适的方法确定最优的参数组合是 LSSVM 算法模型预测精度和泛化能力的关键。

1.3 CHIO-LSSVM 参数反演模型

本文提出一种基于 CHIO 算法对 LSSVM 模型的超参数 C 和 σ 进行优化的 CHIO-LSSVM 参数反演模型。该模型通过搜寻最佳超参数组合, 增强了模型的性能, 降低了过拟合的风险。CHIO-LSSVM 模型的整个建模过程如图 1 所示, 具体建模步骤如下:

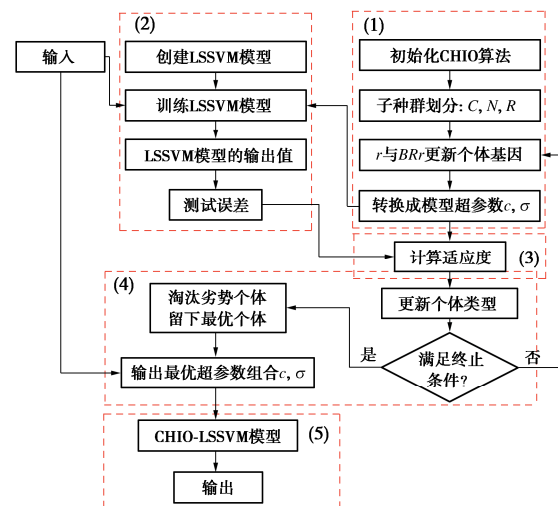


图 1 CHIO-LSSVM 建模流程图

Fig. 1 CHIO-LSSVM modeling flowchart

(1) 初始化 CHIO 算法, 设置参数为人口数量、初始感染病例数量、问题维度、最大迭代次数、基本繁殖率、最大感染病例年龄等。个体不同的基因代表不同的 C 和 σ 组合。

(2) 建立 LSSVM 模型。输入样本集, 划分训练集和测试集, 将 CHIO 算法计算得到的参数 C 和 σ 赋给新建的 LSSVM 模型, 使用训练样本训练模型, 使用测试样本测试模型。

(3) 定义适应度函数。利用适应度函数对 LSSVM 模型输出值的误差进行分析。适应度函数 F_{it} 定义为

$$F_{it} = \sum_{i=1}^n (y_i - Q_i)^2 \quad (8)$$

式中: y_i 为模型输出值; Q_i 为期望值。

(4) 确定参数 C 和 σ 。不断更新个体基因和类型, 直到达到最大迭代次数, 筛选出最佳个体, 即为超参数 C 和 σ 的最佳组合。

(5) 训练 LSSVM 模型。由上述最佳 C 和 σ 超参数组合训练出最佳的 CHIO-LSSVM 模型。

2 基于数值模拟的围岩分区方法

2.1 围岩分区方法提出

为充分考虑巷道开挖后围岩破裂变形运动过程特征, 选取离散单元方法程序 (UDEC) 构建围岩分区分析数值模型, 并在巷道两帮和顶底板沿深度方向布置一系列测点 (图 2)。根据数值模拟结果, 首先绘制各测点位移-深度、块体运动速度-深度变化曲线、相邻监测点位移/速度差的曲线图以及变形和破裂云图。在此基础上, 分析巷道开挖后位移、块体运动速度随深度的变化规律。一般地, 随着围岩距离巷道表明深度的逐渐增加, 岩体位移及块体运移速度呈现降低趋势。当深度增加而变形趋于稳定时, 此时岩体处于稳定的弹性变形区, 因此相邻测点位移差值百分比小于 3% 时可以区分破碎与弹性变形界限。

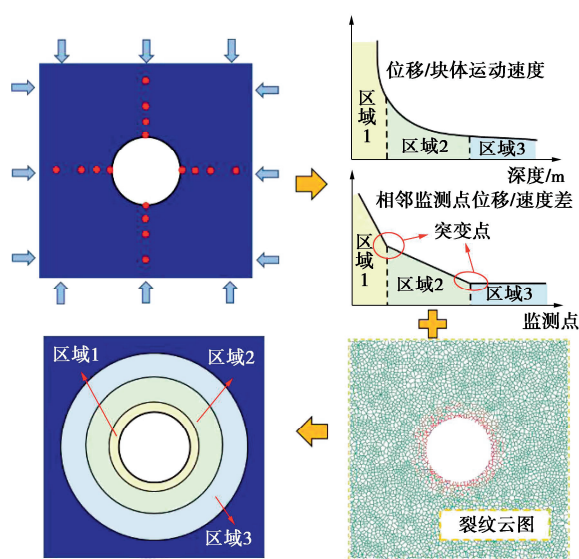


图 2 深部巷道围岩分区方法

Fig. 2 Partition method of deep roadway surrounding rock
对于破裂碎胀与损伤扩容区的界限, 则通过相邻

块体运动速度差值确定。围岩变形过程中块体会逐步向巷道内运移, 破碎程度越大块体运移速度越快, 且同一区域相邻块体运移速度差值基本一致。因此, 当沿围岩深度相邻块体运移速度差值发生突变时 (大于 10%), 此时可以认为是两个区域的界限 (图 2)。最后, 在曲线大致划定界限的基础上, 结合围岩破裂和变化云图, 最终确定围岩不同区域: 区域 I (破裂碎胀区)、区域 II (损伤扩容区) 和区域 III (弹性变形区)。基于经典弹塑性力学理论, 区域 I 和区域 II 有时也可以并称为塑性变形区。

2.2 围岩分区方法理论验证

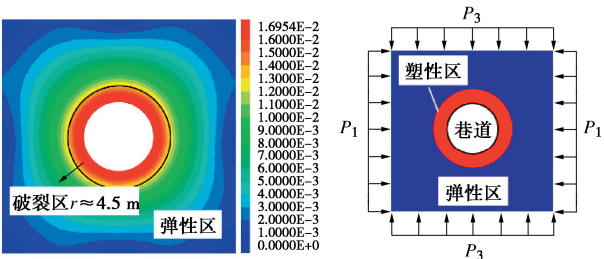
对于双向等压 ($P_1 = P_3$) 圆形巷道, 塑性区边界轮廓一般呈现为圆形, 且根据 Kastner^[18]在 Fenner 公式基础上修改而成的 Kastner 公式, 在不考虑内部支撑压力时, 可以定量求解出塑性区的半径:

$$r = a \left[\frac{(p + c \cot \varphi)(1 - \sin \varphi)}{c \cot \varphi} \right]^{\frac{1 - \sin \varphi}{2 \sin \varphi}} \quad (9)$$

式中: r 为塑性区的半径; a 为巷道半径; c 为岩石的黏聚力; φ 为内摩擦角; p 为双向等压条件下的围岩压力。

为验证围岩分区方法可行性, 建立大小为 20 m×20 m 的正方形数值计算模型, 模型中间有一直径 3 m 的圆形巷道, 模型左右边界及上边界施加应力 20 MPa, 黏聚力为 1 MPa, 内摩擦角为 45°。

根据数值模拟结果, 圆形巷道破裂区 (区域 I 和 II) 与弹性变形区 (区域 III) 边界轮廓呈现为近似圆形形状。裂纹以拉伸裂纹和滑移裂纹的形式主要分布在巷道表面约 4.5 m 范围内, 这说明有数值模拟获得的破裂区 (区域 I 和区域 II 总和) 半径约 4.50 m (图 3 (a))。由式 (9), 在相同边界条件下, 计算得到圆形巷道在双向等压条件下塑性区半径的解析解为 4.37 m (图 3 (b)), 与数值解 (4.50 m) 误差为 3.20%。这表明本文提出的围岩分区方法的有效性, 可将其作为后续巷道围岩分区中确定区域 II 和区域 III 分界线的依据。



(a) 数值解 (b) 理论解
图 3 位移云图和裂纹扩展特征云图

Fig. 3 Characteristics of displacement and crack growth contour map

2.3 围岩分区方法工程验证

依托淮南矿区张集矿某岩石回风大巷, 巷道埋深 -698 m, 断面为直墙半圆拱, 宽度 6 m, 墙高 3 m。根据上述工况, 建立了如图 4 所示 UDEC 数值模型。模型尺寸为 100 m×100 m, 模型上边和两侧界采用应力边界条件约束, 施加应力分别为 22.39, 25.12 MPa, 重度取 25 kN/m³, 计算模型的下边界施加竖向位移约束边界条件。计算模型区域内包含两组结构面, 其中一组为倾角 150° 间距 8 m 的确定性结构面, 另一组为平均长度为 1.2 m 的随机裂隙网络结构面。在数值计算模型布置了 132 个位移监测点, 分列于巷道水平和竖直中轴线上, 左帮、右帮、拱顶、底板各 33 个, 以监测拱顶、底板变形和两帮收敛情况。UDEC 模型包含完整岩块的宏观参数和块体间节理接触微观参数。模型中完整岩块的密度、体积模量和剪切模量分别为 2.6 g/cm³, 21.33 GPa, 17.52 GPa, 节理间黏聚力、内摩擦角、抗拉强度、法向刚度和抗剪刚度分别为 1411.62 GPa/m, 608.05 GPa/m, 14.33 MPa, 31°, 5.2 MPa。

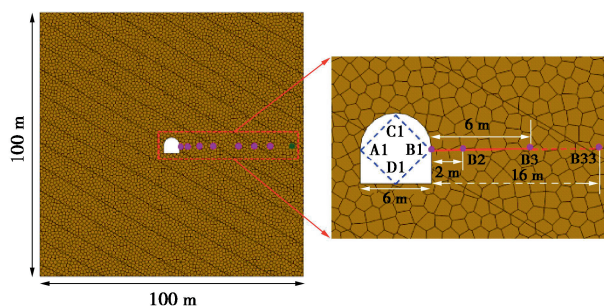


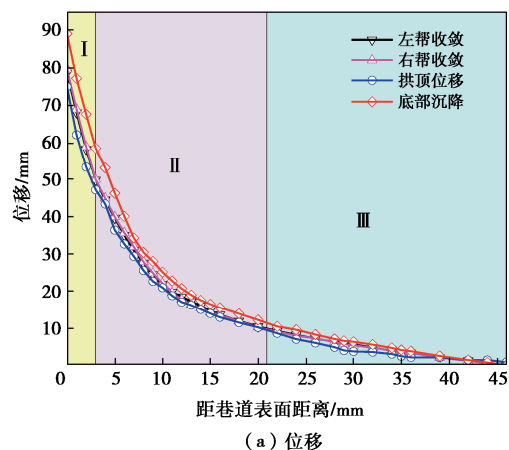
图 4 UDEC 数值模型及监测点设置

Fig. 4 UDEC numerical model and monitoring point setting

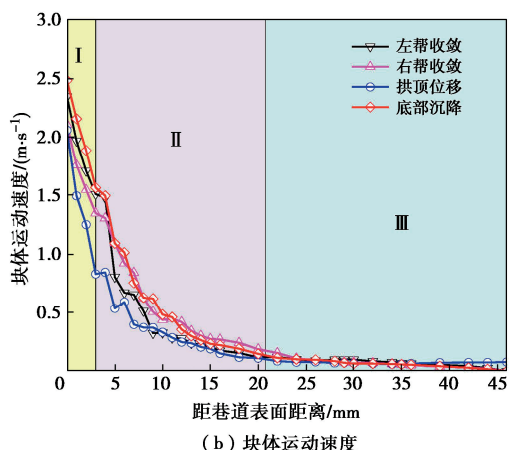
根据图 5, 基于深部巷道围岩的破裂碎胀特性^[19-20]并结合围岩分区方法, 围岩可大致分为 3 个区域。区域 I 的位移和块体运动速度最大, 曲线呈现急剧下降的趋势, 说明围岩变形迅速且剧烈。区域 I 和区域 II 之间可见明显的曲线突变点, 表明边界两边具有较大的块体运动速度差, 块体已经分离。区域的位移和块体运动速度在区域 I 的基础上持续缓慢减小, 由于块体间的挤压作用导致块体具有相应的初始速度, 因此块体运动速度曲线具有明显的波动。进入到区域 III, 位移和块体运动速度最小, 变形趋于稳定。

为进一步确定围岩的区域边界, 计算相邻监测点之间的位移差和位移下降速率 (图 6)。由图 6 可知, 不同区域的位移变化存在明显区别。区域 I (点 4 之前) 以内的位移下降速率从 12 mm/d 左右下降到 5 mm/d 以下; 区域 II 内 (点 4~点 21) 的位移差和位

移下降速率相较于区域 I 整体有显著的减小, 围岩内部有裂隙发育, 但未产生大规模贯通, 岩体仍具有一定的完整性。随着远离巷道表面, 区域 III (点 21 后) 内的位移差和位移下降速率基本处于稳定状态, 位移差值在 0.55 mm 上下波动, 位移下降速率基本保持在 0.27 mm/s 左右。这说明此处的巷道围岩具有良好的完整性, 仅有微量位移产生, 可以完整地表现随着远离开挖区域位移逐渐降低趋于原岩的过程。



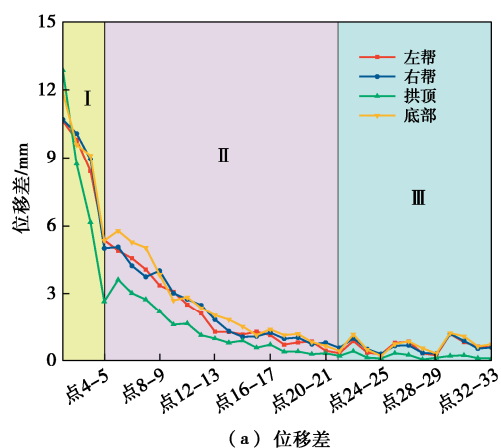
(a) 位移



(b) 块体运动速度

图 5 巷道深部位移/块体运动速度曲线

Fig. 5 Roadway deep displacement/block velocity curves



(a) 位移差

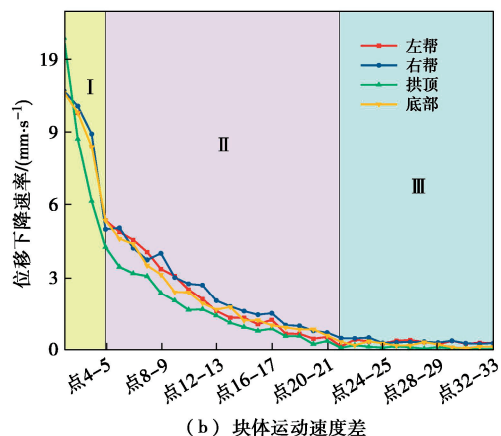


图 6 巷道深部位移/块体运动速度差曲线

Fig. 6 Roadway deep displacement/block velocity difference curves

因此, 确定围岩由内至外破裂碎胀区(区域 I: 3.0 m 以内)、损伤扩容区(区域 II: 3.0~20.96 m)和弹性变形区(区域 III: 20.96 m 之后)。进一步, 如图 7 所示, 区域 I 内块体间宏观断裂清晰可见, 块体已发生分离, 宏观裂隙广泛发育, 区域 II 内初步发生破裂但未发生宏观破裂, 区域 III 无裂纹。

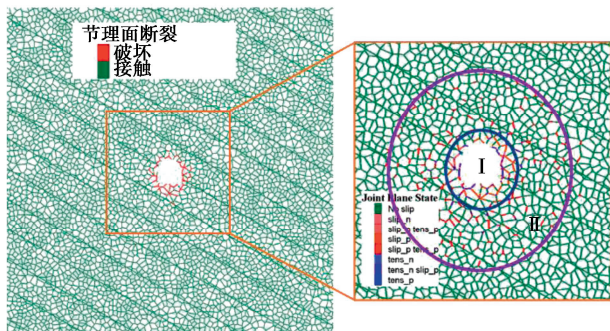


图 7 裂隙分布云图

Fig. 7 Joint distribution characteristics

根据现场围岩钻孔窥视结果,如图 8 所示,在距离巷道表明浅部区域,围岩较为破碎,钻孔内围岩掉块和形成的破碎区清晰可见。随着深度的增加,围岩破碎程度逐渐降低,大致可以见到区域 I 和区域 II 的边界,深度范围 3.5 m 左右。进入区域 II 后,围岩完整性逐渐增强,钻孔周围存在着一些横纵裂隙且偶尔出现小的掉块现象。当深度进一步增加,围岩整体较为完整,此时深度大致为 21.5 m,为区域 II 和区域 III 的边界。根据上述现场钻孔窥视结果以及数值模拟,验证了所建立的围岩分区方法的合理性。

3 基于 CHIO-LSSVM 的围岩力学参数分区反演

3.1 围岩力学参数分区反演方法

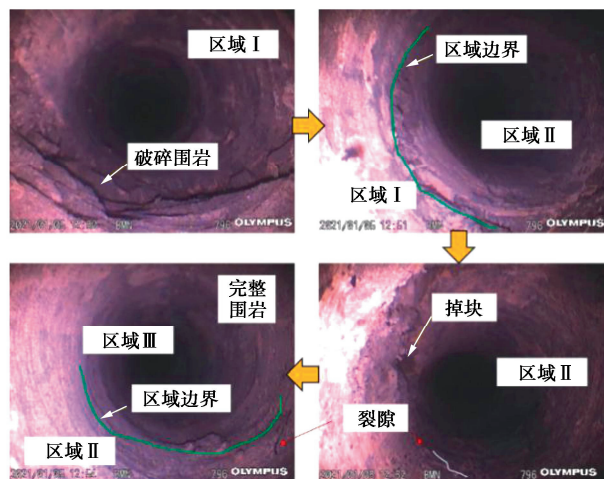


图 8 现场钻孔窥视结果图

Fig. 8 Result diagram of in-situ borehole peeping

在巷道开挖的过程中,不同破坏区域围岩力学参数的劣化程度显著不同,因此需要基于围岩分区提出围岩力学参数的分区反演。首先通过控制变量法对每个参数进行敏感性分析以确定待反演参数。根据参数敏感性分析结果,参数敏感度大小排序依次为弹性模量、内摩擦角、泊松比和黏聚力,且敏感度最大值均大于 0.5,因此选取上述 4 个参数开展参数反演。接着根据围岩分区结果,细化每个区域待反演参数的取值范围。与传统参数反演相比,分区反演的样本集有所改变。数值模拟过程中,通过在巷道四周每个区域的边界和中间设定位移监测点,计算得到不同围岩参数条件下各监测点的位移值。根据不同深度的位移值和相应的围岩力学参数值,形成不同区域围岩力学参数反演数据集。其中,区域 I, II, III 的样本集分别为用 YB-1, YB-2, YB-3 表示。

根据上述所建立的样本集, 构建 CHIO-LSSVM 参数反演模型, 位移值为输入层, 4 个力学参数为输出层。进一步, 将现场实测位移输入训练成熟的 CHIO-LSSVM 模型中, 输出 3 个区域的围岩力学参数, 实现现场围岩参数的分区反演。最终, 将反演参数重新输入数值模型中, 对比数值与现场实测位移, 验证 CHIO-LSSVM 模型准确度。

3.2 模型样本集构建

根据刘泉声等^[21]研究,表1中列出了研究区巷道围岩力学参数反演初始取值范围。分别设置弹性模量 E ,泊松比 μ ,黏聚力 c ,内摩擦角 φ 4个正交因素,设计了25个训练样本,分别得到25组初始样本集。为进一步扩充参数样本和填补整个参数取值区间,采用拉丁超立方体抽样技术^[22],根据表1将参数 E , μ , c , φ 的变化区间 $[1, 30]$, $[0.1, 0.35]$, $[0.5, 3.0]$, $[25, 65]$ 分别均分为575个子区间,在每一维里的各子区间中

随机抽取一个点。利用 MATLAB 打乱抽样顺序, 将每一维所抽样本组合形成 575 组参数样本。

表 1 围岩力学参数取值范围^[21]

Table 1 Range of mechanical parameters of rock ^[21]				
参数	弹性模量/ GPa	泊松比	黏聚力/ MPa	内摩擦角/ (°)
取值范围	1~30	0.1~0.35	0.5~3.0	25~65

图 9 显示了通过正交设计试验和拉丁超立方体抽样生成的弹性模量分布情况, 从图 9 中可以看出, 参数的变化区间内分布相对均匀, 取值范围较广。生成的 600 组力学参数的平均值 ($E=15.26$ GPa, $\mu=0.2244$, $c=1.7612$ MPa, $\varphi=43.85^\circ$) 与其区间平均值 ($E=15.50$ GPa, $\mu=0.2250$, $c=1.7500$ MPa, $\varphi=45.00^\circ$) 相当。可以认定设计的参数样本是有效的。

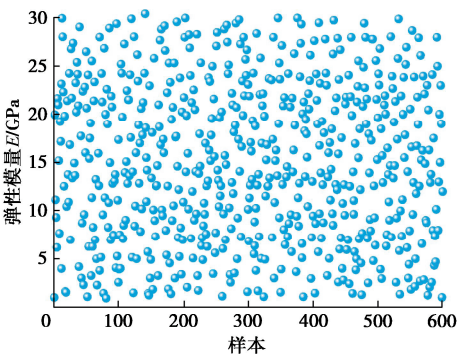


图 9 E 的参数样本分布图

Fig. 9 Distribution of parameter samples of E

根据分区结果更新监测点位置, 每个方向设置了 7 个监测点 (0, 1, 3, 11, 20, 31, 46 m)。将通过正交试验和拉丁超立方体抽样生成的 600 组参数样本逐一输入上述数值计算模型, 计算 28 个监测点的位移值, 然后对数据进行汇总, 分别得到区域 I, II, III 对应的样本集 YB-1, YB-2, YB-3。

3.3 模型精度对比

不同机器学习模型的适用性存在一定差异, 为了验证模型的学习效果和预测精度, 将 CHIO-LSSVM 模型与另外 4 个模型在相同数据集 (YB-1) 下进行训练和测试。样本数量为 600, 从中随机 20% 数据作为测试集检验模型的预测精度和泛化能力。

如图 10 所示, GA-BP 模型训练集和测试集的误差均较大, 说明其难以准确建立参数与位移之间的非线性映射关系。CHIO-BP 模型训练集和测试集的误差相差较大, 说明模型出现了过拟合现象。LSSVM 模型的预测精度较低, 且测试结果也较差, 该模型的泛化能力较差。PSO-LSSVM 模型和 CHIO-LSSVM 模型的预测精度显著提升。CHIO-LSSVM 模型训练集和测试集的误差均最小, R^2 最大, 说明 CHIO-LSSVM 模

型优于其他 4 种模型。BP 模型对于不同参数的预测具有不稳定性 and 偶然性。而以 LSSVM 为基本算法的模型在预测精度和稳定性方面都保持着显著优势。

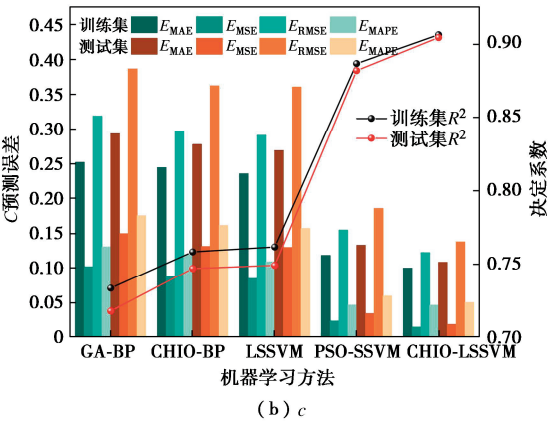
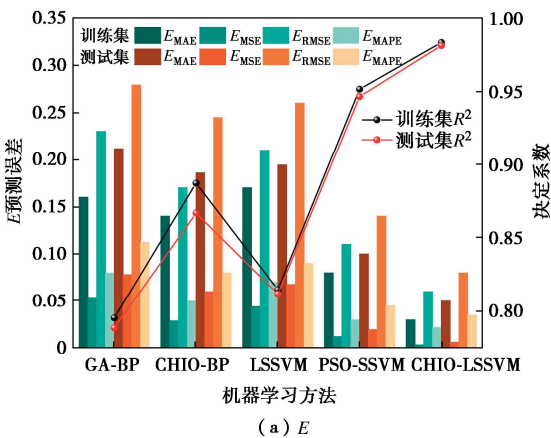


图 10 不同机器学习模型测试结果评估图

Fig. 10 Evaluation graph of test results for different machine learning models

图 11 显示了迭代过程中不同模型的适应度曲线和计算时间。结果表明, 迭代时间随着种群数目的增加而增加。综合分析可知, BP 算法的适应度值和计算时间都要远远大于 LSSVM 算法, 这表明相对而言 LSSVM 算法与本文所探究的问题更加适配。3 种优化算法中, 计算时间 $GA>PSO>CHIO$, LSSVM 算法的运行速度最快, 但计算精度远远低于 CHIO-LSSVM 算法, 综合考虑模型的训练测试结果、适应度和计算时间, CHIO-LSSVM 模型具有一定的优越性。

进一步, 在样本集 YB-1 中随机选取 50 组位移作为真实位移反演出对应的参数与样本集中的真实参数对比以验证模型的训练效果。同时, 将 CHIO-LSSVM 模型的反演结果与前文精度较高的 PSO-LSSVM 模型的反演结果进行对比。两种反演模型的反演结果与真实参数的误差由式 (10) 计算^[8]。图 12 为上述两种模型反演的巷道围岩弹性模量 E , 泊松比 μ , 黏聚力 c , 内摩擦角 φ 。

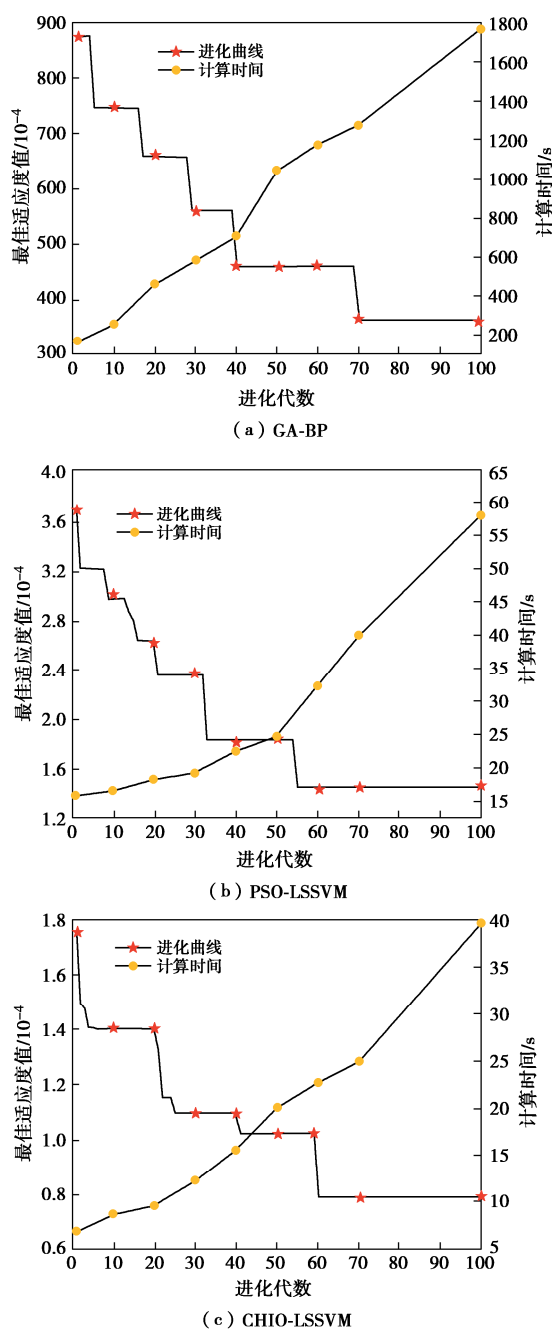


图 11 不同混合模型的适应度曲线和计算时间

Fig. 11 Fitness curves and calculation time of hybrid models

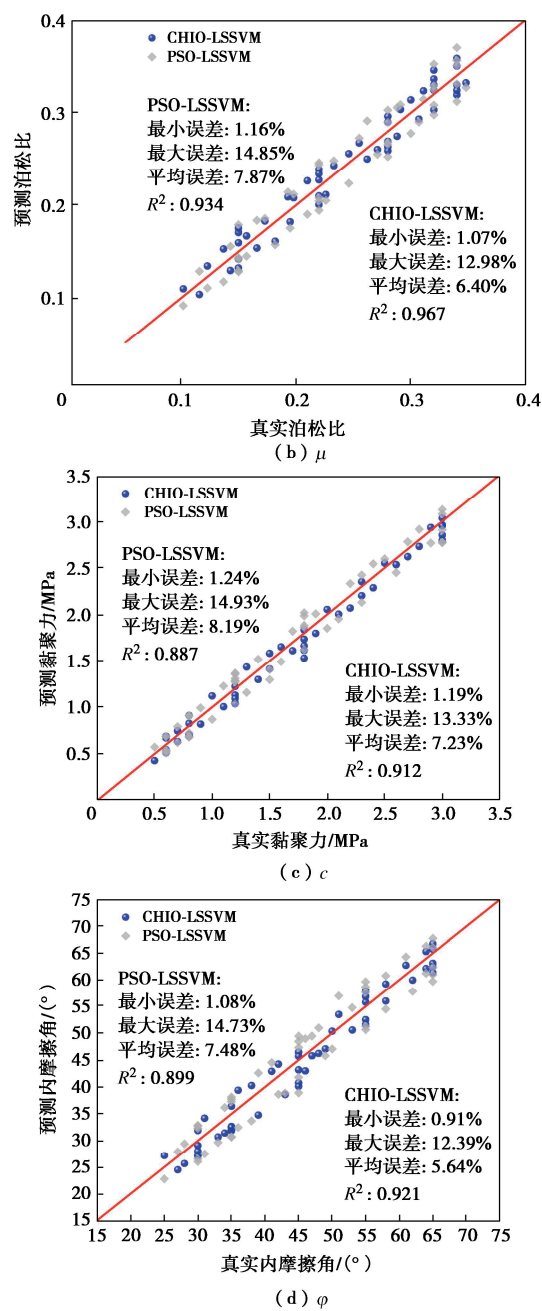
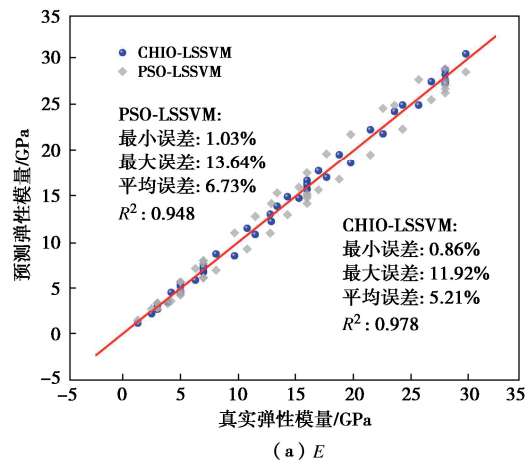


图 12 分区反演参数与真实参数对比

Fig. 12 Comparison of partition inversion parameters with actual parameters

$$\text{Error} = \frac{|m - n|}{m} \times 100\% \quad (10)$$

式中： m 为输入值； n 为通过反演模型获得的参数。

由图 12 (a) 可知，采用 PSO-LSSVM 模型反演弹性模量时，最大反演误差达到 13.64%，平均误差达到 6.73%。最大误差和总体平均误差都较为显著。而利用 CHIO-LSSVM 模型反演弹性模量时，平均误差大幅降低至 5.21%。与 PSO-LSSVM 模型相比，采用 CHIO-LSSVM 模型反演弹性模量时，最大误差和平均误差分别减小 1.72%，1.51%，表明 CHIO-LSSVM 模

型在对围岩力学参数反演中具有较高的精度和稳定性。同样, 图 12 (b), (c), (d) 分别为采用两种模型对泊松比、黏聚力和内摩擦角的反演结果。从图中可以看出, 在两种模型反演结果的误差对比中, CHIO-LSSVM 模型反演结果的最小、最大和平均误差均小于 PSO-LSSVM 模型, CHIO-LSSVM 模型的反演结果均优于 PSO-LSSVM 模型。因此可充分表明, 与其他算法模型相比, CHIO-LSSVM 模型能够更为准确地反演深部巷道围岩力学参数。

3.4 分区参数反演结果

将不同区域样本集 YB-1, YB-2, YB-3 和现场实测位移数据分别输入 CHIO-LSSVM 参数反演模型中进行迭代计算, 得到 3 个区域的围岩力学参数反演结果。图 13 为 CHIO-LSSVM 模型的反演结果与表 1 中各区域围岩力学参数取值范围对照。从图 13 中可以看出, 区域 I, II, III 的反演参数都处于分级表中参数的取值范围内, 说明 CHIO-LSSVM 模型反演结果较为合理。区域 I 的 E_1 , c_1 和 φ_1 均极靠近对应区间的左端点, μ_1 接近右端点, 表明区域 I 的围岩强度参数整体处于区间内偏小的状态, 且硬度较软, 开挖时围岩的破坏概率和程度最大。与区域 I 相比, 区域 III 的 E_3 , c_3 , φ_3 与左端点以及 μ_3 与右端点的距离增大, 参数取值逐渐接近于左右端点的平均值, 围岩的强度和硬度加速上升, 稳定性逐步提高。区域 II 的围岩性质程度位于两者之间。以上结果与模拟计算结果中各区域围岩破坏特征相对应。

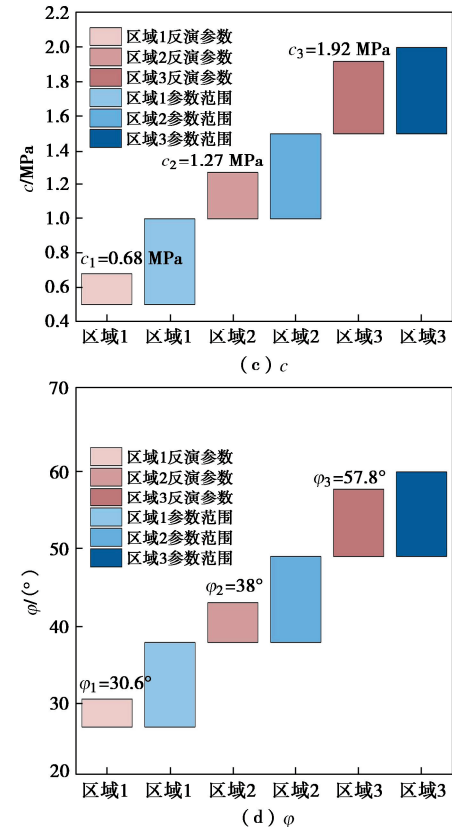
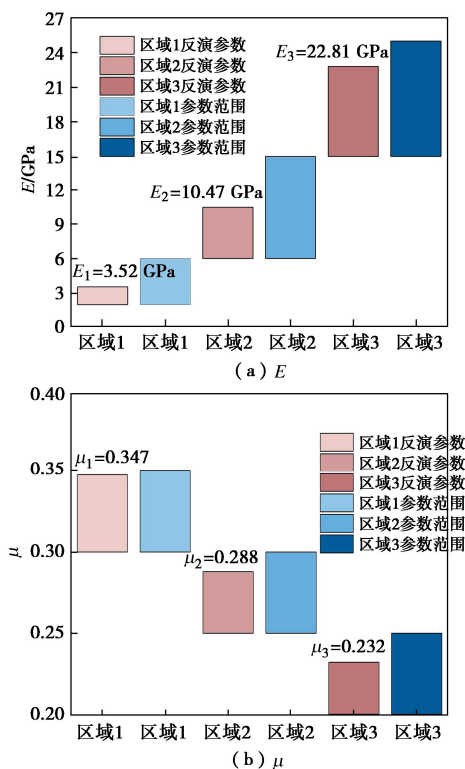


图 13 分区反演参数与围岩等级参数范围

Fig. 13 Zone inversion parameter and parameter range

3.5 分区反演的准确性验证

为进一步对参数反演结果进行定量评价, 反演参数被代入到 UDEC 数值计算模型进行正演计算, 比较巷道围岩达到初稳时的累积变形值, 验证 CHIO-LSSVM 反演模型应用于实际巷道工程中的可靠性。

图 14 描述了实测位移变化的误差范围 (15%), 结果表明, 巷道左右两帮位移实测值与计算值的最大误差分别为 10.88%, 12.04%, 均在 15% 误差范围内。从图 14 中可以看出, 最小误差点一般为区域 3 内的监测点, 而最大误差点均分布于区域 I 内, 这是因为区域 I 的变形破坏十分剧烈, 部分岩块崩离巷道表面致使该点位移值急剧增大。因此工程实际中监测到的位移值与数值计算出的位移值存在一定的偏差。而随着变形向深部发展, 从区域 II 到区域 III, 变形在较低水平内趋于稳定, 因此由不稳定变形造成的误差逐渐减小, 真实位移与数值位移更为接近。左右两帮 7 个监测点的平均误差分别为 5.67%, 5.97%, 均小于 7%, 在工程允许误差范围内。以上对比结果进一步表明, CHIO-LSSVM 参数反演模型的反演结果具有较高的准确性, 可为深部巷道围岩支护参数的优化提供参考。

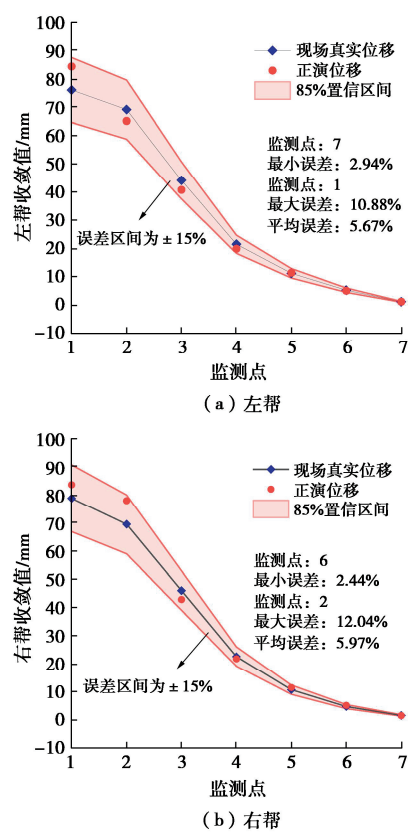


图 14 正演位移结果与真实位移对比

Fig. 14 Comparison of forward displacement results with actual displacement

4 结 论

为精细化研究围岩力学参数分区特征,通过构建围岩分区方法,结合 CHIO-LSSVM 参数反演模型,提出了一种考虑围岩分区劣化的参数反演机器学习模型。研究得到 3 点主要结论。

(1) 提出一种围岩分区数值模拟确定方法,依托数值模型计算得到的围岩变形、块体运动速度即裂纹分布规律实现区域划分。分别采用圆形巷道塑性区理论解,以及对比钻孔窥视与数值模拟结果,通过理论与工程实际两种手段验证了分区方法的有效性。

(2) 引入 CHIO 优化算法,并用以搜寻 LSSVM 的最佳惩罚因子和核函数宽度,提出了 CHIO-LSSVM 算法,为围岩力学参数反演模型的构建提供了算法保证。通过与 GA-BP、CHIO-BP、LSSVM、PSO-LSSVM 神经网络模型对比,对 CHIO-LSSVM 参数反演模型的性能进行检验,结果表明 CHIO-LSSVM 模型具有更高精度和稳定性,能够更为准确地反演深部巷道围岩力学参数。

(3) 运用参数反演机器学习模型分别对不同区域的弹性模量 E , 泊松比 μ , 黏聚力 c , 内摩擦角 φ 反演,结果表明 3 个区域反演参数的大小关系是:对于

E , c 和 φ , 区域 I < 区域 II < 区域 III, 对于 μ , 区域 I > 区域 II > 区域 III。数值模拟正算结果表明巷道左右两帮位移实测值与数值计算值的最大误差均小于 15%, 反演结果具有较高的准确性。

利益冲突声明/Conflict of Interests: 所有作者声明不存在利益冲突。All authors disclose no relevant conflict of interest.

作者贡献/Authors' Contributions: 刘学伟获取研究数据,撰写文章,对重要文章内容进行关键性修改;刘云豪分析解释研究数据,撰写文章;刘滨提出研究理念和设计研究,对重要文章内容进行关键性修改;刘泉声提出研究理念和设计研究,对最终提交版本进行确认;陈菊香获取研究数据;刘庆成分析解释研究数据。LIU Xuewei: Data acquisition, writing, review and editing. LIU Yunhao: Data analyzing, writing. LIU Bin: Research concepts and ideas proposing, review and editing. LIU Quansheng: Research concepts and ideas proposing, the final version confirmation. CHEN Juxiang: Data acquisition. LIU Qingcheng: Data analyzing.

参考文献:

[1] 王述红, 董福瑞. 基于变形预测和参数反演的山岭隧道围岩稳定性分析[J]. 岩土工程学报, 2023, **45**(5): 1024-1035. (WANG Shuhong, DONG Furui. Stability analysis of surrounding rock of mountain tunnels based on deformation prediction and parameter inversion[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, **45**(5): 1024-1035. (in Chinese))

[2] CHEN L, JIN A B, WU S C, et al. Numerical study on spalling failure of rock surrounding deep buried tunnel based on DEM[J]. Computers and Geotechnics, 2022, **145**: 104653.

[3] 许磊, 郭帅, ELMO Davide, 等. 深部不同断面巷道分区破裂形态与围岩结构控制[J]. 岩土工程学报, 2023, **45**(4): 720-729. (XU Lei, GUO Shuai, ELMO D, et al. Patterns of zonal disintegration and structural control of surrounding rock of deep roadway with different sections[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, **45**(4): 720-729. (in Chinese))

[4] FURUKAWA T, YAGAWA G. Implicit constitutive modelling for viscoplasticity using neural networks[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1998, **43**(2): 195-219.

[5] 李立新, 王建党, 李造鼎. 神经网络模型在非线性位移反分析中的应用[J]. 岩土力学, 1997, **18**(2): 62-66. (LI Lixin, WANG Jiandang, LI Zaoding. Application of neural network model in non-linear displacement back analysis[J]. Rock and

- Soil Mechanics, 1997, **18**(2): 62-66. (in Chinese))
- [6] ZHUANG D Y, MA K, TANG C A, et al. Mechanical parameter inversion in tunnel engineering using support vector regression optimized by multi-strategy artificial fish swarm algorithm[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, **83**: 425-436.
- [7] WU Y Z, WANG H L, GUO X Y. Inversion of surrounding red-bed soft rock mechanical parameters based on the PSO-XGBoost algorithm for tunnelling operation[J]. Applied Sciences, 2023, **13**(24): 13341.
- [8] SUN J L, WU S C, WANG H, et al. Inversion of surrounding rock mechanical parameters in a soft rock tunnel based on a hybrid model EO-LightGBM[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2023, **56**(9): 6691-6707.
- [9] 刘泉声, 邓鹏海, 毕晨, 等. 深部巷道软弱围岩破裂碎胀过程及锚喷-注浆加固 FDEM 数值模拟[J]. 岩土力学, 2019, **40**(10): 4065-4083. (LIU Quansheng, DENG Penghai, BI Chen, et al. FDEM numerical simulation of the fracture and extraction process of soft surrounding rock mass and its rockbolt-shotcrete-grouting reinforcement methods in the deep tunnel[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, **40**(10): 4065-4083. (in Chinese))
- [10] ZHAO Z H, WANG W M, WANG L H. Theoretical analysis of a new segmented anchoring style in weakly cemented soft surrounding rock[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2016, **26**(3): 401-407.
- [11] ZHENG W X, BU Q W, HU Y Q. Plastic failure analysis of roadway floor surrounding rocks based on unified strength theory[J]. Advances in Civil Engineering, 2018, **2018**(1): 7475698.
- [12] XU D P, HUANG X, LI S J, et al. Predicting the excavation damaged zone within brittle surrounding rock masses of deep underground Caverns using a comprehensive approach integrating in situ measurements and numerical analysis[J]. Geoscience Frontiers, 2022, **13**(2): 101273.
- [13] 周小平, 钱七虎. 深埋巷道分区破裂化机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, **26**(5): 877-885. (ZHOU Xiaoping, QIAN Qihu. Zonal fracturing mechanism in deep tunnel[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, **26**(5): 877-885. (in Chinese))
- [14] 曾美婷. 高地应力-高地温耦合作用下深部围岩分区破裂特性研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023. (ZENG Meiting. Study on Zonal Fracture Characteristics of Deep Surrounding Rock under the Coupling Effect of High Geostress and High Ground Temperature[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023. (in Chinese))
- [15] AL-BETAR M A, ALYASSERI Z A A, AWADALLAH M A, et al. Coronavirus herd immunity optimizer (CHIO)[J]. Neural Computing & Applications, 2021, **33**(10): 5011-5042.
- [16] SUYKENS J, LUKAS L, DOOREN P, et al. Least squares support vector machine classifiers: a large scale algorithm[J]. Neural Processing Letters, 1999, **9**: 293-300.
- [17] LI J C, SUN L P. Forecasting of wood moisture content based on modified ant colony algorithm to optimize LSSVM parameters[J]. IEEE Access, 2020, **8**: 85116-85127.
- [18] KASTNER H. Statik des Tunnel-und Stollenbaues[M]. Berlin: Springer, 1962.
- [19] 黄兴, 潘玉丛, 刘建平, 等. TBM 掘进围岩挤压大变形机理与本构模型[J]. 煤炭学报, 2015, **40**(6): 1245-1256. (HUANG Xing, PAN Yucong, LIU Jianping, et al. Mechanism and constitutive model of large squeezing deformation in TBM tunneling[J]. Journal of China Coal Society, 2015, **40**(6): 1245-1256. (in Chinese))
- [20] 陈昊祥, 王明洋, 燕发源, 等. 深部巷道围岩塑性区演化的理论模型与实测对比研究[J]. 岩土工程学报, 2022, **44**(10): 1855-1863. (CHEN Haoxiang, WANG Mingyang, YAN Fayuan, et al. Theoretical model for evolution of plastic zone of rock mass around deep tunnels and its comparison with in situ observation[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022, **44**(10): 1855-1863. (in Chinese))
- [21] 刘泉声, 高玮, 袁亮. 煤矿深部岩巷稳定控制理论与支护技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010. (LIU Quansheng, GAO Wei, YUAN Liang. Stability Control Theory, Support Technology and Application of Deep Rock Roadway in Coal Mine[M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese))
- [22] MCKAY M D, BECKMAN R J, CONOVER W J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 2000, **42**(1): 55.