

# 基于 APSO-SVR 算法的隧道三台阶法 开挖参数优化研究

刘全腾<sup>1</sup>, 祝俊华<sup>1</sup>, 谢春来<sup>2</sup>, 王 帅<sup>2</sup>, 周 凯<sup>3</sup>, 刘太鱼<sup>4</sup>, 温清杰<sup>5</sup>

(1. 华东交通大学土木建筑学院, 江西 南昌 330013; 2. 中铁隧道集团二处有限公司, 河北 廊坊 065201;  
3. 中铁南方投资集团有限公司, 广东 汕尾 516471; 4. 核工业华东建设工程集团有限公司, 江西 南昌 330199;  
5. 江西有色建设集团有限公司, 江西 南昌 330036)

**摘要:**为解决浅埋软弱围岩(V级)隧道三台阶法开挖参数优化问题,选择台阶进尺与隧道半跨的比值 $R$ 、黏聚力、内摩擦角、围岩弹性模量、泊松比为影响因素,通过设计多水平正交有限元分析获取不同参数组合对应的拱顶沉降值。基于自适应粒子群算法(APSO算法)对支持向量回归模型(SVR)进行优化,建立三台阶法开挖拱顶沉降预测模型,并设置SVR模型对比分析;建立以拱顶沉降为输入值,以比值 $R$ 、黏聚力、内摩擦角、围岩弹性模量、泊松比为输出值的APSO-SVR模型,实现比值 $R$ 的反演分析;依托实际工程,利用Midas GTX NX对台阶开挖极限进尺参数进行精度验证。结果表明:ASPO-SVR模型相较于SVR模型误差明显减小、精度明显提高,验证优化SVR模型的可行性与优越性;反演结果在Midas中显示拱顶沉降模拟值与规定值相差0.72%,验证优化参数方案的准确性及合理性;基于APSO-SVR的三台阶法开挖参数反演优化模型精度较高,可为类似工程的结构安全施工提供借鉴。

**关键词:**台阶开挖进尺;参数反演;APSO-SVR算法;数值模拟  
**中图分类号:**TU411 **文献标志码:**A

## Optimization of Excavation Parameters of Tunnel Three-Bench Excavation Method Based on APSO-SVR Algorithm

Liu Quanteng<sup>1</sup>, Zhu Junhua<sup>1</sup>, Xie Chunlai<sup>2</sup>, Wang Shuai<sup>2</sup>, Zhou Kai<sup>3</sup>, Liu Taiyu<sup>4</sup>, Wen Qingjie<sup>5</sup>

(1. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. China Railway Tunnel Group No.2 Branch Co., Ltd., Langfang 065201, China; 3. China Railway Southern Investment Group Company Limited, Shanwei 516471, China; 4. Nuclear Industry Huadong Construction Engineering Group Co., Ltd., Nanchang 330199, China;  
5. Jiangxi Nonferrous Construction Group Company Limited, Nanchang 330036, China)

**Abstract:** To address the parameter optimization problem in the three-bench excavation method for tunnels in shallow-buried soft surrounding rock (Class V), the following influencing factors were selected: the strength ratio  $R$ , cohesion, internal friction angle, elastic modulus of the surrounding rock, and Poisson's ratio. Through multi-level orthogonal finite element analysis and design, the crown settlement values corresponding to different parameter combinations were obtained. An adaptive particle swarm optimization (APSO algorithm) was applied

to optimize the surrounding rock parameters, ultimately establishing an optimized relationship between surrounding rock settlement and the advance length per stage in the three-bench excavation method. Using Poisson's ratio as an influencing factor, multi-level orthogonal finite element analysis was employed to determine the crown settlement values under various parameter combinations. An APSO-optimized support vector regression (SVR) model was developed to construct a prediction model for crown settlement during three-bench excavation. A comparative analysis was conducted using a conventional SVR model. Furthermore, an APSO-SVR model was established with crown settlement as the input and the strength ratio  $R$ , cohesion, internal friction angle, elastic modulus, and Poisson's ratio as outputs, enabling the inversion of the  $R$ -ratio. Based on an actual engineering case, multi-level orthogonal finite element analysis was applied for inversion analysis. Using the same project, Midas GTX NX software was utilized to validate the accuracy of the limiting advance distance parameters in the sequential excavation process. The Results show: the APSO-SVR model has lower error and higher accuracy than the SVR model, validating its optimization. Midas inversion shows a 0.72% difference between the simulated and specified arch top settlement values, confirming the optimized parameter scheme's accuracy. The inversion optimization model based on APSO-SVR for three-bench excavation has high accuracy and can guide similar project safety construction.

**Key words:** bench excavation footage; parameter inversion; APSO-SVR algorithm; numerical simulation

三台阶开挖法作为隧道施工最广泛的开挖方法之一,其开挖参数的选择依赖于经验,缺乏系统理论依据,容易导致施工风险增加、工程质量不稳定及成本浪费等问题。合理的台阶开挖参数不仅能保证隧道结构面安全,还能保证施工成本与进度,因此隧道台阶开挖参数优化一直是工程界研究的热点之一<sup>[1-2]</sup>。

近年来,国内外学者围绕台阶法开挖参数对隧道结构面的影响研究,取得了一定成果。研究显示:台阶长度越长,高度越高,隧道掌子面越容易发生失稳,适当减少台阶步长可有效控制隧道的结构变形<sup>[3-4]</sup>;且台阶步长取值与隧道断面收敛变形密切相关<sup>[5-6]</sup>,台阶进尺的增大将导致隧道拱顶沉降增大,与围岩变形呈正相关关系<sup>[7]</sup>。为保证隧道结构安全,学者提出多种方法来优化隧道台阶开挖参数,林可夫等<sup>[8]</sup>通过三水平正交的流固耦合数值模拟,对深埋富水隧道进行台阶施工参数优化。王记平等<sup>[9]</sup>依托新平隧道对台阶长度进行优化,提出了合适的开挖方案。张宁等<sup>[10]</sup>通过对不同台阶长度下初支变形与受力特征的模拟研究,发现台阶长度取1~2倍洞径使初支变形与受力更合理,可保证初支结构安全。

随着计算机科学与技术的发展,学者将机器学习与隧道施工相结合,为隧道结构安全提供新

方法<sup>[11-13]</sup>。阮永芬等<sup>[14]</sup>利用粒子群(PSO)优化小波支持向量机(WSVM)算法构建沉降与岩体物理力学参数之间的映射关系实现岩体土力学参数反演。

针对《公路隧道施工技术规范》(JTC/T 3660—2020)中隧道三台阶法台阶开挖进尺参数的取值较为笼统,且三维数值模拟存在一定人为主观因素;目前尚缺少更加精准、严谨的方法来确定合理的隧道台阶开挖进尺。同时,智能算法在台阶法等隧道施工工法优化方面的研究较少,尚未综合考虑台阶开挖参数及围岩物理力学参数对隧道结构收敛变形的影响。因此,本文基于自适应粒子群(APSO)算法与支持向量机回归(SVR)耦合算法,构建台阶进尺与隧道半跨的比值 $R$ 、围岩物理力学参数(黏聚力、内摩擦角、弹性模量、泊松比)与拱顶沉降之间非线性映射关系,实现拱顶沉降的预测;结合实际工程,利用APSO算法反演分析得出隧道拱顶沉降极限状态下尺径比值 $R$ ,确定台阶开挖进尺;与数值模拟结果与其他算法进行比对分析,验证本文方法的优越性,为隧道三台阶法开挖方案提供理论支撑。

## 1 APSO-SVR算法原理

### 1.1 APSO算法

APSO算法是PSO算法的变种算法之一,AP-

SO 使用自适应策略来调整算法的参数, 具有比 PSO 更好的搜索效率及精度, 可以更快地对整个粒子空间进行全局搜索。其基本思想是通过群体中个体之间的合作与相互之间的信息共享找到最优解。APSO 初始随机产生种群和赋予速度, 每个粒子有位置和速度两个属性, 通过迭代在粒子空间中找出最优解。在每次迭代中, 粒子通过粒子本身找出的最优解  $P_{best}$  和种群当前找出的最优解  $G_{best}$  进行对比, 更新当前种群最优解  $G_{best}$ , 以最优粒子的点作为 SVR 的参数  $c$  和  $\zeta$ , 在每次迭代中找出空间中最优的参数。APSO 粒子速度与位置更新公式<sup>[15]</sup>为

$$V_{cd}^{k+1} = \omega_{cd}^k V_{cd}^k + c_1 r_1 (P_{best}^k - \theta_{cd}^k) + c_2 r_2 (G_{best}^k - \theta_{cd}^k) \quad (1)$$

$$\theta_{cd}^{k+1} = \theta_{cd}^k - V_{cd}^{k+1} \quad (2)$$

式中:  $V_{cd}^k$  为第  $c$  个粒子在第  $k$  代第  $d$  个维度上速度;  $\theta_{cd}^k$  为第  $c$  个粒子在第  $k$  代第  $d$  个维度上位置;  $\omega$  为惯性权重;  $c_1$ 、 $c_2$  均为学习因子;  $r_1$ 、 $r_2$  均为 [0,1] 随机数;  $P_{best}^k$  为个体在第  $k$  代最优解;  $G_{best}^k$  为群体在第  $k$  代最优解。

相较于传统 PSO, APSO 可根据适应度动态调整学习因子的大小, 其惯性权重<sup>[15]</sup>也随迭代次数作出相应调整为

$$\omega^k = \omega_{max} - \frac{(\omega_{max} - \omega_{min})k}{T} \quad (3)$$

式中:  $\omega_{max}$ 、 $\omega_{min}$  分别为惯性权重上限及下限;  $k$ 、 $T$  分别为当前迭代次数及最大迭代次数。

## 1.2 支持向量回归

支持向量机回归 (SVR) 作为支持向量机 (SVM) 的分支, 常被用于处理小样本非线性回归的预测。传统回归问题例如线性回归中一般使用  $f(x) = wx + b$  输出与真实输出值  $y$  的差来计算损失, 当  $f(x)$  与  $y$  完全一致时损失才为 0。而 SVR 在 SVM 的基础上引入不敏感函数  $\varepsilon$  作为损失函数, 可以允许  $f(x)$  与  $y$  之间的训练数据可以存在  $\varepsilon$  的偏差。仅当  $f(x)$  与  $y$  之间的差的绝对值大于  $\varepsilon$  时才计算损失, 相当于在  $f(x) = wx + b$  附近构建了一个宽度为  $2\varepsilon$  的间隔带 (图 1)。

因此, 参数估计问题变为凸优化问题, 目标函数及约束条件<sup>[16]</sup>为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.t. } |y_i - (wx_i + b)| \leq \varepsilon, \quad \forall i \end{cases} \quad (4)$$

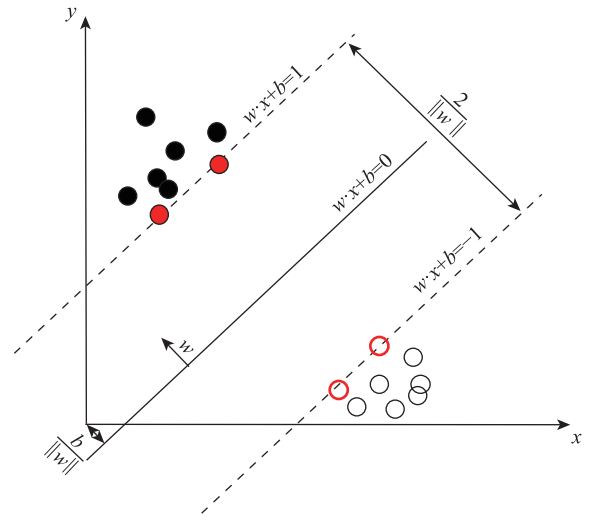


图 1 支持向量机回归工作原理

Fig. 1 Support vector machine regression working principle

提供惩罚因子将约束条件引入目标函数<sup>[16]</sup>

$$\min R(w, \zeta_i, \zeta_i^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\zeta_i + \zeta_i^*) \quad (5)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} y_i - wx_i - b \leq \varepsilon + \zeta_i \\ wx_i + b - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i^* \\ \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $C$  为惩罚因子;  $\varepsilon$  为不敏感损失函数;  $\zeta_i$ 、 $\zeta_i^*$  均为松弛变量。

采用径向基核函数 (RBF) 将低维数据映射至高维特征空间, RBF 函数<sup>[16]</sup>表达式为

$$\begin{aligned} K(x_i, x_j) &= \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \\ &= \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \gamma > 0 \end{aligned} \quad (7)$$

式中:  $(x_i, x_j)$  为样本数据点;  $\sigma$  为核函数宽度;  $\gamma$  为核参数。

SVR 预测时模型精度和效率主要受核参数  $\gamma$ 、惩罚因子  $C$  影响, 而引入 APSO 算法来确定合适的  $C$  和  $\gamma$  可有效提高算法精度和效率, 避免模型欠拟合和过拟合。

## 1.3 算法耦合

SVR 算法结果主要是由惩罚因子  $C$ 、核函数类型及  $\zeta$  影响, 本研究使用 APSO 算法对 SVR 算法中的  $C$  和  $\zeta$  参数进行寻优, 得到最优的非线性回归模型, 有效的避免了 SVR 参数人为选择的主观因素影响, 优化流程如图 2 所示。

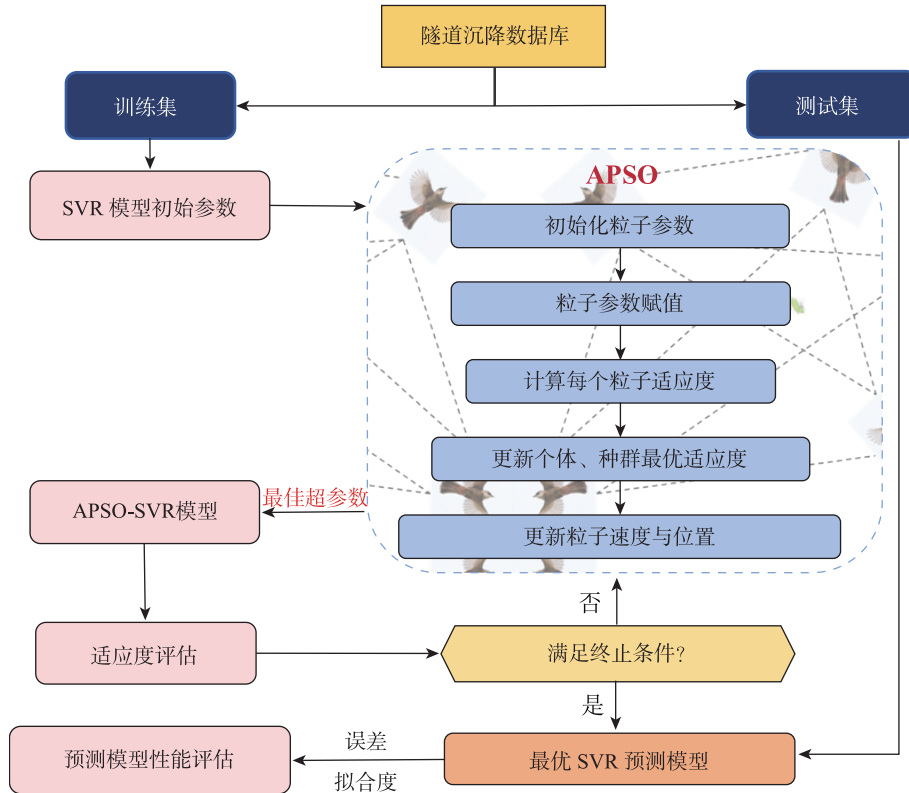


图2 APSO-SVR算法流程图  
Fig. 2 Flowchart of APSO-SVR algorithm

#### 1.4 评价指标

为验证 APSO-SVR 模型预测结果,本文采用均方根误差 RMSE、均方误差 MSE、回归系数  $R^2$  和平均绝对误差 MAE 对模型<sup>[17]</sup>进行评价

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{\text{pred}}^i - y^i)^2} \quad (8)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{\text{pred}}^i - y^i)^2 \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{\text{pred}}^i - y^i| \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{\text{pred}}^i - y^i)^2}{\sum_{i=1}^n \left( y^i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y^i \right)^2} \quad (11)$$

式中:  $n$  为样本个数;  $y_{\text{pred}}^i$  为单个样本的预测值;  $y^i$  为单个样本的真实值。

## 2 隧道三台阶法开挖参数优化数学模型

### 2.1 隧道开挖台阶宽度与隧道跨径比值 $R$ 优化数学模型

台阶法开挖进尺与隧道跨径比值  $R$  的优化,可

看作是有约束的单目标优化问题,为保证隧道开挖结构稳定性,需研究台阶法开挖进尺对隧道收敛变形的影响。本文以洞周相对收敛量为指标,探究极限位移条件下对应的  $R$  大小,从而确定极限状态下台阶开挖进尺的取值。这要求预测位移值与实际规范位移值误差达到最小。根据《岩土锚杆与喷射混凝土支护工程技术规范》(GB50086—2015),洞周相对收敛量定义为拱顶位移值与隧道宽度之比。对于浅埋段 (<50 m) 的 V 级围岩,洞室周边相对收敛量取值为 0.2%。以模拟工程案例中的隧道宽度 10 m 为例,可计算出拱顶沉降允许值为 20 mm。因此将拱顶沉降为 20 mm 视为隧道结构安全的极限平衡状态,即在优化参数导入隧道模型后,计算得到的拱顶沉降量不得超过规范给出的允许位移值。

参照文献[18]提出的数学模型,  $R$  优化数学模型目标函数及约束条件可表达为

$$\begin{cases} f = \min s_1 \\ n_0 \leq m_0 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $s_1$  为预测沉降值和允许沉降值之间的误差;  $n_0$  为拱顶沉降模拟值;  $m_0$  为拱顶允许沉降值。

将支持向量回归算法中的约束优化问题转化为无约束优化问题,需要引入拉格朗日乘子,将含有  $n$  个变量和  $k$  个约束条件的约束优化问题转为含  $(n+k)$  变量的无约束优化问题。该方法核心是将每个约束条件乘以一个对应的拉格朗日乘子,然后将这些乘积与目标函数相加,优化问题就可以通过最小化这个新的无约束函数来解决。这样,原本受到约束的变量现在可以在无约束的条件下进行优化。优化函数为

$$f = \min [x_1 + \lambda(x_0 - x_2)] \quad (13)$$

式中:  $\lambda$  为拉格朗日乘子,通常为常数或一个函数。本次优化问题  $\lambda$  取为常数。

无约束的单目标的  $R$  优化问题,可通过群体优化算法中自适应粒子群算法(APSO)进行求解。但输出变量(即:拱顶沉降值)与输入变量( $R$ 、黏聚力、内摩擦角、泊松比、弹性模量)之间无显式数学方程可表达二者关系,直接求解较为困难。为克服这一难题,引入支持向量机回归(SVR)进行求解,SVR 在处理高维度、过拟合、非线性、局部极小值点等问题上表现较为出色。相比于其他机器学习方法,SVR 对样本噪声的容忍度更高,在数据量较大时也能避免过拟合。SVR 算法把问题处理为二次寻优问题,从而确保结果为全局最优解,已被广泛应用于隧道工程领域<sup>[19-20]</sup>。

本文采用 SVR 来建立变量之间的隐式数学模型,算法的效率和精度受一些参数影响,如核函数类型、惩罚因子  $C$ 、 $\zeta$  等。为了得到拟合度最高的 SVR 模型,利用 APSO 算法对 SVR 的参数进行优化搜索。通过此方法建立  $R$ 、黏聚力、内摩擦角、泊松比及弹性模量与拱顶沉降之间的映射关系,利用 APSO 优化算法对 SVR 参数进行优化得到拟合度最高的 SVR 模型,再利用 APSO 的反分析算法对  $R$  进行优化,可实现三台阶法开挖下, V 级围岩台阶进尺取值的最优化,为工程实践提供更严谨的方法。

## 2.2 APSO-SVR 耦合算法 $R$ 反演分析求解

通过 APSO 优化算法,对比值  $R$  进行反分析求解(图3),步骤如下。

1) 在特定围岩力学参数下,利用 APSO 算法在指定范围内随机生成比值  $R$ 。

2) 将参数组合导入 APSO-SVR 模型进行拱顶沉降值预测,并计算相应预测沉降值。以预测沉降

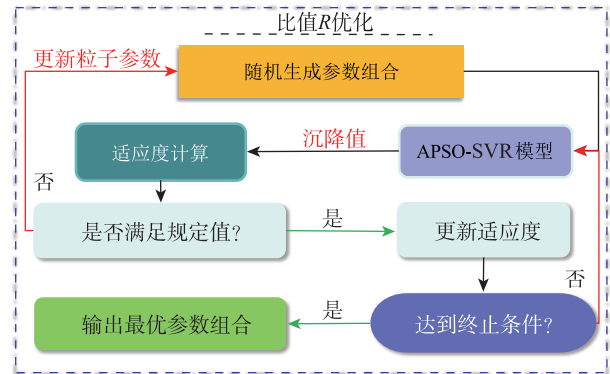


图3  $R$  优化流程图

Fig. 3  $R$  optimization flowchart

值与隧道结构安全极限平衡状态沉降值之差作为适应度  $f_i$ 。

3) 比较这组预测沉降值与隧道结构安全极限平衡状态沉降值大小,若预测沉降值大于极限平衡状态沉降值则返回第一步更新粒子参数信息,反之进行下一步。

4) 搜寻所有参数组合对应的适应度,将最佳适应度对应的粒子参数组合进行输出,达到 APSO 算法最大迭代数后结束计算;未达到终止条件则返回到预测模型更新粒子信息,初始化种群重新迭代。

## 3 基于 APSO-SVR 算法的拱顶沉降预测分析

### 3.1 有限元模型建立及参数确定

三维隧道开挖模型选择在 Midas 有限元分析软件建立,隧道模型上部采用平面地形,不加荷载并设置为自由边界,四周为法向位移约束边界,底部为固定边界。模型采用 Mohr-Coulomb 屈服准则,隧道模型考虑圣维南原理,同时为保障计算准确性,隧道模型三维尺寸取  $120 \text{ m} \times 80 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ ,隧道模型施工工况设置为三台阶法循环开挖,并考虑减少对围岩的扰动台阶高度设置为  $2.5 \sim 3.5 \text{ m}$ 。台阶的开挖进尺根据尺径比值  $R(0.1 \sim 0.9)$  进行变化,隧道三维网格模型及施工示意模型如图 4 所示。

### 3.2 正交试验设计及参数选取

方案设计选取  $R$ 、黏聚力、内摩擦角、泊松比及弹性模量为试验因素,根据《公路隧道施工技术规范》(JTG/T 3660—2020)确定 V 级围岩对应范围下黏聚力  $C(50 \sim 200 \text{ kPa})$  及内摩擦角  $\varphi(20^\circ \sim 27^\circ)$ 、泊松比  $\mu(0.35 \sim 0.45)$  及弹性模量  $E(1 \sim 2 \text{ GPa})$  及比

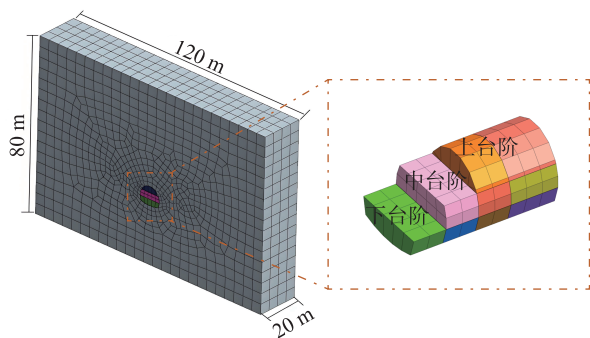


图4 计算模型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the computational model

值  $R(0.1\sim 0.9)$  作为数据输入值,在 Midas GTS NX 模拟输出相应工况下的拱顶沉降值作为数据输出值,以此完成数据集构建,部分试验计算结果如表 1 所示。

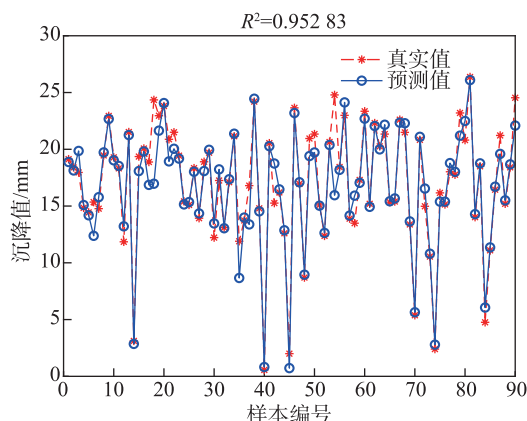
表 1 部分试验计算结果

Tab.1 Calculated results of some tests

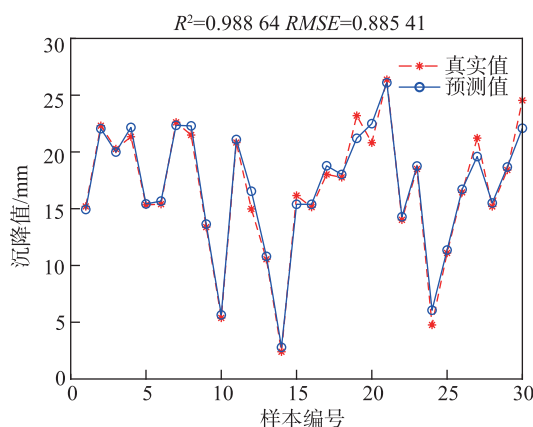
$R$	粘聚力/kPa	内摩擦角/(°)	弹性模量/GPa	泊松比	沉降值/mm
0.1	50	20.0	1.0	0.35	4.76
0.1	80	21.4	1.2	0.37	2.41
0.1	110	22.8	1.4	0.39	1.58
0.1	140	24.2	1.6	0.41	1.19
0.1	170	25.6	1.8	0.43	0.95
0.1	200	27.0	2.0	0.45	0.85
0.2	50	20.0	1.0	0.35	16.80
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0.9	200	27.0	2.0	0.45	2.85

### 3.3 预测结果与误差分析

将表 1 数据集导入 Matlab 中进行数据归一化处理,数据被划分为测试集、训练集,预处理后的数据导入已建立的 APSO-SVR 算法模型,构建 APSO-SVR 耦合算法的  $R$  与拱顶沉降之间的映射模型,并建立普通 SVR 模型进行对照试验。模型拟合效果及模型误差比对结果如图 5、图 6 及图 7 所示。将上述误差数据进行输出计算,并将结果汇总至表 2,结果表明 APSO-SVR 模型相较于 SVR 模型均方根误差  $RMSE$  小 70.58%、均方误差  $MSE$  和平均绝对误差  $MAE$  分别小 91.34%、82.80%,且 APSO-SVR 模型测试结果拟合优度  $R^2$  更高。由此可见,APSO-SVR 预测模型误差更小,训练效果更好。



(a) 训练集



(a) 测试集

图 5 APSO-SVR 模型训练集及测试集拟合图

Fig. 5 APSO-SVR model on training set and test set fitting results

## 4 反演分析及工程验证

### 4.1 工程概况及反演

兰渝隧道某段隧道位于高地应力区,其中心里程范围 DK2 800+100~DK2 810+800。为深入了解评估隧道地段情况,采取原位试验及有限元分析对隧道地应力场进行实测拓展分析。结果显示该地段 1.7 km 范围大多为全风化板岩,该地段的平均水平主应力位于隧道轴线处为 17.4 MPa,轴向最大水平主应力达到 19.0 MPa,平均垂直应力为 14.8 MPa。鉴于该地段地应力影响,对围岩等级进行修正为 V 级<sup>[21]</sup>。围岩基本物理力学参数如表 3 所示,将该隧道相关围岩参数导入 APSO-SVR 算法模型进行反演分析,输出该围岩参数对应最佳比值  $R$ ,具体参数组合如表 4 所示。由算法分析知该工程下最优比值  $R$  为 0.3826,经计算对应的隧道台阶开挖进尺为 1.913 m。为验证 APSO-SVR 反演分析模型计算结

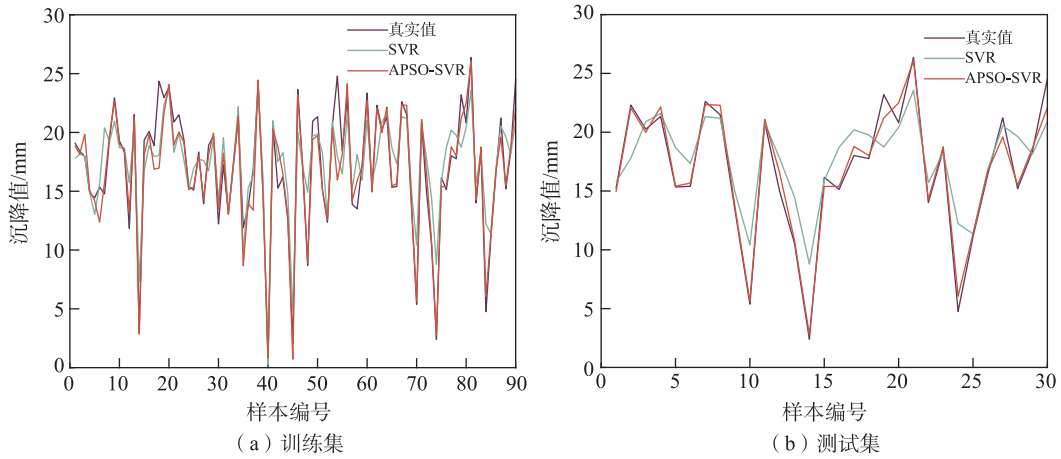


图6 APSO-SVR模型与SVR模型拟合对比

Fig. 6 Comparison of APSO-SVR model and SVR model fitting

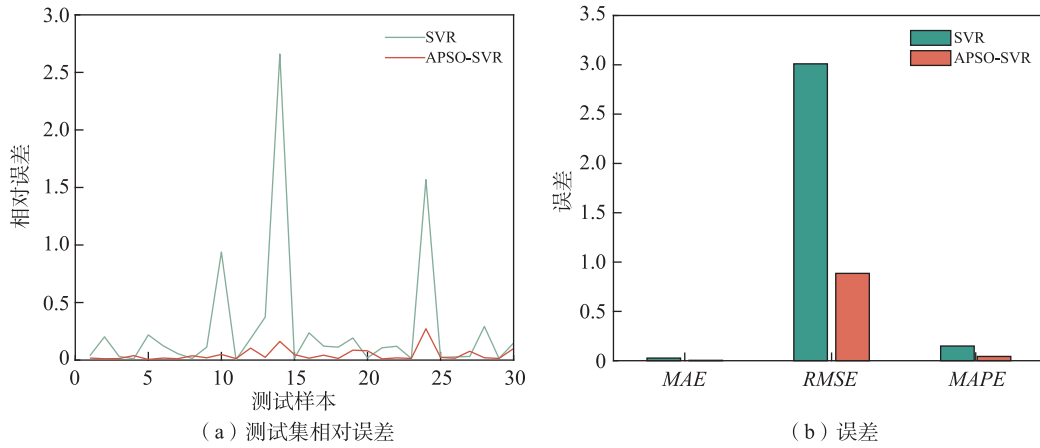


图7 APSO-SVR模型与SVR模型误差对比图

Fig. 7 APSO-SVR and SVR models Comparison of errors between

表2 预测模型测试误差对比

Tab.2 Comparison of prediction model test errors

模型	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>
APSO-SVR	0.046	0.784	0.885	0.989
SVR	0.267	9.059	3.010	0.912

表3 围岩基本物理力学参数

Tab.3 Basic physical and mechanical parameters of surrounding rock

岩石类型	密度/(kN/m <sup>3</sup> )	弹性模量/GPa	黏聚力/kPa	内摩擦角/(°)	泊松比
板岩	28	1	70	20	0.4

表4 最佳R值对应参数组合

Tab.4 Parameter combinations corresponding to the optimal R

最优比 值R	弹性模 量/GPa	黏聚力/ kPa	内摩擦 角/(°)	沉降值/ mm
0.382 6	1	70	20	19.998

果,将上述反演结果导入Midas模拟分析软件进行模拟验证,具体模型相关尺寸等参数参考表4。图8显示V级围岩下三台阶法开挖,台阶进尺为1.913 m

下拱顶沉降云图,图中显示最大位移处于隧道拱顶处,大小为19.22 mm,模拟结果与APSO-SVR耦合算法R值反分析模型输出结果19.998 mm相差0.778 mm,基本吻合。根据《岩土锚杆与喷射混凝土支护工程技术规范》(GB50086—2015)的相关规范,模型计算结果与规定洞周相对收敛量0.2%相差0.007 8%,由此可知,三台阶法开挖进尺上限优化方案结果精准。台阶开挖参数可为类似工程提供参考,且数值模拟对机器学习模型数据接纳度较高。

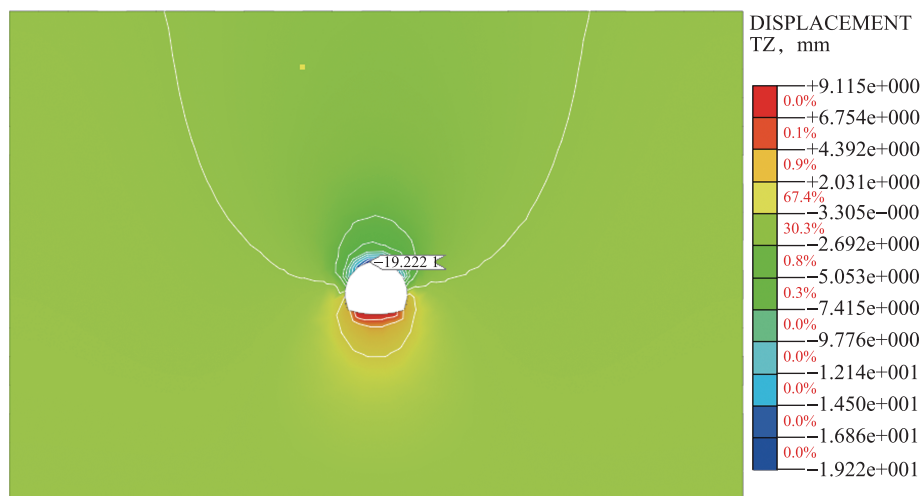


图8 隧道开挖沉降云图

Fig. 8 settlement contour of tunnel excavation

## 5 结论

1) APSO 优化算法可以有效对 SVR 回归模型的超参数进行优化,结果表明:相较于传统 SVR 模型 APSO-SVR 模型的  $MAE$ 、 $MSE$ 、 $RMSE$  分别低 82.80%、91.34%、70.58%, $R^2$  高 7.78%。

2) 模拟沉降值与规定洞周收敛指标 0.2% 相差 0.0078%,验证了 APSO-SVR 模型的准确性,表明方案设计符合规范,并显示算法模型与三维数值模拟之间具有较好的数据一致性,能有效地反映出二者间结果。

3) 与数值模拟优化台阶参数方法相比,通过机器学习智能算法与数值模拟相结合的方法更加科学合理,但本文考虑的隧道结构安全影响因素有限,研究有一定的适用性,可为相似工程施工提供参考。

### 参考文献:

- [1] ERHARTER G H, HANSEN T F, LIU Z Q, et al. Reinforcement learning based process optimization and strategy development in conventional tunneling[J]. Automation in Construction, 2021, 127: 103701.
- [2] 杨晓俊. 公路隧道松散地层洞段三台阶法开挖参数的优化[J]. 中国公路, 2022(18): 152-153.  
YANG X J. Optimization of excavation parameters of three-step method in loose stratum tunnel section of highway tunnel[J]. China Highway, 2022(18): 152-153.
- [3] FANG Z C, ZHU Z G, CHEN X Y. Research on construction method and deformation control technology of high ground stress interbedded soft rock tunnel[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(4): 6175-6183.
- [4] WAN F, WANG B, FU C T, et al. Stability control measures of soft and broken surrounding rocks of super-large section tunnel constructed using benching tunneling method[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 769(3): 032082.
- [5] HU J Q, MIN X Y, SI J P, et al. A comparison between two tunneling methods (SEM and THBM) for large cross-section mountain tunnel: a case study of Qikeng tunnel in Zhejiang driven[J]. Hans Journal of Civil Engineering, 2021, 10(9): 912-924.
- [6] ZHANG S B, HE S Y, QIU J L, et al. Displacement characteristics of an urban tunnel in silty soil by the shallow tunnelling method[J]. Advances in Civil Engineering, 2020: 3975745.
- [7] 颜杜民, 何平, 陈峥, 等. IV 级围岩隧道两台阶法开挖进尺研究[J]. 铁道标准设计, 2016, 60(9): 99-103.  
YAN D M, HE P, CHEN Z, et al. Research on excavation footage of tunnels in IV rock with two-bench construction method[J]. Railway Standard Design, 2016, 60(9): 99-103.
- [8] 林可夫, 项彦勇. 深埋富水岩体隧道三台阶法施工数值模拟和参数优化: 以正盘台隧道工程为例[J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(S1): 199-206.  
LIN K F, XIANG Y Y. Numerical simulation and parameter optimization of deep-buried water-rich rock tunnel construction by three-step method: taking Zhengpantai tunnel project as an example[J]. Tunnel Construction, 2021, 41(S1): 199-206.
- [9] 王记平, 王凯, 夏勇, 等. 隧道三台阶带仰拱一次开挖台阶长度研究[J]. 公路, 2021, 66(7): 345-348.  
WANG J P, WANG K, XIA Y, et al. Study on the length of three steps with inverted arch in one excavation of tun-

- nel[J]. Highway, 2021, 66(7): 345-348.
- [10] 张宁, 张光伟, 刘瑞辉, 等. 隧道台阶法施工中台阶长度的优化分析[J]. 公路, 2019, 64(10): 299-303.  
ZHANG N, ZHANG G W, LIU R H, et al. Optimization analysis of step length in tunnel construction by bench method[J]. Highway, 2019, 64(10): 299-303.
- [11] 张士朝, 王亚琼, 高启栋, 等. 基于不同优化算法的隧道洞口段拱顶沉降 SVR 预测模型及其比较评价[J]. 现代隧道技术, 2023, 60(6): 139-150.  
ZHANG S C, WANG Y Q, GAO Q D, et al. Tunnel portal section crown settlement SVR prediction models based on different optimization algorithms and their comparative evaluation[J]. Modern Tunnelling Technology, 2023, 60(6): 139-150.
- [12] 赵俊杰, 贾斌, 张东, 等. 基于 BP 神经网络的阿拉套山隧道围岩物理力学参数反演分析[J]. 隧道建设(中英文), 2019, 39(S1): 220-226.  
ZHAO J J, JIA B, ZHANG D, et al. Inverse analysis of physical and mechanical parameters of Alataoshan tunnel surrounding rock based on BP neural network[J]. Tunnel Construction, 2019, 39(S1): 220-226.
- [13] 马金刚, 丰光亮, 齐曼卿, 等. 机器学习在隧道岩爆微震监测预警中的应用[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(5): 10-18.  
MA J G, FENG G L, LIN M Q, et al. Application status of machine learning in microseismic monitoring and early warning of rockburst[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(5): 10-18.
- [14] 阮永芬, 高春钦, 刘克文, 等. 基于粒子群算法优化小波支持向量机的岩土力学参数反演[J]. 岩土力学, 2019, 40(9): 3662-3669.  
RUAN Y F, GAO C Q, LIU K W, et al. Inversion of rock and soil mechanics parameters based on particle swarm optimization wavelet support vector machine[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(9): 3662-3669.
- [15] ZHAN Z H, ZHANG J, LI Y, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2009, 39(6): 1362-1381.
- [16] TONG H Z, CHEN D R, PENG L Z. Analysis of support vector machines regression[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(2): 243-257.
- [17] 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: e623.
- [18] 赵宏喆. 公路隧道围岩初期支护参数智能优化方法及应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.  
ZHAO H Z. Intelligent optimization method and application of initial supporting parameters of surrounding rock of highway tunnel[J]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [19] 邱道宏, 傅康, 薛翊国, 等. 深埋隧道 TBM 掘进参数 LSTM 时序预测模型及应用研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(8): 2646-2660.  
QIU D H, FU K, XUE Y G, et al. LSTM time-series prediction model for TBM tunneling parameters of deep-buried tunnels and application research[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021, 52(8): 2646-2660.
- [20] 赵雪, 顾伟红. 基于人工蜂群优化支持向量机回归的隧道塌方风险预测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(9): 3997-4003.  
ZHAO X, GU W H. Tunnel collapse risk prediction based on artificial bee colony optimization support vector machine regression[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(9): 3997-4003.
- [21] 方智淳, 朱正国, 徐世祥, 等. 一种改进的位移释放率计算方法及其在 V 级围岩中的应用[J]. 中国公路学报, 2021, 34(1): 116-126.  
FANG Z C, ZHU Z G, XU S X, et al. Improved calculation method of displacement release rate and its application in V-level surrounding rock[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(1): 116-126.



第一作者: 刘全腾(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为机器学习、隧道病害预测。



通信作者: 祝俊华(1990—), 男, 讲师, 博士, 硕士生导师, 研究方向为路基边坡工程、智慧监测等。