基于群智能算法优化支持向量回归的挤压性围岩隧道变形预测

徐剑波[1]，姚天宇[2]，王力[1]，朱颂阳[1]，罗学东[2*]

1. 中国一冶集团有限公司，武汉 430081；
2. 中国地质大学（武汉）工程学院，武汉 430074

第一作者，E-mail：461423403@qq.com

* 通信作者，E-mail：cugluoxd@foxmail.com

2023-12-06 收稿；2024-02-06 修回；2024-02-19 接受

基金项目：国家自然科学基金项目(230988000)

中图分类号：U45　　文章编号：2096-8523(2025)05-0317-10　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230675

摘　要：隧道工程中，隧道设计和施工安全的前提是准确评估隧道围岩变形量。将萤火虫算法(FA)、鲸鱼优化算法(WOA)和灰狼优化算法(GWO)与优化支持向量回归(SVR)结合起来，并基于此构建了 3 种混合群智能优化预测模型，以预测挤压性围岩隧道变形量。构建了一个包含 62 个样本的数据库，选取了 7 种隧道及围岩初始参数作为预测模型输入参数，将隧道径向变形量作为输出量。选择决定系数(R^2)、均方根误差(*RMSE*)、平均绝对误差(*MAE*)模型预测效果的评价指标。最后，使用归一化互信息法评估不同输入参数对隧道围岩变形预测结果的影响。研究结果表明，FA-SVR 模型在训练阶段和测试阶段的预测性能优于 GWO-SVR 模型和 WOA-SVR 模型，训练集和测试集对应的 R^2 分别为 0.963 4 和 0.964 8，*RMSE* 分别为 18.786 和 14.699，*MAE* 分别为 9.460 和 11.170，预测能力排序为：FA-SVR>WOA-SVR>GWO-SVR。萤火虫算法、鲸鱼优化算法和灰狼优化算法均能提高支持向量回归模型的预测性能，FA-SVR 模型的预测效果最好，经过优化的混合预测模型性能显著优于经典模型。敏感性分析表明，节理密度是影响隧道围岩变形预测值的最重要参数。研究成果可为隧道工程安全控制提供重要参考。

关键词：挤压性围岩隧道；变形预测；群智能优化算法；支持向量回归；归一化互信息

在隧道开挖过程中引起的应力重分布可能会导致围岩到达强度极限，产生较大的塑形变形，这种现象通常被称为隧道挤压[1]。隧道挤压常常发生在承受高地应力的软岩中，是隧道工程中的主要地质灾害之一，可能会导致预算超支、施工延误甚至隧道失稳、人员伤亡等严重后果[2-4]。因此，准确预测挤压性围岩隧道的变形在隧道的设计和施工中非常重要。

隧道围岩变形预测领域中，不少学者使用经验方程拟合各参数与隧道围岩变形之间的关系，总结归纳了多种围岩变形经验公式，并在各国得到了广泛推广应用[5-6]。由于各隧道初始参数与隧道围岩变形之间存在高度非线性关系，经验方程在很多时候难以做出准确的预测。近年来，随着计算机和人工智能技术的发展，不少学者将先进的机器学习技术引入隧道工程研究中[7-9]。强跃等[10]提出一种多尺度组合核极限学习机预测模型，运用粒子群算法对核参数和加权系数进行优选，并运用到大相岭隧道围岩变形预测中，取得了良好的效果；王文玉等[11]基于灰色关联分析，用遗传算法优化 BP 神经网络，并将其应用到工程实际中，也得到了较好的预测效果。KANG 等[12]运用了支持向量机和时间序列方法来预测围岩的变形，并与数值模拟进行对比，证明了方

著录信息：徐剑波，姚天宇，王力，等. 基于群智能算法优化支持向量回归的挤压性围岩隧道变形预测［J］. 地质科技通报，2025，44(5)：317-326.
XU Jianbo, YAO Tianyu, WANG Li, et al. Prediction of squeezing surrounding rock tunnel deformation based on support vector regression optimized by swarm intelligent algorithm［J］. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(5): 317-326.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjtb.cug.edu.cn

法的可行性与方便性; YAO 等[13] 通过一些指数变化来执行随机复杂进化算法用以提高支持向量机的训练效率, 并将其运用到实际隧道工程中, 发现支持向量机在预测性能上整体优于人工神经网络。前人的研究证明了支持向量机在隧道围岩变形预测中的可靠性。此外, 支持向量机模型中超参数的选取对预测结果有较大影响, 利用元启发算法对超参数进行优化能有效提高其预测效果。

目前, 关于隧道围岩变形的预测已经有广泛的研究, 但是针对挤压性围岩隧道的变形预测研究还较少, 因此笔者以挤压性围岩隧道变形为工程背景, 全面选取影响隧道围岩变形的 7 个因素作为机器学习模型输入参数, 选用萤火虫算法(firefly algorithm, 简称 FA)、灰狼优化算法(gray wolf optimization algorithm, 简称 GWO)、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, 简称 WOA)优化支持向量回归模型, 构建了 3 种基于支持向量回归方法的混合优化模型, 用以预测隧道围岩变形。此外, 还选用决定系数、均方根误差、平均绝对误差 3 个指标对混合模型的预测性能进行评估, 比较不同模型的综合预测性能。最后, 借助归一化互信息值分析了不同输入参数的敏感性。研究结果能为隧道工程安全控制提供参考。

1　基本理论

1.1　支持向量回归

支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)是 VAPNIK[14] 提出的一种用于非线性问题的分类方法。支持向量回归(support vector regression, 简称 SVR)是 SVM 在求解回归问题中的推广[15], 该方法能有效解决高维特征的回归问题, 已在多个领域广泛应用[16-20]。

支持向量回归估计函数 $f(x)$ 为:

$$f(x)=W^{\mathrm{T}}\varphi(x)+b, \tag{1}$$

式中: $\varphi(x)$ 为将样本数据映射到特征空间的非线性映射函数; W 为超平面的法向量; b 为偏置量。

通过使下式最小化来获得 W 与 b:

$$D(f)=\frac{1}{2}\|W\|^2+\frac{C}{c}\sum_{\mu,\sigma=1}^{c}R_{\varepsilon}[y_{\mu},f(x_{\sigma})](\mu,\sigma=1,2,\cdots c), \tag{2}$$

式中: $D(f)$ 为考虑最少错分样本和最大分类间隔的广义最优分类面函数; $\|W\|^2$ 为模型的复杂度; C 为惩罚因子; ε 为损失度量值; R_{ε} 为 ε 不敏感损失函数; c 为样本总数; x_{μ}, y_{σ} 分别为样本的输入值和输出值。

故优化问题为:

$$\left.\begin{aligned}&\min G(W,\xi)=\frac{1}{2}\|W\|^2+C\sum_{\sigma=1}^{c}\xi_{\sigma}+C\sum_{\sigma=1}^{c}\xi_{\sigma}^{*}\\&W^{\mathrm{T}}\varphi(x_{\sigma})+b-y_{\sigma}\leqslant\varepsilon+\xi_{\sigma}\\&y_{\sigma}-W^{\mathrm{T}}\varphi(x_{\sigma})-b\leqslant\varepsilon+\xi_{\sigma}^{*}\\&\xi_{\sigma}\geqslant 0,\ \xi_{\sigma}^{*}\geqslant 0(\sigma=1,2,\cdots,c)\end{aligned}\right\}, \tag{3}$$

式中: G 为优化问题的目标函数; ξ_{σ}, ξ_{σ}^{*} 均为松弛因子; *为优化问题的最优解。

由 Lagrange 方程和对偶理论, 分别令 W, b, ξ_{σ}, ξ_{σ}^{*} 的偏导数为 0, 得到对偶优化问题:

$$\left.\begin{aligned}&L(W,h,b,\varepsilon,y)=\min_{h,h^{*}}\frac{1}{2}\sum_{\mu,\sigma=1}^{c}\left(h_{\mu}-h_{\mu}^{*}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_{\mu,\sigma}\\&(h_{\sigma}-h_{\sigma}^{*})+\varepsilon\sum_{\mu=1}^{c}\left(h_{\mu}-h_{\mu}^{*}\right)+\sum_{r=1}^{c}y_{\mu}\left(h_{\mu}-h_{\mu}^{*}\right)\\&\sum_{\mu=1}^{c}\left(h_{\mu}-h_{\mu}^{*}\right)=0\left(0\leqslant h_{\mu},h_{\mu}^{*}\leqslant C\right)\\&\boldsymbol{H}_{\mu,\sigma}=K(x_{\mu},x_{\sigma})=\varphi(x_{\mu})^{\mathrm{T}}\varphi(x_{\sigma})(\mu,\sigma=1,2,\ldots,c)\end{aligned}\right\}, \tag{4}$$

式中: $\boldsymbol{H}_{r,\sigma}$ 为海森矩阵; $K(x_{\mu},x_{\sigma})$ 为核函数; h 为拉格朗日乘子。

常用的核函数有 4 种, 即线性、sigmoid、多项式、径向基函数, 其中径向基函数对多种数据集均具有良好的泛化能力, 所以本研究应用径向基函数为核函数。通过求解, 可得 SVR 函数模型为:

$$f(x)=\sum_{\sigma=1}^{c}(h_{\sigma}^{*}-h_{\sigma})K(x_{\sigma},x)+b。 \tag{5}$$

1.2　萤火虫算法

萤火虫算法(FA)是最早由 YANG 等[21] 提出的一种模拟萤火虫群体行为的仿生智能群算法, 其主要思想是: 利用空间中的点模拟萤火虫个体, 通过亮度较高的萤火虫吸引亮度较低的萤火虫来完成位置的更新。

萤火虫算法包含 2 个关键参数, 即亮度和吸引度。亮度表征萤火虫个体的移动方向, 吸引度表征萤火虫个体移动的距离, 通过亮度和吸引度的不断更新实现目标优化。

(1)萤火虫的亮度函数 I 为:

$$I=I_0\times\mathrm{e}^{-\gamma r_{dl}}, \tag{6}$$

式中: I_0 为萤火虫的最大萤光亮度, 与目标函数值相关, 目标函数值越优自身亮度越高; γ 为光强吸收系数, 亮度会随着距离的增加而逐渐减弱; r_{dl} 为萤火

虫 d 与 l 之间的距离。

(2)萤火虫的吸引度函数 β 为：

$$\beta = \beta_0 \times e^{-\gamma r_{dl}^2}, \tag{7}$$

式中：β_0 为最大吸引度。

(3)萤火虫 d 被吸引向萤火虫 l 移动的位置更新公式为：

$$\theta_d = \theta_d + \beta \times (\theta_l - \theta_d) + \alpha \times \left(rand - \frac{1}{2} \right), \tag{8}$$

式中：θ_d, θ_l 分别为萤火虫 d 和 l 所处的空间位置；α 为步长因子，其取值范围为 0 ~ 1；$rand$ 为 0 ~ 1 之间服从均匀分布的随机数。

1.3 灰狼优化算法

灰狼优化算法(GWO)是受灰狼种群的社会等级和狩猎行为启发得到的一种群智能优化算法[22]。自然界中，灰狼种群具有严格的社会阶级架构，一般划分为 4 个社会等级。α、β 和 δ 这 3 种高等级灰狼个体共同负责指定普通灰狼 ω 移动的方向，并根据 ω 不断传回的反馈信息实时更新自己的位置。具体的狼群狩猎过程如下：

$$D = \left| B \cdot X_p(t) - X(t) \right|, \tag{9}$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D, \tag{10}$$

$$v(t) = 2(1 - t/T_{max}), \tag{11}$$

$$A = 2vr_1 - v, \tag{12}$$

$$B = 2r_2, \tag{13}$$

式中：D 为灰狼个体与猎物之间的距离；t 为当前迭代次数；$X_P(t)$, $X(t)$分别为第 t 次迭代后猎物的位置和搜索个体的当前位置；A, B 均为控制参数；T_{max} 为最大迭代次数；v 为参数，在迭代过程中由 2 递减到 0；r_1, r_2 均为随机数值。

3 种高等级灰狼个体 α、β 和 δ 在进攻阶段时负责定位猎物的位置，并指引其他搜索个体 ω 完成靠近、攻击等行为，最终达到捕获猎物的目的。该过程可表示为：

$$\begin{cases} D_\alpha = |B_1 \cdot X_\alpha - X| \\ D_\beta = |B_2 \cdot X_\beta - X| \\ D_\delta = |B_3 \cdot X_\delta - X| \end{cases}, \tag{14}$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \end{cases}, \tag{15}$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}, \tag{16}$$

式中：D_α, D_β, D_δ 分别为 α、β 和 δ 与搜索个体 ω 间的距离；X_1, X_2, X_3 分别为搜索个体 ω 经 α、β 和 δ 指引后下一步移动的位置；X_α, X_β, X_δ 分别为第 t 次迭代后个体 α、β 和 δ 距离猎物的位置；X 为搜索个体的当前位置；A_1, B_1 均为灰狼个体 α 对应的控制参数；A_2, B_2 均为灰狼个体 β 对应的控制参数；A_3, B_3 均为灰狼个体 δ 对应的控制参数。

1.4 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(WOA)由 MIRJALILI 等[23]开发，起源于座头鲸的狩猎行为。鲸鱼是世界上最大的动物，其大脑的某些细胞与人类的大脑非常相似。鲸鱼使用一种称为“气泡网喂食”的特定行为来追逐食物，该行为包括 2 个步骤：

(1)以包围模式搜索和捕食，对应公式如下：

$$Z_i^{t+1} = Z_{rand} - A \left| C Z_{rand} - Z_i^t \right|, \tag{17}$$

$$S = 2qm - q, \tag{18}$$

$$C = 2m, \tag{19}$$

$$Z_i^{t+1} = g_{best} - S \cdot \left| C g_{best} - Z_i^t \right|, \tag{20}$$

式中：Z 为鲸鱼的移动位置；Z_i^t，Z_i^{t+1} 分别为 t 时刻和 t+1 时刻鲸鱼 i 的移动位置；Z_{rand} 为随机个体的位置，表示搜索步长；g_{best} 为最佳位置；q 为参数，在 2 ~ 0 之间线性递减；m 表示 0 ~ 1 之间的随机数；S 为控制系数，当 S>1，搜索猎物的行为用方程(17)表述，否则，选用方程(20)。

(2)更新包围模式中的位置：

$$Z_i^{t+1} = \begin{cases} g_{best} - A \cdot \left| C g_{best} - Z_i^t \right|, & p < 0.5 \\ \left| C g_{best} - Z_i^t \right| \cdot \exp(zl) \cdot \cos(2\pi l) + g_{best}, & p \geqslant 0.5 \end{cases}, \tag{21}$$

式中：p 为 0 ~ 1 之间的随机数；l 为 0 ~ 1 之间的随机数；z 为描述螺旋形状的常数。

2 隧道围岩变形预测模型构建

2.1 基于支持向量回归的混合预测模型构建

在支持向量回归的核函数中，惩罚因子和径向基函数核偏差是影响预测效果的最重要参数。为取得更好的隧道挤压变形预测效果，本研究选取 GWO、FA、WOA 3 种群智能优化算法对惩罚因子和径向基函数核偏差进行寻优。基于既有研究经验，本研究中惩罚因子和径向基函数核偏差的寻优范围分别设置为(0.01,100)和(0.01,100)。随机选取数据库中数据的 80% 作为训练集，剩余 20% 作为测试集。由于数据库中共包含 62 组数据，本研究即选取 50 组

数据作为训练集，12 组数据作为测试集。经过预训练操作，本研究中的模型最大迭代次数选为 800。训练集数据用于构建预测模型，测试集用于对已构建的混合智能预测模型进行测试。3 种群智能优化算法 GWO、FA、WOA 的参数设置如表 1 所示。图 1 给出了 3 种智能优化模型的适应度值随迭代次数变化的曲线，FA-SVR 模型收敛速度最快，且适应度值最低。图 2 描述了由 GWO、FA、WOA 基于 SVR 模型的整体实现过程。

表 1　隧道变形预测模型中 GWO、FA、WOA 初始参数取值

Table 1　Initial parameter values of GWO, FA, and WOA in tunnel deformation prediction models

算法名称	参数	数值
GWO	v	[2, 0]
FA	γ	1
	β_0	2
	α	0.2
	rand	0.94
WOA	m	0.5
	q	[2, 0]
	z	1
	p	0.5

注：v. 灰狼优化算法(GWO)的参数，在迭代过程中由 2 递减到0；γ. 萤火虫算法(FA)光强吸收系数；β_0. 萤火虫算法(FA)最大吸引度；α. 萤火虫算法(FA)步长因子；*rand*. 萤火虫算法(FA)0 ~ 1之间服从均匀分布的随机数；m. 鲸鱼优化算法(WOA)0 ~ 1之间的随机数；q. 鲸鱼优化算法(WOA)的参数，在2到0之间线性递减；z. 鲸鱼优化算法(WOA)描述螺旋形状的常数；p. 鲸鱼优化算法(WOA)0 ~ 1之间的随机数

2.2　数据集描述

本次隧道围岩变形数据库共选取 63 组挤压性

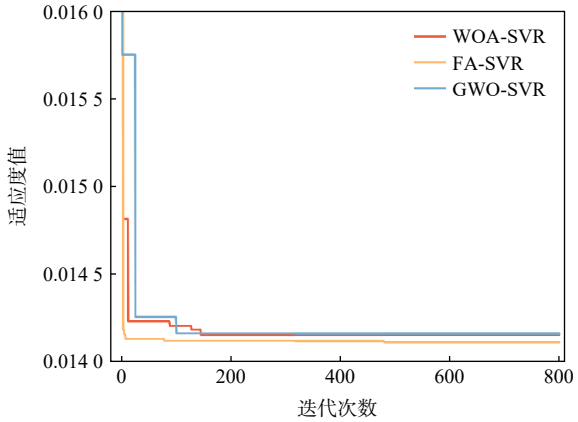


图 1　混合模型适应度值梯度下降曲线

Fig. 1　Gradient descent curves of fitness values for hybrid models

围岩隧道径向变形数据[24-27]，数据集包含不同类型岩石，主要有片岩与片麻岩，具体包括绢云母滑石片岩、风化黑云母片岩、绿泥石片岩、花岗片麻岩、奥根片麻岩等，隧道围岩变形量真实值分布范围为 0.6 ~ 356 mm。每组数据样本共包括 7 个输入参数，分别为巴顿岩体质量指标(Q)、隧道半径(a)、隧道埋深(H)、支护刚度(K)、节理密度(J)、倾角参数(n)、节理强度参数(r)，隧道径向变形量(u)作为机器学习预测模型的输出参数。其中，倾角参数是由节理平面相对于主应力方面的角度决定的，节理强度参数是沿节理方向的摩擦角的正切，在 RAMAMURTHY 等[28-31] 的研究中，对于不同的角度给定了不同的系数，即本研究中的倾角参数，对于不同的地层给了不同的节理强度参数，即本研究中使用的节理强度参数。为探究各输入变量和输出变量的数据分布是否

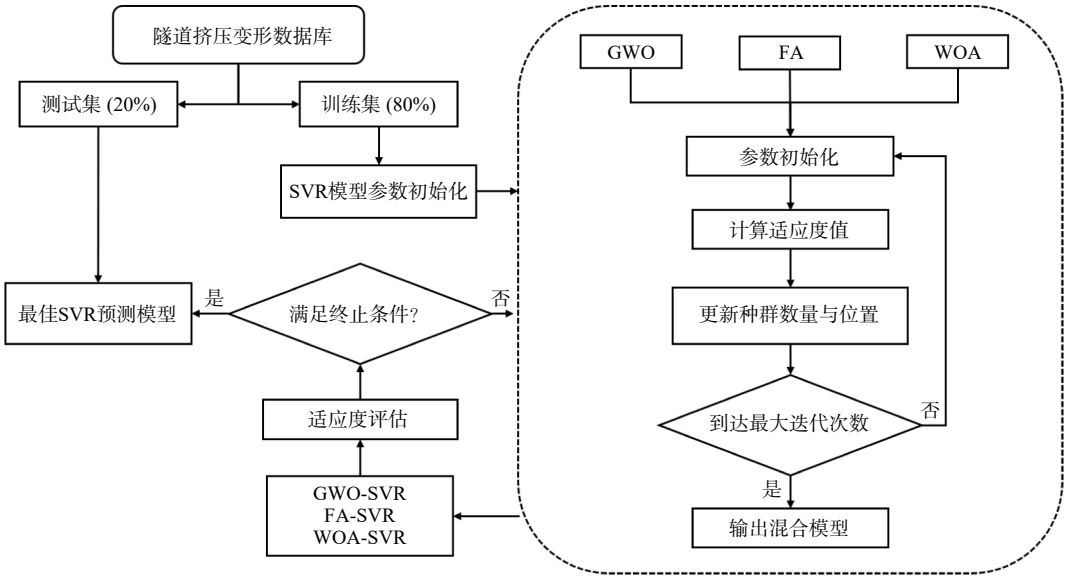
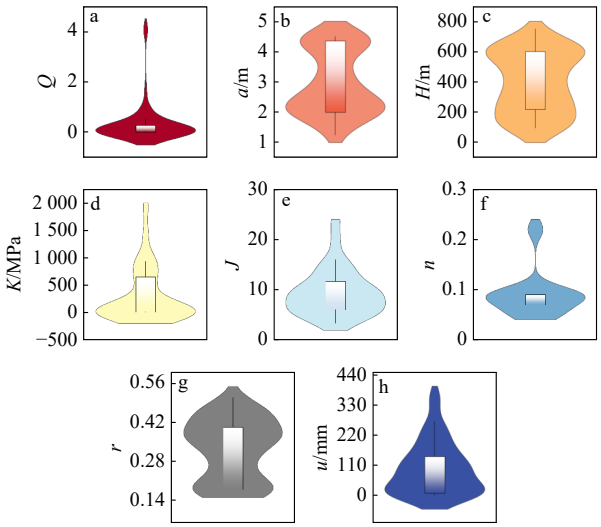


图 2　基于 SVR 的混合模型流程图

Fig. 2　Flowchart for SVR-based hybrid model

均匀，对每个变量分别绘制分布小提琴图，在此过程中，剔除了 1 个分布较为离散的数据，即本研究最终使用了 62 组隧道挤压变形数据。重新绘制分布小提琴图，结果如图 3 所示，可以看出本研究使用的各数据分布范围广，且分布较为均匀，没有明显的异常数据。此外，绘制了数据矩阵图，各参数之间的相互关系用皮尔逊相关系数（*Corr*）评价，如图 4 所示，可以看出，除节理密度与倾角参数之间相关性系数较大外，其余输入参数之间的相关性不是很强，而输入参数与输出参数之间存在复杂的非线性关系。值得说明的是，在隧道围岩挤压变形的过程中，节理密度与倾角参数是 2 个不相关的初始参数。因此，在机器学习模型训练时，节理密度和倾角参数作为输入参数同时被输入模型。



Q. 巴顿岩体质量指标；*a*. 隧道半径；*H*. 隧道埋深；*K*. 支护刚度；*J*. 节理密度；*n*. 倾角参数；*r*. 节理强度参数；*u*. 隧道径向变形量；下同

图 3　隧道围岩挤压变形数据分布小提琴图

Fig. 3　Violin diagram of the distribution of compression deformation data of rock surrounding a tunnel

2.3　模型评价指标

利用决定系数（R^2）、均方根误差（*RMSE*）、平均绝对误差（*MAE*）等相关评价指标，有效地评价混合模型的可靠性，解释实际值与预测值之间的关系。均方根误差表示预测值与实际值之间误差的标准差，决定系数表示预测值与实际值之间相关性平方的百分比，平均绝对误差是绝对误差的平均值，能较好地

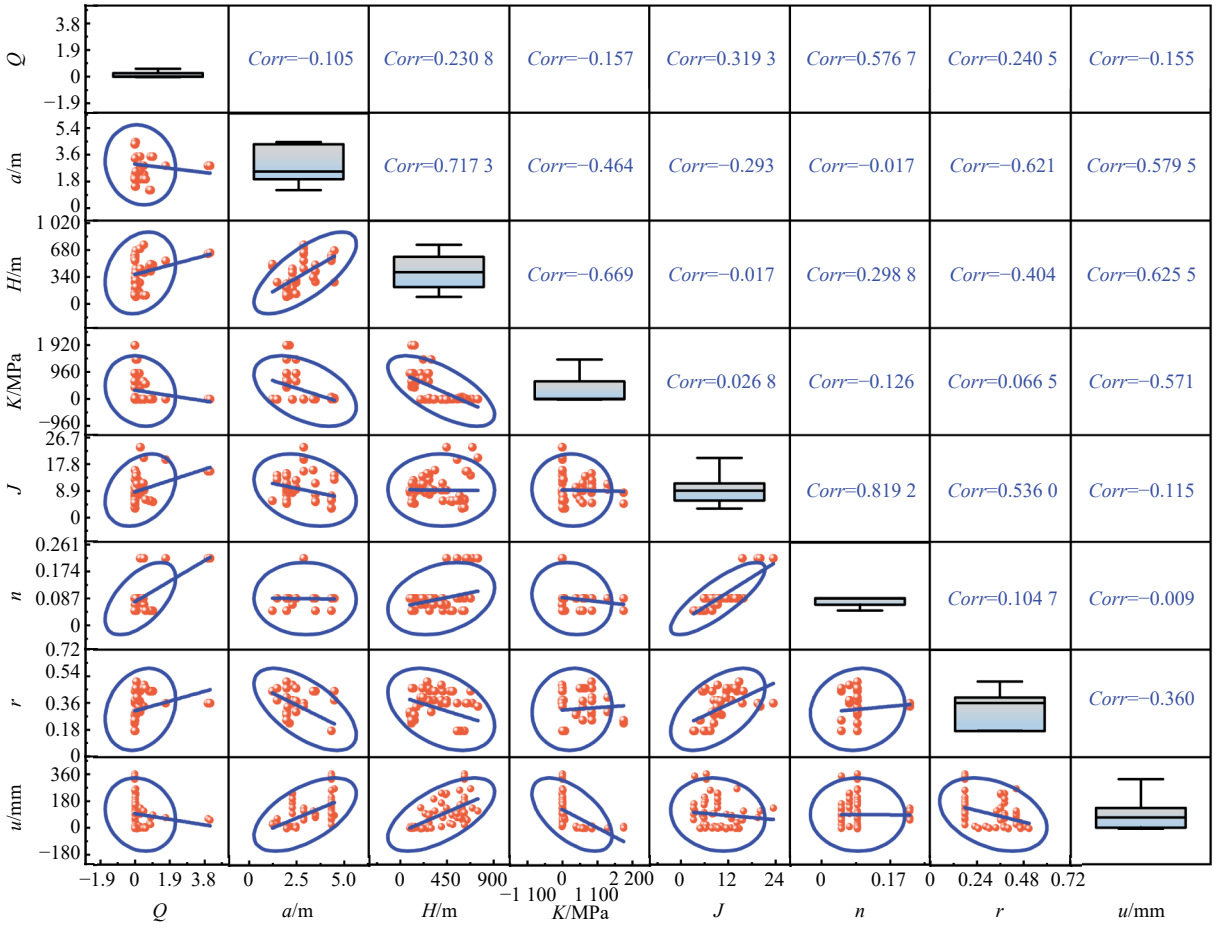


图 4　隧道围岩挤压变形数据库中各参数相关性矩阵（*Corr* 为皮尔逊相关系数）

Fig. 4　Correlation matrix of various parameters in the compression deformation database of rock surrounding a tunnel

反映预测值误差的实际情况。*MAE* 和 *RMSE* 属于误差评估指标，当它们的值越接近于 0 时，模型的性能越好。R^2 是趋势评价指标，当 R^2 越接近于 1 时，则说明预测结果与真实值越接近。各评价指标的计算公式如下[32-35]：

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{\eta=1}^{N}(\hat{y}_\eta-y_\eta)^2},\tag{22}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{\eta=1}^{N}(y_\eta-\hat{y}_\eta)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_\eta-\bar{y}_\eta)^2},\tag{23}$$

$$MAE=\frac{1}{N}\sum_{\eta=1}^{N}\left|\hat{y}_\eta-y_\eta\right|,\tag{24}$$

式中：y_η 为实际测量值；$\hat{y}_\eta$ 为模型预测值；$\bar{y}_\eta$ 为实际测量值的平均值；N 为训练集或测试集的样本数量。

3　挤压地层隧道变形预测结果分析

3 种混合智能优化模型对应的隧道挤压变形预测值与实际值的相关性如图 5 所示。各智能优化模型在训练集和测试集均有较好的预测效果，训练和测试样本基本都分布在完美拟合线附近。综合 R^2、*RMSE*、*MAE* 3 个评价指标而言，3 种智能优化模型的 R^2 均在 0.95 以上，说明本研究提出的基于 SVR 的混合模型都能够达到较好的预测效果。其中 FA-SVR 模型的预测性能要优于其他 2 种智能优化模型，其训练集 R^2 为 0.963 4，*RMSE* 为 18.786，*MAE* 为 9.460；测试集 R^2 为 0.964 8，*RMSE* 为 14.699，*MAE* 为 11.170。

为进一步比较分析各智能优化模型的预测性能，选用综合评分法对 3 种混合模型的预测性能进行评估[36-39]，3 种智能优化模型（GWO-SVR、FA-SVR、WOA-SVR）预测隧道变形的性能指标（R^2、*RMSE*、*MAE*）的综合评分结果见表 2，可以看出，3 种智能优化模型的预测能力排序为：FA-SVR>WOA-SVR>GWO-SVR。与 WOA-SVR 和 GWO-SVR 模型相比，FA-SVR 模型能更准确地预测隧道变形。

为进一步探究群智能优化算法混合预测模型的预测性能，将 3 种混合模型和未经优化的经典 SVR 模型以及反向传播（BP）神经网络模型、随机森林（RF）模型进行对比，并使用前述 3 种模型评价指标对各预测模型的预测结果进行评估。GWO-SVR、FA-SVR、WOA-SVR 和 3 种经典模型预测结果的各项评价指标如图 6 所示，可以看出，智能优化支持向量回归模型较 SVR 模型预测能力更出色。使用群智能优化算法后，SVR 模型的 *RMSE* 可由 26.396 降低至 14.699，*MAE* 可由 16.803 降低至 11.170，R^2 可从 0.891 8 提升至 0.964 8；且 3 种混合模型的预测也明显高于 BP 和 RF 模型，证明智能优化算法混合模型的预测性能显著高于经典模型。

4　敏感性分析

本研究选取的 7 个参数均能在一定程度上影响挤压性围岩隧道变形的预测结果，但各参数的敏感性尚不明确，需要进一步研究。为研究不同参数对隧道挤压变形的敏感性，本研究采用归一化互信息法分析不同影响因素对隧道挤压变形的重要程度。归一化互信息法是一种过滤方法[40]，它能衡量变量之间相互依赖的程度，并能反映变量之间相关性的强弱，变量之间归一化互信息的大小可通过下式获得：

$$NMI(Y/L)=\frac{H(Y)+H(L)}{H(Y,L)},\tag{25}$$

式中：$NMI(Y/L)$ 是归一化互信息值；$H(Y)$，$H(L)$ 分别为变量 Y 和变量 L 的信息熵；$H(Y,L)$ 是这 2 个变量的联合熵。

隧道挤压变形的各输入变量的重要程度根据归一化互信息法中的互信息值确定，如图 7 所示，可知节理密度对隧道挤压变形预测值影响最显著，各输入变量的归一化互信息值依次为：节理密度> 隧道埋深> 巴顿岩体质量指标> 支护刚度> 节理强度参数> 隧道半径> 倾角参数。这表明节理密度和隧道埋深对隧道挤压变形预测的影响最大，应重点考虑。在实际的隧道工程中，节理密度与隧道稳定性密切相关，隧道埋深对隧道的应力分布具有重要影响，这可能是节理密度和隧道埋深对隧道挤压变形敏感性较高的潜在原因。需要额外指出的是，隧道挤压变形受到很多因素的影响，未来的研究中需要考虑更多的输入变量以及样本数量来丰富数据集，这样能使模型具有更好的预测精度和泛化性。

5　结　论

（1）FA-SVR 模型在训练阶段和测试阶段的预测性能优于 GWO-SVR 模型和 WOA-SVR 模型，训练集和测试集对应的 R^2 分别为 0.963 4 和 0.964 8，*RMSE* 分别为 18.786 和 14.699，*MAE* 分别为 9.460

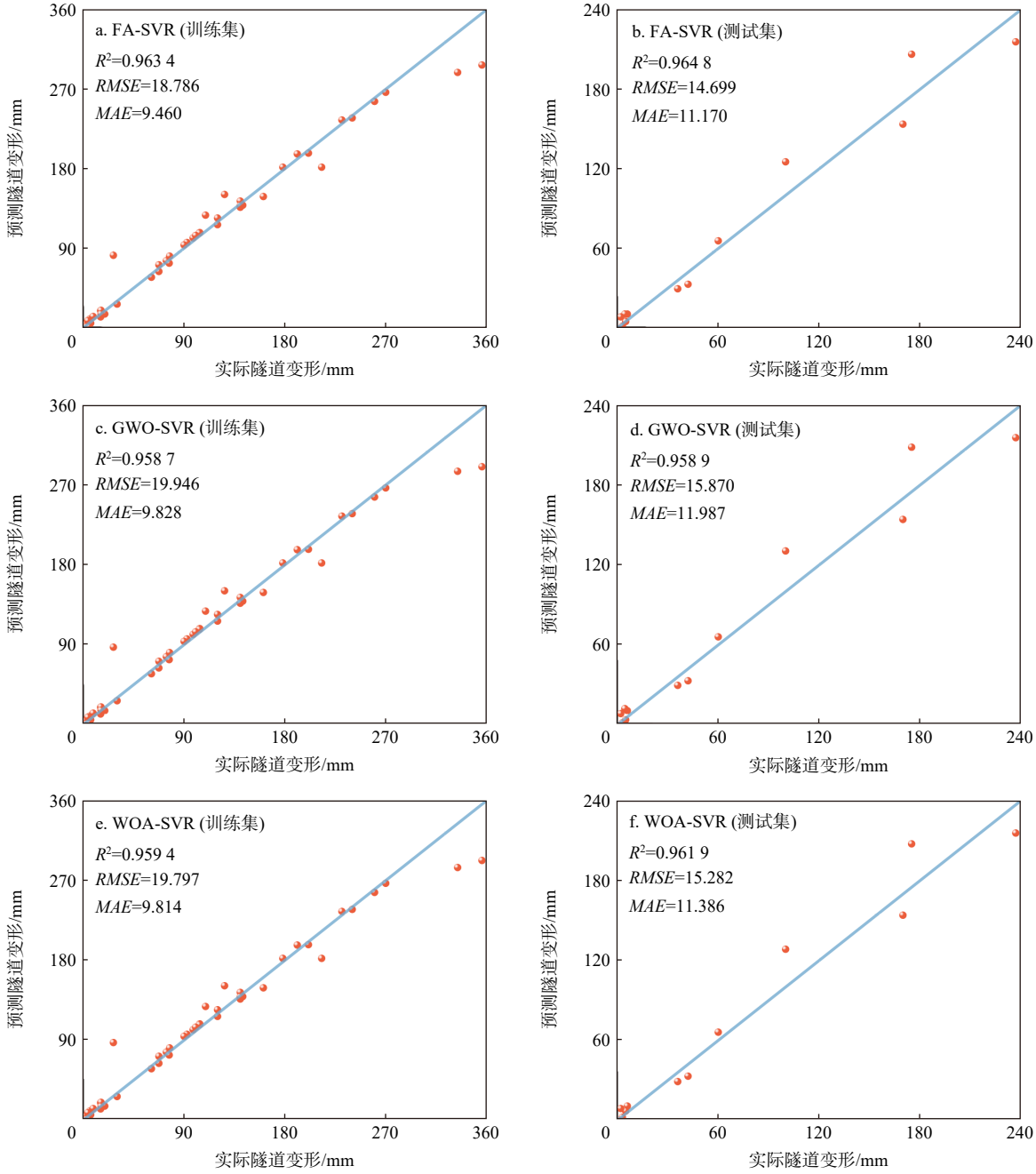


图 5　基于 SVR 的混合模型隧道变形预测值与实际值对比（R^2. 决定系数；*RMSE*. 均方根误差；*MAE*. 平均绝对误差；下同）

Fig. 5　Comparison between predicted and actual tunnel deformation values of hybrid model based on SVR

表 2　基于 SVR 的混合模型预测效果

Table 2　Prediction performance of hybrid model based on SVR

模型（训练集）	R^2	R^2综合评分	*RMSE*	*RMSE*综合评分	*MAE*	*MAE*综合评分	总评分
GWO-SVR	0.958 7	1	19.946	1	9.828	1	3
FA-SVR	0.963 4	3	18.786	3	9.460	3	9
WOA-SVR	0.959 4	2	19.797	2	9.814	2	6
模型（测试集）	R^2	R^2综合评分	*RMSE*	*RMSE*综合评分	*MAE*	*MAE*综合评分	总评分
GWO-SVR	0.958 9	1	15.870	1	11.987	1	3
FA-SVR	0.964 8	3	14.699	3	11.170	3	9
WOA-SVR	0.961 9	2	15.282	2	11.386	2	6

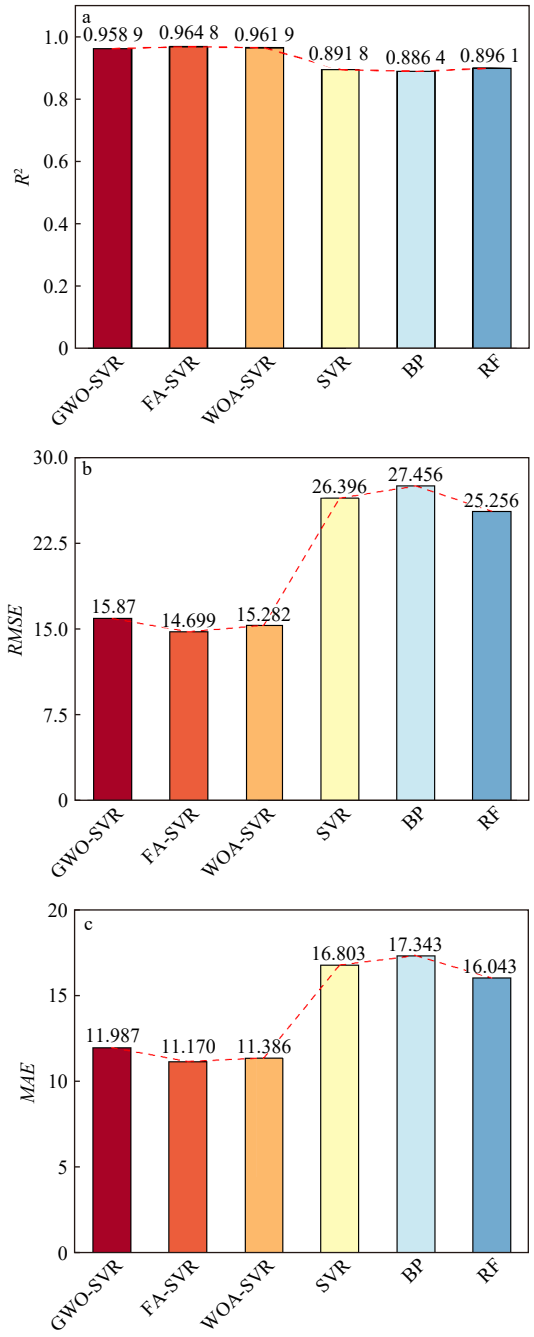


图 6　3 种混合智能模型与经典模型预测效果对比图

Fig. 6　Comparison of predictive performance of three hybrid intelligent models and classical models

和 11.170, 预测能力排序为: FA-SVR> WOA-SVR> GWO-SVR, 表明 FA-SVR 模型预测性能最好。

(2)3 种智能优化混合模型能有效提升 SVR 模型的预测能力, 且混合模型的预测性能显著高于经典机器学习模型, 其预测精度均能满足实际隧道工程需求。

(3)节理密度是预测隧道挤压变形的最重要输入变量, 各输入变量的归一化互信息值依次为: 节理密度>隧道埋深>巴顿岩体质量指标>支护刚度>节理

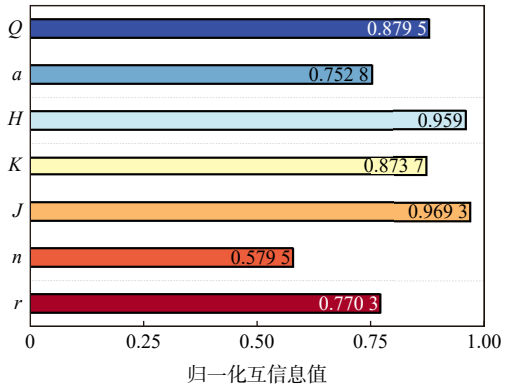


图 7　输入参数归一化互信息值

Fig. 7　Normalized mutual information values of input parameters

强度参数>隧道半径>倾角参数。因此, 开展隧道变形预测时, 应重点考虑节理密度和隧道埋深对隧道挤压变形的影响。

所有作者声明不存在利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献:

[1] 阳军生, 刘宝琛. 挤压式盾构隧道施工引起的地表移动及变形 [J]. 岩土力学, 1998, 19(3): 10-13.
YANG J S, LIU B C. Ground surface movement and deformation due to tunnel construction by squeezing shield[J]. Rock and Soil Mechanics, 1998, 19(3): 10-13. (in Chinese with English abstract)

[2] 许再良, 孙元春. 雁门关铁路隧道挤压变形问题分析 [J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(增刊 2): 3834-3839.
XU Z L, SUN Y C. Analysis of extrusion deformation of Yanmenguan Railway Tunnel[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(S2): 3834-3839. (in Chinese with English abstract)

[3] 李国良, 李宁. 挤压性围岩隧道若干基本问题探讨 [J]. 现代隧道技术, 2018, 55(1): 1-6.
LI G L, LI N. Discussion of tunnelling in squeezed surrounding rock[J]. Modern Tunnelling Technology, 2018, 55(1): 1-6. (in Chinese with English abstract)

[4] 徐啸川, 徐光黎, 林高炜, 等. 小尺寸模型在五峰隧道涌突水判别中的应用 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(6): 42-52.
XU X C, XU G L, LIN G W, et al. Application of a small-scale model test in distinguishing of water inrush in the Wufeng Tunnel[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(6): 42-52. (in Chinese with English abstract)

[5] 单士军. 软弱围岩公路隧道开挖支护施工过程研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2005.
SHAN S J. Study of excavating and supporting during the construction of softrock highway tunnel[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2005. (in Chinese with English abstract)

[6] ARORA K, GUTIERREZ M. Viscous-elastic-plastic response of tunnels in squeezing ground conditions: Analytical modeling and experimental validation[J]. International Journal of Rock Mechan-

ics and Mining Sciences, 2021, 146: 104888.

[7] LI S J, ZHAO H B, RU Z L. Deformation prediction of tunnel surrounding rock mass using CPSO-SVM model[J]. Journal of Central South University, 2012, 19(11): 3311-3319.

[8] ZHOU J, CHEN Y X, LI C Q, et al. Machine learning models to predict the tunnel wall convergence[J]. Transportation Geotechnics, 2023, 41: 101022.

[9] 文国军, 高晓峰, 毛宇, 等. 基于 GRU-CNN 网络的隧道裂缝实时检测算法 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(6): 249-256.
WEN G J, GAO X F, MAO Y, et al. Real-time detection algorithm of tunnel cracks based on GRU-CNN[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(6): 249-256. (in Chinese with English abstract)

[10] 强跃, 李绍红, 刘超琼. 基于多尺度组合核极限学习机模型的隧道围岩变形预测及应用 [J]. 现代隧道技术, 2017, 54(6): 70-76.
QIANG Y, LI S H, LIU C Q. Deformation prediction for a tunnel rock mass based on the multi-scale combination kernel extreme learning machine model[J]. Modern Tunnelling Technology, 2017, 54(6): 70-76. (in Chinese with English abstract)

[11] 王文玉, 王希良, 张骞. 基于关联分析和遗传算法优化 BP 的隧道围岩变形预测 [J]. 铁道标准设计, 2020, 64(5): 126-132.
WANG W Y, WANG X L, ZHANG Q. Deformation prediction of tunnel surrounding rock based on correlation analysis and genetic-algorithm optimized BP[J]. Railway Standard Design, 2020, 64(5): 126-132. (in Chinese with English abstract)

[12] KANG Y, WANG J H. A support-vector-machine-based method for predicting large-deformation in rock mass[C]//Anon. 2010 Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Yantai, China: IEEE, 2010: 1176-1180.

[13] YAO B Z, YANG C Y, YAO J B, et al. Tunnel surrounding rock displacement prediction using support vector machine[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2010, 3(6): 843-852.

[14] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.

[15] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.

[16] ABBASZADEH SHAHRI A, MAGHSOUDI MOUD F, MIRFALLAH LIALESTANI S P. A hybrid computing model to predict rock strength index properties using support vector regression[J]. Engineering with Computers, 2022, 38(1): 579-594.

[17] GUO H Q, NGUYEN H, BUI X N, et al. A new technique to predict fly-rock in bench blasting based on an ensemble of support vector regression and GLMNET[J]. Engineering with Computers, 2021, 37(1): 421-435.

[18] BAYDAROĞLU Ö, KOÇAK K. SVR-based prediction of evaporation combined with chaotic approach[J]. Journal of Hydrology, 2014, 508: 356-363.

[19] CASTRO-NETO M, JEONG Y S, JEONG M K, et al. Online-SVR for short-term traffic flow prediction under typical and atypical traffic conditions[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 6164-6173.

[20] ZHANG Y, SUN H X, GUO Y J. Wind power prediction based on PSO-SVR and grey combination model[J]. IEEE Access, 2019, 7: 136254-136267.

[21] YANG X S, SLOWIK A. Firefly algorithm[M]. Boca Raton: CRC Press, 2020: 163-174.

[22] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.

[23] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[24] DWIVEDI R D, SINGH M, VILADKAR M N, et al. Prediction of tunnel deformation in squeezing grounds[J]. Engineering Geology, 2013, 161: 55-64.

[25] 王琦琳. 雅康高速天河隧道出口偏压段变形机理及治理研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
WANG Q L. Study on deformation mechanism and management of outlet bias section of Yakang Expressway Tianhe Tunnel[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018. (in Chinese with English abstract)

[26] 孙华圣, 孙文彬, 宗荣, 等. 隧道土体刚度比对开挖引起隧道变形影响 [J]. 淮阴工学院学报, 2016, 25(5): 19-23.
SUN H S, SUN W B, ZONG R, et al. Effect of tunnel-soil stiffness ratio on tunnel deformation caused by basement excavation[J]. Journal of Huaiyin Institute of Technology, 2016, 25(5): 19-23. (in Chinese with English abstract)

[27] 赵淑敏. 基于多重判据综合确定的隧道二衬支护时机研究 [J]. 工程勘察, 2023, 51(8): 18-24.
ZHAO S M. Study on the second lining support time of tunnel based on multiple criteria[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2023, 51(8): 18-24. (in Chinese with English abstract)

[28] RAMAMURTHY T, ARORA V K. Strength predictions for jointed rocks in confined and unconfined states[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, 1994, 31(1): 9-22.

[29] LI E M, ZHOU J, SHI X Z, et al. Developing a hybrid model of salp swarm algorithm-based support vector machine to predict the strength of fiber-reinforced cemented paste backfill[J]. Engineering with Computers, 2021, 37(4): 3519-3540.

[30] ZHOU J, DAI Y, KHANDELWAL M, et al. Performance of hybrid SCA-RF and HHO-RF models for predicting backbreak in open-pit mine blasting operations[J]. Natural Resources Research, 2021, 30(6): 4753-4771.

[31] YU Z, SHI X Z, MIAO X H, et al. Intelligent modeling of blast-induced rock movement prediction using dimensional analysis and optimized artificial neural network technique[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2021, 143: 104794.

[32] ZORLU K, GOKCEOGLU C, OCAKOGLU F, et al. Prediction of uniaxial compressive strength of sandstones using petrography-based models[J]. Engineering Geology, 2008, 96(3/4): 141-158.

[33] SATICI Ö, TOPAL T. Prediction of tunnel wall convergences for NATM tunnels which are excavated in weak-to-fair-quality rock masses using decision-tree technique and rock mass strength parameters[J]. SN Applied Sciences, 2020, 2(4): 546.

[34] FEI J B, WU Z Z, SUN X H, et al. Research on tunnel engineering monitoring technology based on BPNN neural network and MARS machine learning regression algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(1): 239-255.

[35] PAN Y, CHEN L, WANG J, et al. Research on deformation prediction of tunnel surrounding rock using the model combining firefly algorithm and nonlinear auto-regressive dynamic neural network[J]. Engineering with Computers, 2021, 37(2): 1443-1453.

[36] HAJIHASSANI M, ABDULLAH S S, ASTERIS P G, et al. A gene expression programming model for predicting tunnel convergence[J]. Applied Sciences, 2019, 9(21): 4650.
[37] MAHDEVARI S, TORABI S R, MONJEZI M. Application of artificial intelligence algorithms in predicting tunnel convergence to avoid TBM jamming phenomenon[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2012, 55: 33-44.
[38] BENNETT P J, SOGA K, WASSELL I, et al. Wireless sensor networks for underground railway applications: Case studies in Prague and London[J]. Smart Structures and Systems, 2010, 6(5/6): 619-639.
[39] KARAKUS M, OZSAN A, BAŞARıR H. Finite element analysis for the twin metro tunnel constructed in Ankara Clay, Turkey[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2007, 66(1): 71-79.
[40] STUDHOLME C, HILL D L G, HAWKES D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 71-86.

Summary for “基于群智能算法优化支持向量回归的挤压性围岩隧道变形预测”

Prediction of squeezing surrounding rock tunnel deformation based on support vector regression optimized by swarm intelligent algorithm

XU Jianbo[1], YAO Tianyu[2], WANG Li[1], ZHU Songyang[1], LUO Xuedong[2*]

1. China First Metallurgical Group Co., Ltd., Wuhan 430081, China;
2. Faculty of Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China

First author, E-mail: 461423403@qq.com
* Corresponding author, E-mail: cugluoxd@foxmail.com

Abstract: [**Objective**] In tunnel engineering, the prerequisite for tunnel design and construction safety is to accurately assess the amount of deformation of the rock surrounding a tunnel. [**Methods**] In this work, the firefly algorithm (FA), whale optimization algorithm (WOA), and gray wolf optimization algorithm (GWO) are combined with optimized support vector regression (SVR), and three intelligent hybrid swarm optimization prediction models are constructed to predict the deformation of extruding surrounding rock tunnels. A database containing 62 samples was constructed, and seven initial parameters of tunnels and surrounding rock were selected as the input parameters of the prediction models, with the radial deformation of tunnels as the output quantity. The coefficient of determination (R^2), root-mean-square error (*RMSE*), and mean absolute error (*MAE*) were selected as the evaluation indices of the model's prediction performance. Finally, the effects of different input parameters on the prediction results of tunnel rock deformation were evaluated via normalized mutual information values. [**Results**] Compared with the GWO-SVR and WOA-SVR models, the FA-SVR model demonstrated superior predictive performance during both the training and testing phases. The corresponding R^2 values were 0.963 4 and 0.964 8, the *RMSE* values were 18.786 and 14.699, and the *MAE* values were 9.460 and 11.170 for the training and testing sets, respectively. The ranking of predictive capability was as follows: FA-SVR>WOA-SVR>GWO-SVR. The firefly algorithm, whale optimization algorithm, and gray wolf optimization algorithm can improve the prediction performance of the support vector regression model. The FA-SVR model has the best prediction effect, and the optimized hybrid prediction model performs significantly better than the classical models. The sensitivity analysis reveals that the joint frequency is the most important parameter affecting the predicted value of deformation of the rock surrounding a tunnel. [**Conclusion**] The research results can provide an important reference for the safety control of tunnel engineering.

Key words: squeezing surrounding rock tunnel; deformation prediction; swarm intelligent optimization algorithm; support vector regression; normalized mutual information

Received: 2023-12-06; Revised: 2024-02-06; Accepted: 2024-02-19

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230675