

doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2025.02.013

锁扣管幕参数优化的组合赋权 TOPSIS-BPNN-GA 方法研究

杜佳骏¹, 张 振², 刘性帅², 晏启祥¹, 张毅峰¹

(1. 西南交通大学交通隧道工程教育部重点实验室, 成都 610031;

2. 山东高速工程建设集团有限公司, 济南 250014)

摘 要: 依托某地铁车站出入口通道顶管工程, 结合现场监测数据进行顶进参数反演, 建立考虑锁扣接头的精细化管幕-管廊-地层管廊顶进有限元模型。首先, 对比分析有管幕和无管幕工况的地层变形情况, 验证施作管幕的必要性; 然后, 通过全面试验系统研究钢管直径、钢管间距和钢管厚度对地表沉降、管幕造价和接头缝隙的影响, 并建立博弈组合赋权 TOPSIS 综合评价体系对管幕适应性进行评价; 随后, 使用 BPNN 拟合管幕参数与适应性的映射关系; 最后, 用遗传算法(GA)搜索得到最优的参数组合。研究表明: 对管幕适应性影响最大的参数是钢管直径, 其次是钢管净距, 最后是钢管厚度。综合考虑安全性、防水性和经济性, 锁扣管幕设计参数建议值为钢管直径 990 mm, 钢管厚度 20 mm, 钢管净距 160 mm。

关键词: 城市轨道交通; 锁扣管幕; 参数优化; TOPSIS 综合评价法; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: U231; U25 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6073(2025)02-0090-11

Parameter Optimization of Locking Pipe Curtain Based on Combination Weighting TOPSIS-BPNN-GA Method

DU Jiajun¹, ZHANG Zhen², LIU Xingshuai², YAN Qixiang¹, ZHANG Yifeng¹

(1. Key Laboratory of Transportation Tunnel Engineering, Ministry of Education, Southwest Jiaotong University School of Civil Engineering, Chengdu 610031; 2. Shandong Hi-speed Engineering Construction Group Co., Ltd., Jinan 250014)

Abstract: Relying on a subway station entrance and exit channel pipe jacking project, combined with the on-site monitoring data for jacking parameter inversion, the refined pipe curtain-corridor-strata pipeline corridor jacking finite element model considering the locking joints was established. The deformation of strata with and without pipe curtain is analyzed comparatively, and the necessity of pipe curtain is verified. Then, the effects of pipe diameter, pipe spacing and pipe thickness on surface settlement, pipe curtain cost and joint gap were systematically investigated through comprehensive tests, and a comprehensive evaluation system of TOPSIS was established to evaluate the adaptability of the pipe curtain with game combination assignment. Subsequently, BPNN was used to fit the mapping relationship between the pipe curtain parameters and the adaptability, and finally the genetic algorithm was used to search for the optimal parameter combinations. The study shows that the parameter

收稿日期: 2024-05-12 修回日期: 2024-08-09

第一作者: 杜佳骏, 男, 硕士研究生, 研究方向为地下结构智能设计, 1294246662@qq.com

通信作者: 晏启祥, 男, 博士, 教授, 研究方向为隧道与地下工程智能设计理论, 764365015@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(U21A20152)

引用格式: 杜佳骏, 张振, 刘性帅, 等. 锁扣管幕参数优化的组合赋权 TOPSIS-BPNN-GA 方法研究[J]. 都市轨道交通, 2025, 38(2): 90-100.

DU Jiajun, ZHANG Zhen, LIU Xingshuai, et al. Parameter optimization of locking pipe curtain based on combination weighting TOPSIS-BPNN-GA method[J]. Urban rapid rail transit, 2025, 38(2): 90-100.

that has the greatest influence on the adaptability of the pipe curtain is the diameter of the steel pipe, followed by the clear distance of the steel pipe, and finally the thickness of the steel pipe. Considering the safety, water resistance and economy, the recommended design parameters of the locking pipe curtain are the steel pipe diameter of 990 mm, the steel pipe thickness of 20 mm, and the steel pipe clearance of 160 mm.

Keywords: urban rail transit; locking pipe curtain; parameter optimization; TOPSIS; neural network; genetic algorithm

0 引言

管幕法是一种在拟修建地下工程周围顶进钢管, 管用锁扣等方式咬合连接, 在锁扣和管内注浆, 形成具有承载和防水能力的支护体系后, 在管幕的保护下施作地下工程的工法。由于管幕法可有效约束地层变形, 控制地表沉降, 近年来被广泛应用于下穿铁路、高速公路以及其他邻近危险源地下工程施工。但由于管幕承载力机理不清晰, 地层荷载不明确, 管幕参数设计往往依赖工程经验, 亟需提出科学的设计方法。

管幕参数设计研究方面, Jia 等^[1]对管幕结构的抗弯性能进行试验研究, 试验表明, 增加钢管之间的连接对承载力和抗弯刚度有明显的影响, 翼缘厚度与管厚的最佳比值在 1.0~1.25 之间。贾鹏蛟等^[2]使用室内试验和数值模型手段, 建立 STS 管幕横向抗弯刚度计算模型, 认为螺栓直径和翼缘板厚度的比值在 2.0~2.5 之间较为合理。关永平等^[3]基于 STS 管幕简支梁对称集中荷载抗弯试验, 分析混凝土强度、钢管间距和横向连接件方式对管幕承载力的影响规律。

管幕设计是一种多目标决策问题, 众多学者将数学评价方法应用在多目标优化问题决策中^[4], Wu 等^[5]提出改进的 TOPSIS 方法和熵权法用于城市轨道交通运行安全评价, 有效克服了传统 TOPSIS 法主观赋权不合理的缺陷。Genger 等^[6]分别应用 AHP-TOPSIS、ANP-TOPSIS 和 ENTROPY-TOPSIS 方法, 考虑 12 个评价指标对多用途城市隧道选址决策问题展开分析, 并对比了不同决策方案的异同。Guo 等^[7]针对传统盾构隧道穿越建筑物风险评估中的指标权重动态变化问题, 提出了基于变权理论风险评估模型, 考虑评价指标动态变化计算权重, 研究表明相较于传统模型, 该模型在指标权重的确定上更为合理。

随着人工智能技术的发展, 一些学者将智能算法应用在工程参数设计与寻优方面。熊英健等^[8]使用 BP 神经网络建立刀盘转速和总推力对掘进速度和刀盘扭矩的映射模型, 并使用 PSO 算法分别以最小耗能和最短工期为决策目标进行优化, 得到了建议掘进参数。

Liu 等^[9]提出一种基于 GA 和 CCGPR 耦合算法的初期支护参数优化方法, 并将该算法应用于隧道长期位移预测和隧道初期支护设计, 取得了良好的效果。何川等^[10]对比了 PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 算法在支护体系智能反馈模型应用中的特点, 对生成的反馈模型进行检验, 并对设计结果进行评价。

综上所述, 国内外学者多采用试验研究和传统分析方法对管幕结构展开研究, 管幕结构智能设计与针对管幕性能的多指标融合评价体系方面的研究鲜见报道。一些学者将机器学习算法应用在工程设计和优化领域, 但优化目标多为单一参数, 对于多目标协调优化问题还有待进一步探究。基于此, 本文首先建立考虑管幕接头的管幕-管廊-地层管廊顶进精细化有限元模型。综合考虑管幕安全性、防水性和经济性, 建立博弈组合赋权 TOPSIS 综合评价体系对管幕参数适应性进行评价, 随后使用 BPNN 建立管幕参数和适应性的映射关系, 最后使用遗传算法搜索最优参数, 得到了兼顾安全性、防水性和经济性的参数组合。得到的研究结果可以为同类工程提供参考。

1 优化方法

1.1 基于博弈论的组合赋权方法

1.1.1 层次分析法(AHP)主观权重

AHP 法^[11]的基本思想为将难以量化的多因素决策问题转化为因素两两之间重要程度的比较, 从而实现定性问题的定量分析。其基本步骤如下。

1) 建立层次分析结构。将多因素决策问题划分为目标层和准则层。目标层由决策目标构成; 准则层由所有评价指标构成。

2) 建立各层的判别矩阵。设某层次中待评估指标为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, 判别矩阵为 $R = (r_{ij})_{n \times n}$ 。其中, r_{ij} 表示指标 C_i 相对于指标 C_j 的重要程度, 其值按九级标度法^[11]的原则由专家打分确定。

3) 一致性检验。为保障判别矩阵的一致性, 需按式(1)、(2)对判别矩阵进行一致性检验。

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (1)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (2)$$

式中, λ_{\max} 为判别矩阵的最大特征值; n 为指标个数; RI 为平均随机一致性指标, 当 $n=3$ 时, $RI=0.52$ 。 CR 越大, 矩阵一致性越差, 当且仅当 $CR<0.1$ 时, 认为矩阵一致性可以接受。

4) 确定指标权重。设判别矩阵最大特征值 λ_{\max} 对应的特征向量为 \mathbf{x} , 则指标 C_1, C_2, \dots, C_n 对应的权重向量为:

$$\omega^A = \frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} \quad (3)$$

1.1.2 熵值法客观权重

熵值法^[5]是一种客观赋权方法, 其基本步骤如下。

1) 去量纲化。设评价系统由 n 个评价指标和 m 个试验方案组成, 则可得评价指标矩阵 $A=(a_{ij})_{m \times n}$ 。

去量纲化后的第 i 个方案中第 j 个指标 a'_{ij} 为:

$$a'_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^m a_{ij}} \quad (4)$$

2) 计算信息熵。第 j 个评价指标的信息熵 e_j 为:

$$e_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m a'_{ij} \ln a'_{ij} \quad (5)$$

3) 由信息熵计算权重 $\omega^E = (\omega_j^E)_{1 \times n}$:

$$\omega_j = \frac{1 - e_j}{\sum_{i=1}^n (1 - e_j)} \quad (6)$$

1.1.3 博弈组合赋权

AHP 法能反映指标本身的重要程度, 但主观性较强; 熵值法不受主观因素影响, 但忽略了指标本身的重要性。为减小这两种赋权方式的片面性, 将 ω^A 和 ω^E 作为博弈的双方, 则组合权重 $\omega = (\omega_j)_{1 \times n}$ 应使式(7)取最小值:

$$\sum_{k=A,E} \|\omega - \omega^k\|_2 \quad (7)$$

其中, 最优权重 ω 可表示为 ω^A 和 ω^E 的线性组合:

$$\omega = \beta_1 \omega^A + \beta_2 \omega^E \quad (8)$$

根据矩阵微积分原理, 式(9)的驻值条件为:

$$\begin{cases} \beta_1 \omega^A \omega^{AT} + \beta_2 \omega^A \omega^{ET} = \omega^A \omega^{AT} \\ \beta_1 \omega^E \omega^{AT} + \beta_2 \omega^E \omega^{ET} = \omega^E \omega^{ET} \end{cases} \quad (9)$$

解线性方程组(9)可求得最优权重的线性组合系

数 β 。

1.2 组合赋权 TOPSIS 综合评价

TOPSIS 法^[6]又称逼近理想解排序法, 其基本原理为确定一组指标最优解和最劣解, 根据方案与最优、最劣解间的距离来衡量相对贴程度, 基本步骤如下。

1) 正向归一化。为便于处理, 将矩阵 A 归一化为偏大型指标, 得到归一化指标矩阵 $B=(b_{ij})_{m \times n}$ 。

$b_{ij} =$

$$\begin{cases} \frac{a_{ij} - \min(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj})}{\max(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj}) - \min(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj})} & \text{偏大型指标} \\ \frac{\max(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj}) - a_{ij}}{\max(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj}) - \min(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj})} & \text{偏小型指标} \end{cases} \quad (10)$$

2) 计算欧氏距离。分别将最大指标和最小指标的组合作为正理想解 $Z^+ = (z^+_j)_{1 \times n}$ 和负理想解 $Z^- =$

$(z^-_j)_{1 \times n}$, 即:

$$\begin{cases} z^+_j = \max(b_{1,j}, b_{2,j}, \dots, b_{m,j}) \\ z^-_j = \min(b_{1,j}, b_{2,j}, \dots, b_{m,j}) \end{cases} \quad (11)$$

传统的 TOPSIS 法对各指标采取无差异化处理, 无法考虑指标的权重差异, 本文引入组合赋权改进欧式距离以克服上述弊端, 方案 $Z_i = (b_{ij})_{1 \times n}$ 与 Z^+ 、 Z^- 的距离 d_i^+ 和 d_i^- 分别为:

$$\begin{cases} d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n \omega_j (b_{ij} - z^+_j)^2} \\ d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n \omega_j (b_{ij} - z^-_j)^2} \end{cases} \quad (12)$$

3) 计算贴程度。第 i 个方案与正理想解的贴程度为:

$$s_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (13)$$

1.3 BPNN-GA 优化方法

使用前文所述的组合赋权 TOPIS 综合评价模型可对现有方案作出科学评价, 但无法使决策突破现有方案的限制, 达到全局最优。为得到最优方案, 提出 BPNN-GA 优化方法: 使用 BPNN 模型建立管幕设计参数与综合评价指标间的非线性映射关系, 然后将训练好的神经网络模型作为优化目标, 利用遗传算法搜索出最优解。

1.3.1 BPNN 模型搭建与训练

1) 网络结构。误差反向传播神经网络算法(BPNN)具有很强的非线性拟合能力, 图 1 给出了一个典型神经网络结构。

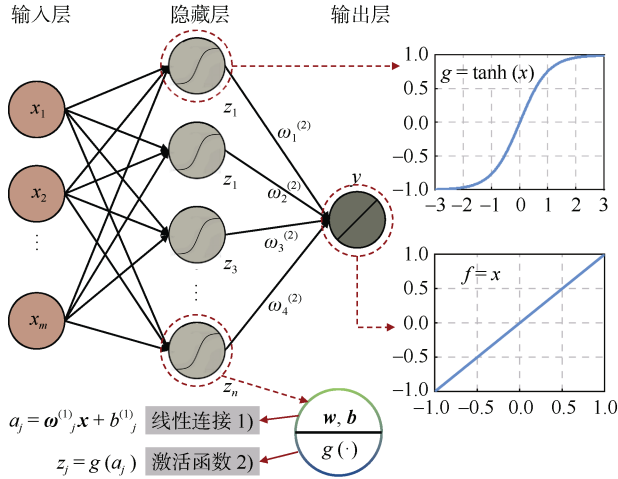


图 1 神经网络结构

Figure 1 Neural network architectures

数据从输入层流向隐藏层后, 隐藏层的第 j 个神经元输出值 z_j 为:

$$z_j = g(\omega_j^{(1)}x + b_j^{(1)}) \quad (14)$$

式中, $\omega_j^{(1)}$ 为第 1 个隐藏层 j 个神经元的连接权值向量; $b_j^{(1)}$ 是第 1 个隐藏层第 j 个神经元的偏置; g 为隐藏层激活函数, 表达式为:

$$g = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (15)$$

最终输出值 y 为:

$$y = f(\omega^{(2)}z + b^{(2)}) \quad (16)$$

式中, $\omega^{(2)}$ 为输出层神经元的连接权值; $b^{(2)}$ 是输出层神经元的偏置; $f(\cdot)$ 为隐藏层线性激活函数, 表达式为:

$$f(x) = x \quad (17)$$

2) 网络训练。神经网络的训练过程本质是依据一定规则逐次优化网络参数, 使损失函数取值最小。本文使用 adam 优化算法, 损失函数选用 MAE, 其表达式为:

$$L(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |\hat{y}_i - y_i| \quad (18)$$

式中, θ 为网络参数, 包含每层的连接权值和偏置; m 为样本数量; \hat{y}_i 和 y_i 分别为神经网络预测值和样本目

标值。

3) 特征贡献度分析。使用 Garson^[12]提出的基于网络连接权值方法量化输入参数对输出结果的重要性。第 i 个输入参数的相对重要度 S_i 按式(19)、(20)计算。

$$S_i(\%) = \frac{\sum_{j=1}^n S_{i,j}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{i,j}} \times 100\% \quad (19)$$

$$S_{i,j} = \frac{|\omega_{i,j}^{(1)} \times \omega_j^{(2)}|}{\sum_{i=1}^m |\omega_{i,j}^{(1)} \times \omega_j^{(2)}|} \quad (20)$$

式中, $\omega_{i,j}^{(1)}$ 为输入层第 i 个神经元到隐藏层第 j 个神经元的连接权值; $\omega_j^{(2)}$ 为隐藏层第 j 个神经元到输出层的连接权值。

1.3.2 遗传算法(GA)搜索最优方案

遗传算法(GA)是一种模拟自然界生物遗传变异和自然选择过程的搜索最优解算法, 算法流程如图 2 所示。

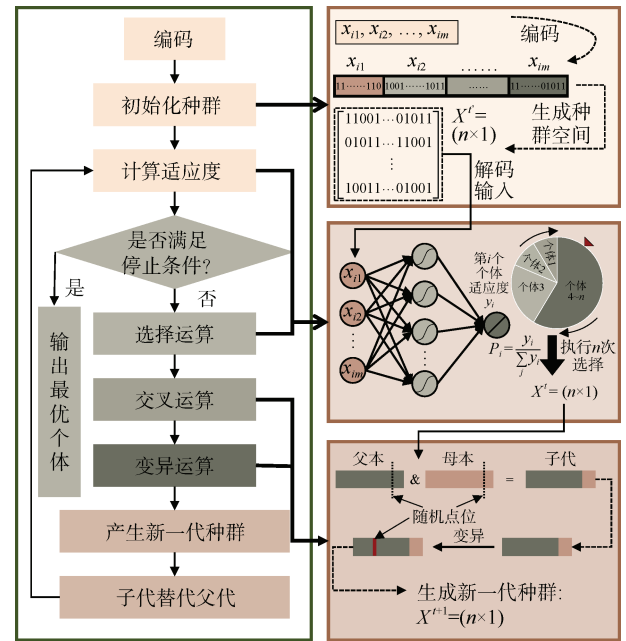


图 2 遗传算法流程

Figure 2 Genetic algorithm flow

1) 编码。将特征组合 x_1, x_2, \dots, x_m 转化为二进制编码。一串二进制编码称为染色体或个体, 染色体上的字符被称之为基因。

2) 评价个体适应度。把基因解码后输入训练好的神经网络模型，将网络输出值作为当前个体的适应度。

3) 选择个体。使用轮盘赌模型选择适应度较高的个体参与后续计算。在每次选择中，第 i 个个体被选中的概率为：

$$P_i = \frac{y_i}{\sum_j y_j} \quad (21)$$

若种群规模设置为 n ，则执行 n 次选择操作，产生新一代种群的亲本。

4) 杂交运算。随机选择父本和母本，将染色体杂交生成子代。

5) 变异运算。为扩充总群多样性，每个基因都有很小的概率产生变异。为避免无效运算，变异后的个体优于亲代才会被保留。经历多代进化，筛选出末代适应度最高的个体，解码得到优化参数组合。

2 数值模拟

2.1 工程背景

本工程为地铁车站出入口通道工程，为不阻断交通，出入口通道使用顶管法下穿城市道路。管廊为两仓箱涵结构，宽 6.9 m，高 4.2 m。管廊与城市道路正交，需穿越现状路基长度为 33 m，实际顶进长度 50 m，顶管覆土厚度 6.2 m。为减小顶管对道路的影响，采用 $\phi 970$ mm 钢管进行超前支护，钢管厚度 50 mm，钢管净距 180 mm。管内填充 C30 自密实混凝土，管间以锁扣连接形成门字形管幕结构。其中，管廊和锁扣钢管分别采用 6 刀盘土压平衡顶管机和小型泥水平衡顶管机顶进。顶进结束后，在锁扣间注入水泥浆，使管幕形成稳定的受力整体。顶管断面和管幕布置如图 3 所示。为保障行车安全，本工程路面沉降预警值设置为

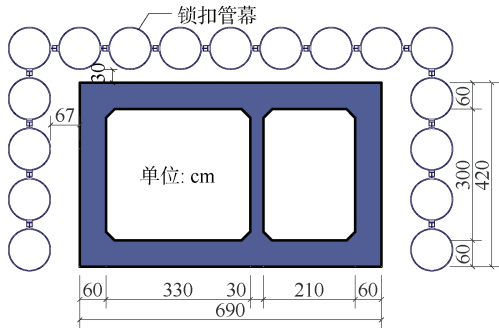


图 3 顶管断面
Figure 3 Pipe jacking section

3 cm，路面沉降超过预警值须改变施工工艺并修补路面，并在施工区段内按 20 km/h 限速。

钢管之间采用外接锁扣连接，锁扣使用热轧 14a 槽钢焊接而成，分为“工字形”锁扣和“门字形锁扣”。管幕连接细部如图 4 所示。

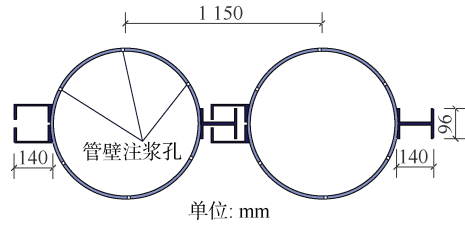


图 4 管幕连接细部
Figure 4 Details of tube curtain connection

顶进场地质断面如图 5 所示。顶管主要在粉质黏土 II 层中顶进。

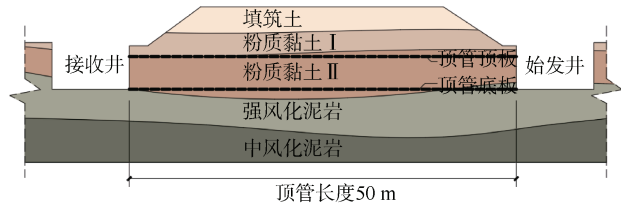


图 5 地质断面
Figure 5 Geological section

2.2 数值模型

依托实际工程，采用 ABAQUS 建立管廊顶进数值模型如图 6 所示。数值模型纵向 (Y 方向) 长度取实际顶进长度 50 m，模型宽 (X 方向) 50 m，高 (Z 方向) 30 m，管廊埋深 6.2 m。对模型下边界施加 3 个方向的位移约束，对 $X=\pm 25$ m、 $Y=0$ m 和 $Y=50$ m 的 4 个边界施加法向位移约束，模型上边界为自由边界。地层、钢管和管中的混凝土采用实体单元模拟，管节使用板单元模拟，如图 7 所示。用等代层模拟刀盘开挖轮廓和顶

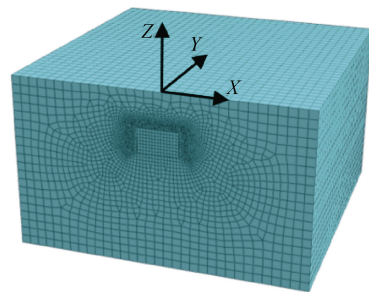


图 6 有限元全局模型
Figure 6 Finite-element global model

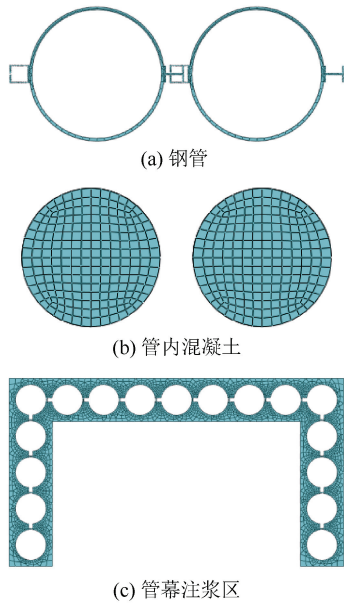


图7 有限元细部模型

Figure 7 Finite-element detailed model

管管节之间的间隙, 管幕等代层厚度设置为 0.02 m, 顶管等代层厚度设置为 0.20 m。钢管和管中混凝土之间、钢管和钢管之间的相互作用采用表面-表面接触模拟, 法向作用为“硬”接触, 切向作用用罚函数定义, 摩擦系数取 0.20。

管幕采用先中间后两边、从上到下的顺序逐根顶进, 每次顶进先钝化 5 m 范围内的土体单元, 然后激活钢管单元, 在管土界面的法向和切向施加注浆压力和摩擦力、在掌子面处施加顶进压力, 并将钢管等代层范围内的土体弹性模量按一定比例折减, 重复此步骤直到钢管贯通。所有钢管顶进结束后, 将管幕注浆区范围内的土体参数更改为注浆土参数。管廊顶进的模拟过程和管幕类似, 每次顶进先钝化一段管节范围内的土体, 然后激活管节单元, 修改等代层处的土体参数, 施加摩擦力、注浆压力和顶进压力, 顶进下一环时重复上述步骤, 直至模型贯通。

2.3 本构模型和建模参数

土体、等代层和管幕注浆区采用摩尔-库伦弹性模型模拟, 管节、钢管和管内混凝土采用弹性模型模拟, 钢材和混凝土材料参数如表 1 所示。根据地质勘查数据, 数值模型中土层材料参数如表 2 所示。

数值模型中影响地表沉降的主要参数有注浆压力、摩擦力、顶进压力和等代层弹性模量, 顶进参数计算如式(22)~(25)所示。

表 1 结构材料参数

Table 1 Structural parameters

材料名称	重度 $\gamma/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-3})$	弹性模量 E/GPa	泊松比 ν
钢管	79	206	0.3
管廊 C50 混凝土	25	35	0.2
钢管内 C30 混凝土	23	30	0.2

表 2 土层材料参数

Table 2 Geotechnical parameters

土层名称	厚度 H/m	重度 $\gamma/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-3})$	黏聚力 c/kPa	内摩擦角 $\phi/(\text{°})$	弹性模量 E/MPa
填筑土	3.1	20.0	10	25	4
粉质黏土 I	3.0	19.8	27	16	6.4
粉质黏土 II	4.7	18.9	9	8	3.0
强风化泥岩	4.0	22.0	40	20	25
中等风化泥岩	15.2	24.1	200	28	1 500
等代层	—	18.9	9	8	—
管幕注浆区	—	20.0	105	35	4.5

$$\tau = \mu\sigma \quad (22)$$

$$F = \eta k \bar{\gamma} h \quad (23)$$

$$P = \lambda \bar{\gamma} h \quad (24)$$

$$\lg E = \beta \lg E_0 \quad (25)$$

式中, τ 、 F 、 P 、 E 分别为管土摩擦应力、顶进压力、注浆压力和等代层弹性模量; μ 、 η 、 λ 、 β 分别为管土摩擦系数、土仓压力比、注浆压力比和等代层弹性模量比; σ 为管土接触压力; h 为计算点深度; $\bar{\gamma}$ 为管节上覆地层平均重度; E_0 为原地层弹性模量。

为使数值模拟结果贴近实际, 经过参数反演得到数值模拟顶进参数如表 3 所示。

表 3 顶进参数

Table 3 Jacking parameters

结构名称	摩擦系数	土仓压力比	注浆压力比	等代层模量比
管幕	0.12	0.95	0.96	0.91
管廊	0.15	0.92	0.91	0.73

2.4 数值模拟结果验证

现场路面沉降监测点位布置方式如图 8 所示, 监测点间距为 5 m。使用表 3 参数建模计算, 得到现场测得的各点最终沉降值和数值模拟结果对比如图 9 所示。

由图 9 可知, 数值模拟和现场实测的地表沉降曲线均呈现“V”形。数值模拟和实测值的绝对误差在管幕施作完成阶段仅为 0.7 mm, 在管廊顶进完成阶段仅为 0.4 mm, 误差较小, 本文的数值模拟结果合理可

信。相较于不施作管幕，施作管幕可使最大地表沉降值减小 44.3%，将路面沉降控制在安全范围内。

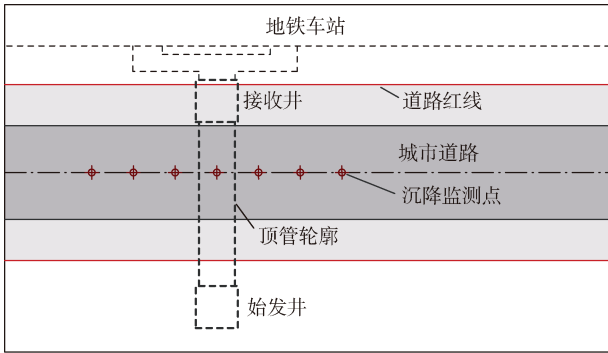


图 8 监测点布置

Figure 8 Monitoring points layout

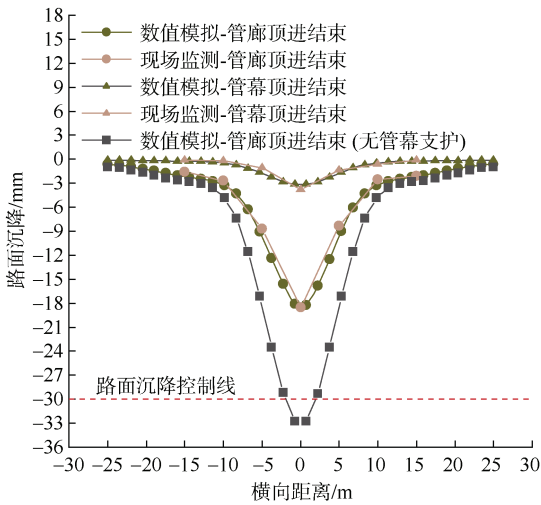


图 9 数值模拟和监测数据对比

Figure 9 Comparison of numerical simulations and monitoring data

2.5 管幕应力变形分析

管幕 Mises 应力云图如图 10 所示，接头变形用 200 倍的比例显示。管幕应力最大值出现于锁扣接头处，钢管管身应力较小，Mises 应力最大值不超过 10 MPa。钢管最大 Mises 应力为 44.79 MPa，仅为 Q235 钢材抗拉屈服强度设计值 215 MPa 的 20.8%。由图 11 可知，管内混凝土最大压主应力仅为 1.187 MPa，最大拉主应力仅为 0.953 MPa。管内混凝土受到钢管的约束，且应力水平较低，可认为管幕没有发生整体失稳的风险。

锁扣接头在管廊顶进过程中会发生变形，使原本填充的硬化水泥浆开裂，形成渗水通道，对防水性能产生不利影响。

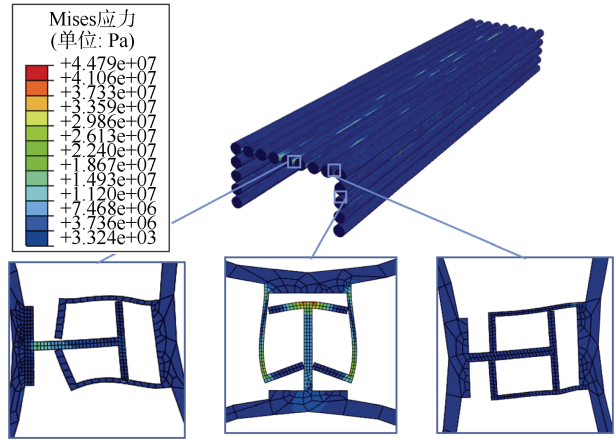


图 10 管幕应力云图和接头变形特征

Figure 10 Stress contours and joint deformation characteristics of pipe roof

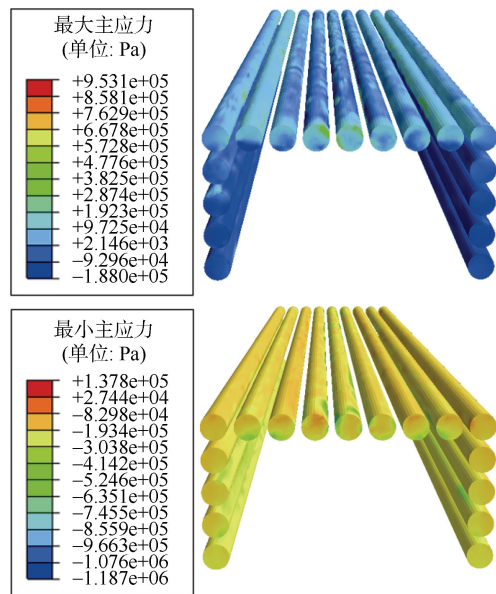


图 11 管内混凝土主应力云图

Figure 11 Principal stress contours of in-pipe concrete

3 方案设计与评价

3.1 试验方案设计

钢管直径、钢管厚度和钢管净距直接决定了单位宽度管幕截面的惯性矩，进而影响管幕的纵向承载能力。钢管直径和钢管净距会影响管间土拱稳定性，进而影响管幕横向支护效果。所以选取钢管直径(x_1)、钢管厚度(x_2)和钢管净距(x_3)三个参数作为自变量。

管幕需在兼顾经济性的前提下具有足够的强度、刚度和防水性能，由前述分析可知，管幕应力远低于容许值，管幕本身的强度一般能满足要求，路面最大

沉降量是重要的控制指标,直接影响公路的正常使用。管幕顶进完成后,锁扣间的初始间隙由水泥浆填充,可认为此时接头缝隙宽度为0,但管廊顶进后,管幕接头变形会产生新的变形缝隙,形成渗水通道,降低管幕的防水性能。所以选取路面最大沉降量(y_1)、接头变形缝隙宽度(y_2)和单位长度管幕造价(y_3)作为评价指标。按照全面试验原则,需要进行64次数值模拟试验。除管幕尺寸和净距外,数值模拟参数和第二章保持一致。

路面沉降和接头缝隙两个结果由数值模拟求得,管幕造价考虑单位长度管幕的材料价格,按式(26)计算。

$$y_3 = m_1 s_1 + V_2 s_2 \quad (26)$$

式中, m_1 为单位长度管幕使用的钢材质量,包括钢管质量和型钢接头质量; V_2 为单位长度管幕所使用的自密实混凝土体积; s_1 为单位质量钢材价格; s_2 为单位体积自密实混凝土价格。

试验参数组合和结果如表4所示。

表4 管幕参数的因素水平

Table 4 Factor level of pipe curtain parameters

水平	试验因素		
	直径/mm	厚度/mm	净距/mm
1	950	20	160
2	970	30	180
3	990	40	200
4	1100	50	220

3.2 博弈组合赋权

由专家打分法,按9级标度法的原则确定评价指标 y_1 、 y_2 、 y_3 的判别矩阵 R :

$$R = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 2 \\ 1/3 & 1 & 1/2 \\ 1/2 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

按式(1)、(2)对矩阵进行一致性检验,计算得到 $CR=0.009 < 0.1$,认为判别矩阵一致性满足要求。进而由式(3)得到主观权重:

$$\omega^A = [0.54, 0.16, 0.30]$$

根据表4的结果,由式(4)对评价指标 A 去量纲化,再由式(5)、(6)得到客观权重:

$$\omega^E = [0.08, 0.57, 0.35]$$

引入博弈论的思想,解方程组(9)得到博弈组合权重线性组合系数 β :

$$\beta = [0.597, 0.685]$$

将主观和客观权重按式(8)进行线性组合并归一化后得到组合权重:

$$\omega = [0.295, 0.380, 0.324]$$

3.3 组合赋权 TOPSIS 评价

将由表6得到的评价指标矩阵 A 按式(10)归一化得到矩阵 B ,由式(11)~(12)得到每个方案到最优和最劣理想解的加权距离,最后由式(13)计算每个方案与最优理想解的贴近度。计算结果如表5所示。

表5 试验结果

Table 5 Test results

编号	试验因素			评价指标			相对贴近度
	x_1 /mm	x_2 /mm	x_3 /mm	y_1 /mm	y_2 /mm	y_3 /元	
1	950	20	160	21.09	0.32	66 612.79	0.585
2	950	20	180	22.27	0.35	65 500.81	0.521
3	950	20	200	23.11	0.40	64 427.51	0.464
4	950	20	220	23.70	0.46	63 390.90	0.423
5	950	30	160	20.05	0.30	80 741.09	0.577
6	950	30	180	21.25	0.33	79 393.27	0.506
7	950	30	200	22.18	0.38	78 092.32	0.434
8	950	30	220	22.87	0.44	76 835.86	0.376
9	950	40	160	19.15	0.25	94 555.43	0.585
10	950	40	180	20.36	0.28	92 977.00	0.519
11	950	40	200	21.32	0.33	91 453.47	0.435
12	950	40	220	21.85	0.39	89 982.03	0.355
13	950	50	160	18.49	0.23	108 055.81	0.544
14	950	50	180	19.72	0.26	106 252.02	0.491
15	950	50	200	20.55	0.31	104 510.96	0.415
16	950	50	220	21.19	0.37	102 829.43	0.322
17	970	20	160	19.72	0.28	67 614.36	0.675
18	970	20	180	20.99	0.31	66 506.50	0.596
19	970	20	200	21.83	0.36	65 436.51	0.528
20	970	20	220	22.50	0.42	64 402.48	0.461
21	970	30	160	18.73	0.26	81 801.01	0.674
22	970	30	180	19.94	0.29	80 460.70	0.595
23	970	30	200	20.91	0.34	79 166.21	0.510
24	970	30	220	21.50	0.40	77 915.23	0.437
25	970	40	160	17.78	0.21	95 679.25	0.656
26	970	40	180	19.07	0.24	94 111.54	0.601
27	970	40	200	19.88	0.29	92 597.43	0.528
28	970	40	220	20.55	0.35	91 134.21	0.438
29	970	50	160	17.12	0.19	109 249.09	0.599
30	970	50	180	18.30	0.22	107 459.04	0.562
31	970	50	200	19.27	0.27	105 730.19	0.499

续表

编号	试验因素			评价指标			相对贴进度
	x_1/mm	x_2/mm	x_3/mm	y_1/mm	y_2/mm	$y_3/\text{元}$	
32	970	50	220	19.91	0.33	104 059.45	0.414
33	990	20	160	18.93	0.26	68 613.10	0.732
34	990	20	180	20.11	0.29	67 509.29	0.650
35	990	20	200	21.10	0.34	66 442.59	0.565
36	990	20	220	21.68	0.40	65 411.14	0.494
37	990	30	160	18.00	0.24	82 856.07	0.716
38	990	30	180	19.18	0.27	81 523.13	0.644
39	990	30	200	20.04	0.32	80 234.99	0.557
40	990	30	220	20.73	0.38	78 989.43	0.471
41	990	40	160	17.09	0.19	96 796.00	0.678
42	990	40	180	18.29	0.22	95 238.79	0.637
43	990	40	200	19.13	0.27	93 733.94	0.570
44	990	40	220	19.80	0.33	92 278.82	0.486
45	990	50	160	16.38	0.17	110 432.88	0.616
46	990	50	180	17.62	0.20	108 656.29	0.586
47	990	50	200	18.41	0.25	106 939.43	0.536
48	990	50	220	19.08	0.31	105 279.32	0.461
49	1100	20	160	18.54	0.35	74 061.70	0.608
50	1100	20	180	19.81	0.38	72 979.14	0.535
51	1100	20	200	20.71	0.43	71 929.90	0.468
52	1100	20	220	21.24	0.49	70 912.44	0.417
53	1100	30	160	17.59	0.33	88 582.45	0.583
54	1100	30	180	18.73	0.36	87 287.65	0.523
55	1100	30	200	19.62	0.41	86 032.68	0.439
56	1100	30	220	20.30	0.47	84 815.75	0.372
57	1100	40	160	16.69	0.28	102 826.62	0.578
58	1100	40	180	17.86	0.31	101 323.61	0.527
59	1100	40	200	18.77	0.36	99 866.85	0.446
60	1100	40	220	19.30	0.42	98 454.23	0.369
61	1100	50	160	15.95	0.26	116 794.20	0.540
62	1100	50	180	17.15	0.29	115 087.03	0.497
63	1100	50	200	18.10	0.34	113 432.39	0.429
64	1100	50	220	18.64	0.40	111 827.88	0.358

64 种方案中，第 33 种方案的相对贴进度最高，为现有方案中的最优解，为突破现有方案的限制，下面将使用 BPNN-GA 方法对方案进一步优化。

4 BPNN-GA 方案优化

4.1 神经网络训练与搭建

本问题的输入特征为钢管直径(x_1)、钢管厚度(x_2)和钢管净距(x_3)，输出参数为方案相对贴进度。采用 1

输入层、1 隐藏层和 1 输出层的网络结构。其中输入层神经元数量为 3 个，隐藏层神经元数量为 6 个，输出层神经元数量为 1 个。

将 64 组样本按训练集：测试集=3：1 的比例随机划分训练和测试数据，又随机将训练集中 25% 的样本划分为验证集，用于训练过程中泛化误差的控制，抑制过拟合。使用 adam 优化算法，迭代次数设置为 700 次。训练过程中损失函数变化如图 12 所示。

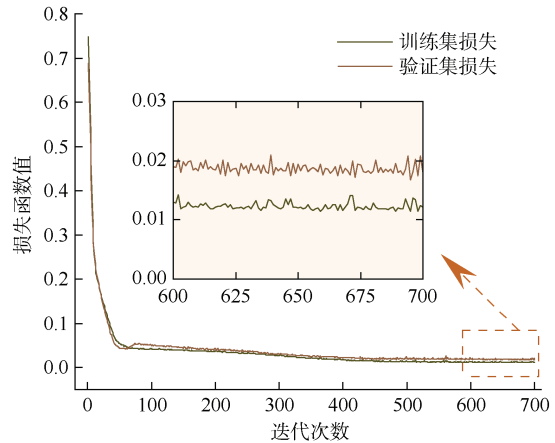


图 12 损失函数值变化

Figure 12 Loss function evolution

随着迭代次数增加，训练集损失函数和验证集损失函数同步下降，表明模型未出现过拟合现象。训练集和验证集损失函数最终分别稳定在 0.018 和 0.012 附近不再降低，模型收敛。

模型预测值和样本目标值对比如图 13 所示。绝大多数样本相对贴进度预测误差都被控制在 0.05 以内。训练集 $R^2=0.9727$ ，测试集 $R^2=0.9585$ ，表明预测值和目标值间有可观的一致性，神经网络性能良好。

按式(19)、(20)计算得各输入参数对输出结果的贡献度如图 14 所示。钢管直径的贡献度占比 47.1%，为管幕设计的主要控制参数；管幕间距的贡献度次之，为 32.4%；钢管厚度的贡献度最小，为 20.5%。

4.2 遗传算法优化

本问题的约束条件为：

$$\begin{cases} 970 \leq x_1 \leq 1100 \\ 20 \leq x_2 \leq 50 \\ 160 \leq x_3 \leq 220 \end{cases}$$

自变量精度保留到整数，将 3 个自变量上边界转换为二进制编码，如表 6 所示。

初始种群数量设置为 50，最大进化代数设置为 80。杂交概率和变异概率分别为 0.8 和 0.03。进化过

程每代最优和平均适应度曲线如图 15 所示。

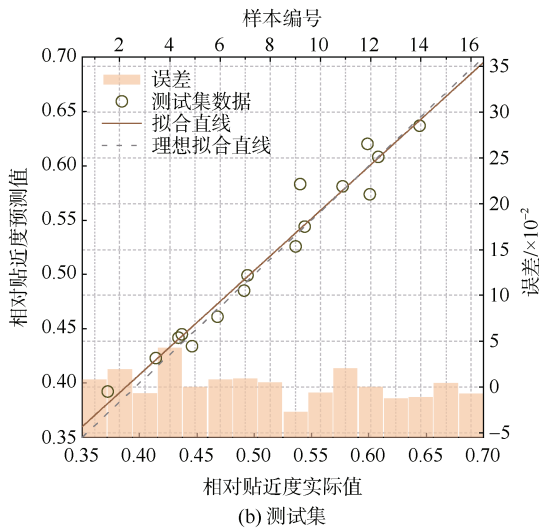
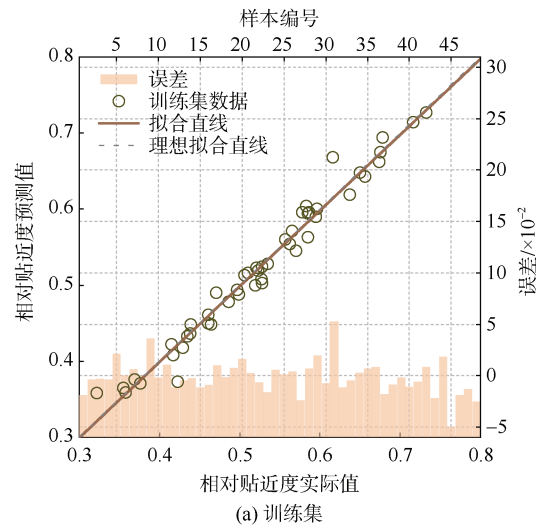


图 13 预测值和样本目标值对比
Figure 13 Predicted versus actual values

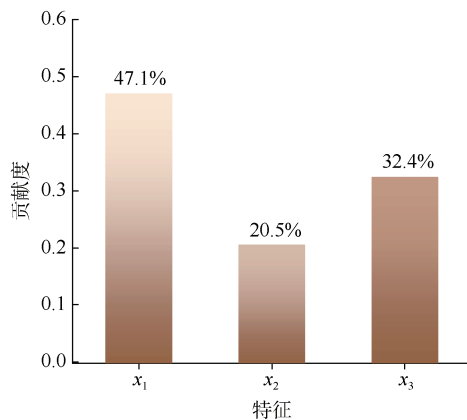


图 14 BPNN 特征贡献度
Figure 14 BPNN feature contribution degree

表 6 编码转化

Table 6 Code conversion

十进制数	二进制数	占用位数
1 100	100 0100 1100	11
50	11 0010	6
220	1101 1100	8

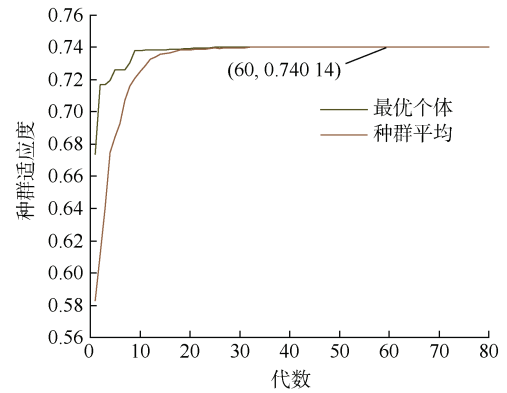


图 15 历代适应度演化曲线
Figure 15 Fitness evolution across generations

种群繁衍到第 60 代后最优个体适应度不再升高，算法收敛。最优个体适应度为 0.740 14，对应的自变量组合为钢管直径 992 mm，钢管厚度 20 mm，管幕间距 160 mm。

用遗传算法得到的参数组合建立有限元模型进行验证，得到地表最大沉降值为 18.67 mm，接头缝隙为 0.26 mm，单位长度管幕造价为 68 712.83 元。计算可得该设计参数的实际相对贴进度为 0.742，大于表 5 中的最大值，且与神经网络预测值的相对误差仅为 0.27%，进一步说明本文训练的神经网络具有良好的泛化能力，用该网络得到的优化结果合理可信。

工程中钢管直径一般取 5 或 10 的倍数，所以建议管幕设计参数取值为：钢管直径 990 mm，钢管厚度 20 mm，钢管净距 160 mm。相较于原方案，该方案在将管幕造价降低 36.1% 的同时，仅使路面最大沉降量升高 0.26 mm、接头缝隙升高 0.04 mm。说明本文提出的优化方法倾向于找到一条使安全性和耐久性指标有限降低且使经济性指标大幅提升的优化路径，在保障基本的安全性和防水性前提下大幅降低了管幕造价，因此，本文提出的优化方法和得出的设计参数对同类工程有一定的参考价值。

5 结论

1) 施作管幕可有效控制地层位移，相较于未施作管幕，减小地表沉降位移最值 44.3%。

2) 钢管直径、钢管厚度和钢管净距 3 个参数对管幕适应度的影响占比分别为 47.1%、20.5%和 32.4%。

3) 使用组合赋权 TOPSIS-BPNN-GA 方法, 得到推荐参数组合为钢管直径 990 mm, 钢管厚度 20 mm, 钢管净距 160 mm。和原方案相比, 在保障基本安全性和防水性的前提下使管幕造价降低 36.1%。

本文以实际工程设计参数为基础设置参数范围, 优化参数区间较小, 得到的参数组合可能不具有全局代表性。对于小直径管幕和其他连接形式的管幕设计参数有待进一步研究。

参考文献

- [1] JIA Pengjiao, NIE Yatong, SHI Peixin, et al. Flexural performance of a novel pipe-roof structure and optimization of key parameters[J]. Journal of constructional steel research, 2022, 199: 107594.
- [2] 贾鹏蛟, 史培新, 关永平, 等. STS 管幕结构横向抗弯刚度计算模型及参数优化[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(8): 1159-1165.
- JIA Pengjiao, SHI Peixin, GUAN Yongping, et al. Calculation model of flexural stiffness of STS structure and parameters optimization[J]. Journal of northeastern university (natural science), 2021, 42(8): 1159-1165.
- [3] 关永平, 赵文, 王连广, 等. STS 管幕结构抗弯性能试验研究及参数优化[J]. 工程力学, 2017, 34(9): 83-91.
- GUAN Yongping, ZHAO Wen, WANG Lianguang, et al. Study on parameter optimization and the flexural behavior of steel tube slab structures[J]. Engineering mechanics, 2017, 34(9): 83-91.
- [4] 晏启祥, 刘琛尧, 孙润方, 等. 基于离散-连续耦合的岩溶隧道防突岩体安全厚度预测[J]. 中国铁道科学, 2024, 45(2): 90-100.
- YAN Qixiang, LIU Chenyao, SUN Runfang, et al. Safe thickness prediction of anti-outburst rock mass in Karst tunnel based on discrete-continuous coupling[J]. China railway science, 2024, 45(2): 90-100.
- [5] WU Huawen, LI Enqun, SUN Yuanyun, et al. Research on the operation safety evaluation of urban rail stations based on the improved TOPSIS method and entropy weight method[J]. Journal of rail transport planning & management, 2021, 20: 100262.
- [6] GENDER T K, LUO Yisha, HAMMAD A. Multi-criteria spatial analysis for location selection of multi-purpose utility tunnels[J]. Tunnelling and underground space technology, 2021, 115: 104073.
- [7] GUO Desai, MENG Fanyan, WU Huaina, et al. Risk assessment of shield tunneling crossing building based on variable weight theory and cloud model[J]. Tunnelling and underground space technology, 2024, 145: 105593.
- [8] 熊英健, 刘四进, 马浴阳, 等. 基于 PSO 算法的盾构掘进参数寻优方法及应用[J]. 现代隧道技术, 2023, 60(6): 165-174.
- XIONG Yingjian, LIU Sijin, MA Yuyang, et al. Optimization method for shield tunnelling parameters based on PSO algorithm and its application[J]. Modern tunnelling technology, 2023, 60(6): 165-174.
- [9] LIU Kaiyun, LIU Baoguo. Intelligent information-based construction in tunnel engineering based on the GA and CCGPR coupled algorithm[J]. Tunnelling and underground space technology, 2019, 88: 113-128.
- [10] 何川, 陈子全, 周子寒, 等. 基于机器学习的隧道支护体系智能化设计与评价方法[J]. 中国公路学报, 2023, 36(11): 205-217.
- HE Chuan, CHEN Ziquan, ZHOU Zihan, et al. Intelligent design and evaluation method of tunnel support system based on machine learning[J]. China journal of highway and transport, 2023, 36(11): 205-217.
- [11] 马邦闯, 张志亮, 赵文, 等. 基于粗糙集与 AHP 的深埋隧道软岩大变形研究[J]. 铁道工程学报, 2022, 39(10): 59-64.
- MA Bangchuang, ZHANG Zhiliang, ZHAO Wen, et al. Research on the large deformation of soft rock in deep tunnel based on rough set and AHP[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2022, 39(10): 59-64.
- [12] D GarsonG. Interpreting neural-network connection weights[J]. AI Expert, 1991, 6(04): 46-51.

(编辑: 傅依萱)