

中文引用格式:吴贤国,刘俊,苏飞鸣,等. 基于 CatBoost-MOEAD 的大直径泥水盾构施工多目标预测优化[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(6):57-64.

英文引用格式:WU Xianguo, LIU Jun, SU Feiming, et al. Multi-objective prediction optimization for large-diameter slurry shield tunneling construction based on CatBoost-MOEAD[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(6):57-64.

基于 CatBoost-MOEAD 的大直径泥水盾构 施工多目标预测优化*

吴贤国¹教授, 刘俊¹, 苏飞鸣^{**1}, 陈虹宇², 冯宗宝¹

(1 华中科技大学 土木与水利工程学院, 湖北 武汉 430074;

2 香港理工大学 建筑与房地产学部, 香港 999077)

中图分类号:X948;U455

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.06.1734

基金项目:国家自然科学基金资助(51378235, 71571078, 51308240);国家重点研发计划项目(2016YFC0800208)。

【摘要】 为有效优化盾构施工参数, 实现在大直径泥水盾构掘进过程中安全、高效和节能的目标, 提出分类助推(CatBoost)和基于分解的多目标进化算法(MOEAD)相结合的混合智能算法; 综合考虑盾构施工参数与地质条件, 以主要的盾构施工参数为研究对象, 选择地表沉降、贯入度和掘进比能为预测和控制目标; 优化调控选择的盾构施工参数, 并以武汉市轨道交通某号线为例, 验证该混合算法的有效性。结果表明: 采用 CatBoost 算法建立的预测模型在大直径泥水盾构上表现出来的预测性能良好, 对3个控制目标的拟合精度(R^2)均达到0.9以上; 预测模型的重要性排序表明: 大直径泥水盾构的总推进力和推进速度对地表沉降、贯入度和掘进比能有显著影响; 所提出的 CatBoost-MOEAD 混合智能算法对3个控制目标的优化效果明显, 地表沉降、贯入度和掘进比能分别达到12.35%、7.47%和10.70%的优化幅度, 并给出相应盾构施工参数的控制范围。

【关键词】 大直径泥水盾构; 分类助推(CatBoost); 基于分解的多目标进化算法(MOEAD); 多目标优化; 地表沉降

Multi-objective prediction optimization for large-diameter slurry shield tunneling construction based on CatBoost-MOEAD

WU Xianguo¹, LIU Jun¹, SU Feiming¹, CHEN Hongyu², FENG Zongbao¹

(1 School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology,

Wuhan Hubei 430074, China; 2 Department of Building and Real Estate, The Hong Kong

Polytechnic University, Hong Kong 999077, China)

Abstract: To effectively optimize the shield construction parameters and achieve the goals of safety, efficiency, and energy-saving in the large-diameter slurry shield tunneling process, a hybrid intelligent algorithm combining categorical boosting (CatBoost) and decomposition was proposed based on a multi-objective evolutionary algorithm (MOEAD). The main shield construction parameters were set as the major research objects considering shield construction parameters and geological conditions, and the surface

* 文章编号:1003-3033(2024)06-0057-08; 收稿日期:2023-12-08; 修稿日期:2024-03-21

** 通信作者:苏飞鸣(1997—),广西南宁人,男,博士研究生,研究方向为土木工程建造与管理。E-mail: sufeiming@hust.edu.cn。

settlement, penetration rate, and tunneling-specific energy were determined as the prediction and control objectives. Moreover, the selected shield construction parameters were optimized, and a line of Wuhan rail transit was used to validate the hybrid algorithm performance. The results showed that the proposed CatBoost algorithm had great prediction performance for large-diameter slurry shields with the fitting accuracy (R^2) of the three control objectives more than 0.9. The model's importance rank indicated that the total propulsion force and propulsion speed of the large-diameter slurry shield had significant influences on surface settlement, penetration, and tunneling-specific energy. The proposed CatBoost-MOEAD hybrid intelligent algorithm had an obvious optimization effect on the three control objectives, and the optimization ranges of surface settlement, penetration rate, and tunneling-specific energy reached 12.35%, 7.47%, and 10.70%, respectively. Moreover, the control ranges of corresponding shield construction parameters were presented.

Keywords: large-diameter slurry shield; categorical boosting (CatBoost); multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition (MOEAD); multi-objective optimization; surface settlement

0 引言

随着跨江和跨海隧道工程的兴起,直径大于10.0 m的大盾构在工程中越来越常见^[1]。在大盾构隧道施工过程中,由大盾构施工对隧道周围土层的扰动和尾部空洞的体积损失会不可避免地引起地表沉降^[2]。贯入度是指大盾构掘进过程中刀盘前端进入土体的深度,不同的贯入度不仅影响着大盾构的施工效率与经济性,而且还会影响大盾构在掘进过程中产生的地表沉降量^[3]。盾构机能耗通常使用掘进比能进行描述,即盾构掘进单位体积土体所消耗的能量,它影响着大盾构的土体掘进能力和项目施工周期^[4]。因此,为安全高效地进行隧道开挖,需要准确预测和控制隧道开挖引起的地表沉降量,并及时调整和控制大盾构的贯入度和掘进比能。

传统的地表沉降、贯入度和掘进比能预测方法主要有经验公式^[5]、模型试验^[6]和数值模拟^[7]。这些方法在特定工程中描述地表沉降的一般形态,但是都存在一定的固有缺陷。PECK等^[8]在大量工程实践的基础上提出预测地表沉降一般形式的经验公式,但由于岩土工程地质条件的不确定性,公式中的参数在不同地质条件下往往存在较大的变异性。LIU Xinrong等^[9]以Moher库仑为本构模型,研究了模型试验结果中2种情况下3个隧道之间相互作用的影响,发现模拟结果与实际数据有较好的一致性。然而,数值模拟法得到预测结果需要作出很多假设,且存在考虑因素有限、结果难以解释等缺点。LI Liping等^[10]开发了一套用于研究进水演变的试验系统,并在工程现场验证了所研发设备的稳定性,但

模型试验法成本较高且目前还没有合理的方法来模拟盾构隧道施工过程。

如今工程和建筑行业正在经历一场由日益增长的数字化和自动化推动的技术革命^[11]。为克服传统方法的局限性并提高地下施工过程的安全和可靠性,实现实时预测盾构掘进引起的地表沉降,贯入度和掘进比能及时给出参数调整方案,机器学习方法已被广泛用于盾构研究中。方诗圣等^[12]使用6种机器学习算法预测了盾构掘进沿线地表最大沉降。SHAN Feng等^[13]使用循环神经网络从历史数据中预测未来的隧道掘进机贯入度;ELBAZ等^[14]开发了一种深度学习网络预测盾构掘进系统中的刀盘驱动能耗。考虑到在实际工程中仅考虑对单一目标进行控制是不够的,在确保施工安全的同时还需要考虑工期和成本问题;吴贤国等^[15]建立了随机森林与非支配排序遗传算法相结合的多目标优化模型,通过控制施工参数显著优化地表沉降和刀盘磨损;曾铁梅等^[16]提出一种将遗传算法、最小二乘支持向量机与第二代非支配排序遗传算法相结合的多目标优化模型,以研究对盾构下穿的既有隧道的安全影响和变形控制。通过上述研究发现,单目标或双目标的优化方法可取得满足工程要求的结果。然而,在实际应用中,可能需要考虑更多因素,且还需要在保证安全和绿色施工要求的同时保证施工效率。考虑到基于分解的多目标进化算法(Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition, MOEAD)可将一个多目标优化问题转换为多个标量子问题,在收敛速度和处理形状更复杂的帕累托(Pareto)解集上更具优势^[17]。因此,将MOEAD应

用于大盾构可能更有利于实时监测和优化大盾构掘进过程。

鉴于此,笔者拟提出一种基于 CatBoost-MOEAD 算法的大直径泥水盾构施工参数多目标智能优化方法,确定大直径泥水盾构施工参数合理控制范围,并以武汉市地铁某号线为例进行验证,以期为实际大直径泥水盾构的高效绿色施工提供理论依据和指导。

1 CatBoost-MOEAD 理论基础

1.1 CatBoost 算法

CatBoost 是一种基于对称决策树为基学习器实现的参数较少、支持类别型变量和高准确性的梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)框架^[18]。CatBoost 使用基于统计学习的方法来处理类别特征,可高效合理地处理类别型特征,从而提高模型的准确性。CatBoost 具有内置的正则化和早停策略,解决了梯度偏差以及预测偏移的问题,从而减少过拟合的发生,提高算法的准确性和泛化能力。与其他基于 GBDT 的算法不同,CatBoost 采用随机排列,计算并分配具有相似类别值的样本的平均分类值,并用给定的排列进行替换。假设给定一个排列组合 $[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n]^T$, CatBoost 会将其替换为如下等式:

$$X_{\sigma_{p,q}} = \frac{\sum_{j=1}^{p-1} [X_{\sigma_{j,q}} = X_{\sigma_{p,q}}] \cdot Y_{\sigma_j} + \beta P}{\sum_{j=1}^{p-1} [X_{\sigma_{j,q}} = X_{\sigma_{p,q}}] \beta} \quad (1)$$

式中: $X_{\sigma_{p,q}}$ 为特征 σ_p 的第 q 个训练值; $X_{\sigma_{j,q}}$ 为特征 σ_j 的第 q 个训练值; Y_{σ_j} 为对应特征的部分目标值; P 为先验值; β 为先验权重值。对于回归任务,计算先验值的方法是取数据集的平均值。

1.2 MOEAD 优化算法

MOEAD 算法是基于传统的聚合方法将一个多目标问题分解为多个单目标问题^[19]。常用的 3 种聚合方法分别为加权求和法、切比雪夫方法和基于惩罚的边界交叉方法。令 $[w_1, w_2, \dots, w_N]$ 为一组均匀分布的权重向量, z^* 是参考点,对于 Pareto 前沿的逼近问题能够通过切比雪夫法分解成 N 个标量优化子问题,其中,每个子问题的目标函数表示为:

$$g'(x | w^j, z^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{w_i^j |f_i(x) - z^*\} \quad (2)$$

$$w^j = \{w_1^j, w_2^j, \dots, w_m^j\}^T \quad (3)$$

式中 g' 为切比雪夫聚合函数。

1.3 CatBoost-MOEAD 优化算法

为实现大盾构的施工安全控制和多目标优化,提出一种结合 CatBoost 和 MOEAD 算法的混合智能方法。该方法的运行步骤大体如下:①根据工程实际确定相关的输入输出指标。②利用 CatBoost 算法建立输入参数和输出参数之间的非线性映射关系。③将建立的非线性映射关系作为 MOEAD 的适应度函数,采用 MOEAD 执行优化过程,获取满足实际要求的 Pareto 解集。④根据理想点法,从 Pareto 解集中选取现场决策方案。

2 CatBoost-MOEAD 算法实施案例

2.1 工程实例概况

以武汉市轨道交通某号线区间为例,分析所提出方案的有效性。该隧道区间设计为单洞双线隧道,采用直径 12.56 m 大直径泥水盾构机掘进施工。区间设计全长为 3 373.667 m,区间附属结构包括 5 座联络通道及 2 座废水泵房。以掘进段某区间为研究对象。在所研究区段中,采用现场布置钻孔进行工程地质勘察。调查显示:该区段主要覆盖土层为杂填土、粉质黏土和粉细砂。各土体的性能指标源于地勘报告,详情见表 1。研究段盾构隧道的覆盖土层厚度为 17.61~18.60 m,正在开挖的隧道主要穿过粉质黏土层,粉细砂以及粉质黏土与粉细砂的交互层。

表 1 土体性能指标

Table 1 Soil properties

岩土编号	岩土名称	黏聚力/kPa	内摩擦角/(°)	压缩模量/MPa
1-1	杂填土	14.8	9.3	2.84
2-4	粉质黏土	18.8	9.2	10.43
3-2	粉质黏土	14.4	6.0	4.40
3-2b	粉砂	29.4	36.9	15.19
4-21	粉细砂	21.3	37.1	11.31

2.2 基于 CatBoost 的多目标优化预测

2.2.1 盾构施工多目标参数选择与数据预处理

在实际工程中,由于大盾构的刀盘直径超过 10 m,刀盘对土层的扰动比小盾构更大。因此,刀盘扭矩和刀盘转速对地表沉降的影响不应忽视。推进速度越快,工作效率越高但耗能也越大。随着总推力的增加,大盾构施加在土体上的力增大,导致土体的变形和引起的地表沉降增大。在掘进过程中,合理的注浆压力可填充支撑间隙并减小周围土体的变

形。泥水盾构主要通过气垫仓压力来调节开挖面稳定,从而对地层变形进行控制。除此之外,进浆压力也是影响开挖面稳定性的参数。在掘进过程中,控制气垫仓液位需要调整进浆与排浆流量。由于大盾构的刀盘直径大,在掘进时大盾构的仰俯角对土体变形的影响不应被忽略。贯入度和掘进比能分别是评价盾构施工效率和能耗的常用指标。为确保施工过程安全,高效且节能,有必要在调整施工参数的同时将地表沉降、贯入度与掘进比能的优化结合起来。

综上所述,选取 15 个输入参数:推进速度 x_1 、刀盘转速 x_2 、总推进力 x_3 、刀盘扭矩 x_4 、注浆压力-上 x_5 、注浆压力-下 x_6 、主进浆流量 x_7 、主排浆流量 x_8 、进浆压力 x_9 、气垫仓压力 x_{10} 、俯仰角 x_{11} 、内摩擦角 x_{12} 、黏聚力 x_{13} 、压缩模量 x_{14} 、隧道埋深 x_{15} 。输出参数选择 3 个:地表沉降 y_1 、贯入度 y_2 和掘进比能 y_3 。为防止个别参数因数据过大导致其他参数被淹没或不收敛,将盾构停机数据删除后运用箱型图法清洗数据,避免异常值影响模型的精度和后续分析。

通过现场实时记录和监控,得到 602 条施工数据及相关数据。考虑到所取区段主要穿越复合土层,因此,加权平均相关土体性能参数。盾构施工参数与相关参数详情见表 2。其中,地表沉降数值的正负代表着沉降方向,以向下为负,向上为正。值得注意的是,从表 2 中地表沉降的范围可发现该数据集的最大沉降集中在 10 mm 附近,符合控制标准。但从安全角度出发,为确保该目标段的沉降均匀,仍需控制地表沉降。文中掘进比能计算为^[4]:

$$E_s = \frac{2\pi n T t + F v t}{0.25\pi D^2 v} \quad (4)$$

式中: E_s 为单位时间内刀盘的掘进比能; n 和 v 分别为刀盘转速和掘进速度; t 为单位时间; D 、 T 、 F 则分别为刀盘直径、刀盘扭矩和总推进力。

表 2 盾构施工参数的详细信息

Table 2 Detailed information on shield tunneling construction parameters

参数	最大值	最小值	平均值
$x_1 / (\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	36.17	24.21	29.32
$x_2 / (\text{rad} \cdot \text{min}^{-1})$	1.28	1.16	1.23
x_3 / kN	61 140.00	43 313.37	54 309.21
$x_4 / (\text{kN} \cdot \text{m})$	4 014.84	1 780.01	2 575.85
x_5 / MPa	0.018	0.012	0.015 6
x_6 / MPa	0.516	0.032	0.316 0
x_7 / m^3	3 013.00	2 248.64	2 663.10
x_8 / m^3	3 110.35	2 313.33	2 795.98
x_9 / MPa	0.380	0.283	0.338

续表 2

参数	最大值	最小值	平均值
x_{10} / MPa	0.368	0.294	0.311
$x_{11} / (^\circ)$	4.13	-10.07	-4.22
$x_{12} / (^\circ)$	14.08	7.44	10.77
x_{13} / kPa	25.35	13.67	19.49
x_{14} / MPa	10.77	6.92	8.21
x_{15} / m	18.60	17.61	18.11
y_1 / mm	2.37	-11.33	-1.62
y_2 / mm	26.95	17.72	24.96
$y_3 / (\text{kJ} \cdot \text{m}^{-3})$	522.22	420.50	455.12

2.2.2 模型超参数设置与交叉验证

CatBoost 的算法性能受 max_depth 、 l2_leaf_reg 和 learning_rate 这 3 个超参数的影响较大,在进行预测前应调整相关参数^[20]。经过重复训练,对 max_depth 、 l2_leaf_reg 和 learning_rate 的设定结果见表 3。其他参数设置为默认值。

表 3 CatBoost 算法的超参选择结果

Table 3 Hyperparameter optimization results of CatBoost model

超参数	搜索范围	优化结果		
		地表沉降	贯入度	掘进比能
max_depth	(4, 8)	4	4	4
l2_leaf_reg	(3, 9)	9	3	3
learning_rate	(0.01, 0.5)	0.01	0.1	0.03

实施 CatBoost 算法需要 2 组数据,一组用于开发预测模型,另一组用于检验预测性能。为尽可能复现试验结果,采用随机生成的数字组合将所构建的数据集划分为训练数据集(80%)和测试数据集(20%)。在训练数据集上执行模型所获得的沉降预测可能会导致有偏差的评估,故采用 k 折交叉验证来检验模型的预测结果。 k 折交叉验证的一个关键参数为折数 k , k 值过低无法解决欠拟合或过拟合的问题, k 值过高会导致验证集中的数据量过少,导致评估结果不准确。因此,结合数据集的分布形式与先前的研究报道^[21-24],在所构建的 Python 平台采用不同 k 值重复训练预测模型。当 $k=4$ 时,在所用数据集中预测模型的训练效果最佳。

2.2.3 模型精度检验

采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)计算预测值与实际值的误差程度,使用决定系数 R^2 衡量预测值和观测值之间的拟合程度^[25]。

预测模型中的训练集和验证集输出结果如图 1 所示,分散的点说明预测值和实测值之间的差异。

训练集和验证集的 3 个评估分数 (即 RMSE、MAE 和 R^2) 也在图中标出, 不难发现, 在地表沉降的验证集中, 预测模型取得了理想的预测结果, 预测的 R^2 值为 0.917, RMSE 和 MAE 分别为 0.812 和 0.573。此外, 预测模型在贯入度和掘进比能的验证集中也表现出较高的精度。在 3 个输出变量中, 基于 CatBoost 算法建立的预测模型在训练集与预测集

的性能相近, 这表明预测模型展现出良好的泛化性能。预测模型对于地表沉降、贯入度和掘进比能的验证集精度 R^2 分别为 0.917、0.936 和 0.988, 预测值和测量值之间仅存在很小的误差。因此, 通过 CatBoost 算法开发相关的预测模型, 建立起盾构参数与输出目标之间精准的回归关系, 作为多目标优化的适应度函数。

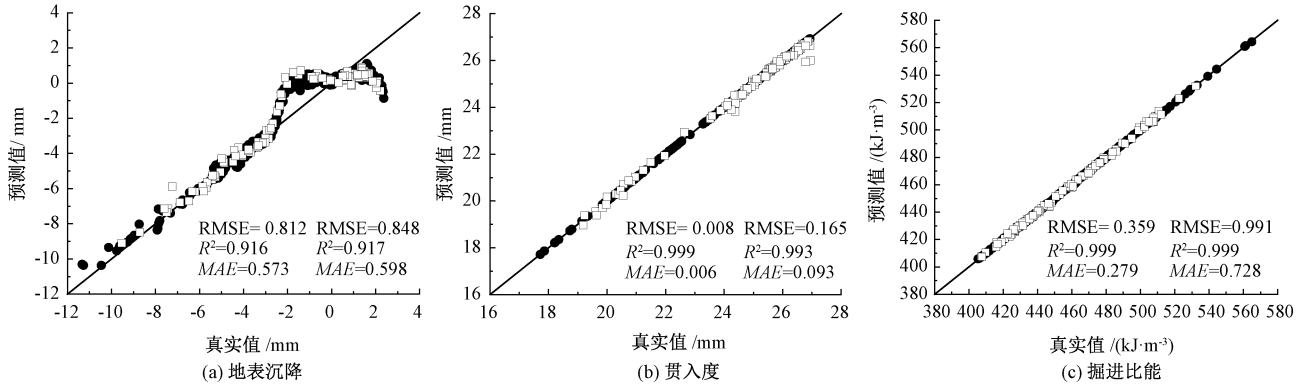


图 1 预测模型的预测结果

Fig. 1 Model simulations

2.3 重要性排序

特征重要性是衡量预测值对输入参数依赖性的重要指标, 某个输入参数的特征重要性越高, 该输入参数对预测值的影响越大。文中特征重要性采用基于预测值的变化进行计算, 计算过程与结果在 Python 平台中进行。预测模型对于地表沉降、贯入度和掘进比能的特征重要性排序如图 2 所示。从图 2 中可以看出, 对于 y_1 预测结果影响最大的因素为 x_3 。总推力越大, 引起的地表沉降值也越高。对

于 y_2 , 影响最大的 2 个因素分别为 x_1 和 x_2 。 x_3 、 x_6 、 x_{11} 和 x_{10} 对大盾构的贯入度影响也较大。在 y_3 的预测中, x_3 的影响最为明显。考虑到大盾构的刀盘直径大, 其姿态的变化对于土层的扰动更大, 在对地表沉降的优化中不应忽视姿态变化带来的影响。 x_{10} 和 x_{11} 是控制泥水大盾构姿态的关键指标。

综上所述, x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_{10} 和 x_{11} 这 6 个因素对于预测模型的 3 个输出变量存在较为明显的影响。因此, 通过调整这些参数, 优化模型的输出变量。

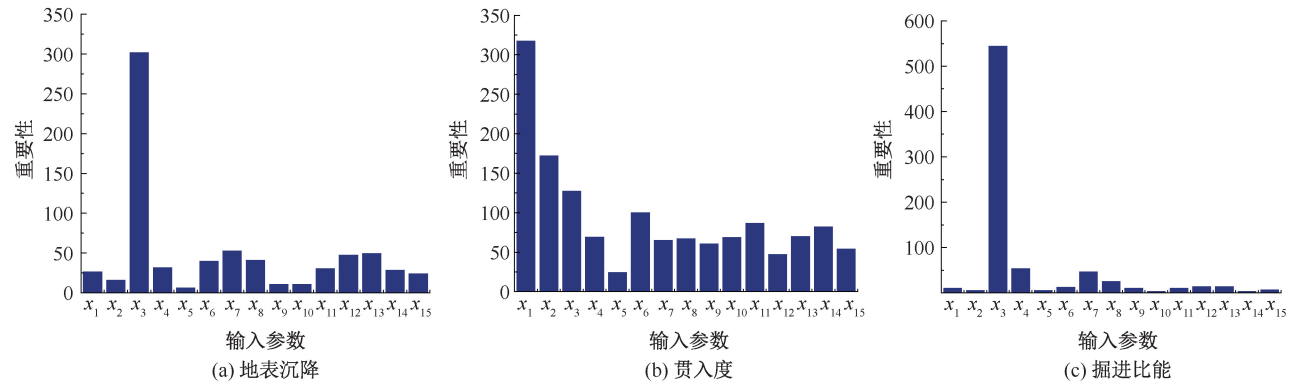


图 2 3 个输出变量的重要性排序

Fig. 2 Importance rank of three output variables

2.4 盾构施工参数多目标优化

为减少调整多个施工参数所花费的时间和成本,

基于输入参数重要性排序结果和影响分析, 选择实践中可调整的关键掘进参数进行多目标优化, 以控制地

表沉降、贯入度和能耗。结合工程实际和重要性排序结果,调整 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_{10}$ 和 x_{11} 这 6 个因素。

2.4.1 目标函数和参数范围的设定

选择地表沉降、贯入度和掘进比能作为优化项目设计的决策目标。CatBoost 算法建立的预测模型用于预测和拟合施工参数与 3 个输出变量之间的关系,得到 CatBoost 回归函数,即 $R(x_i)$ 。将回归函数作为 MOEAD 优化的适应度函数。基于回归函数的地表沉降、贯入度和掘进比能的目标函数集获得:

$$\begin{cases} \min f_1 = \min(R(x_i)) \\ \max f_2 = \max(R(x_i)) \\ \min f_3 = \min(R(x_i)) \end{cases} \quad (5)$$

在参数优化设计中,为使生成的盾构参数组合具备合理性与可行性,需要根据工程实际情况和相关规范设置每个决策变量的极限范围。由于对运行参数的取值没有明确要求,因此,根据工程实践和各种盾构模型中使用的合理参数范围,设

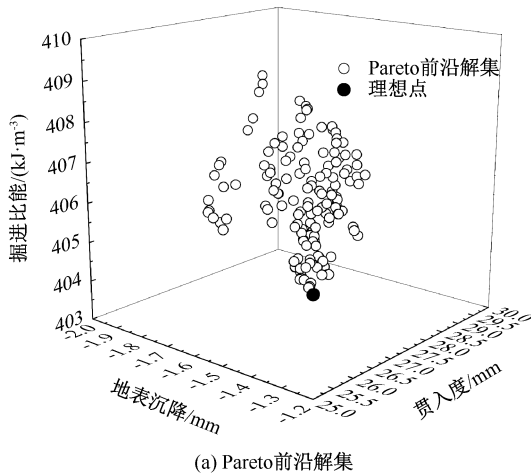


图 3 Pareto 前沿解集和理想点

Fig. 3 Pareto front solution set and ideal point

表 5 优化结果汇总

Table 5 Optimization result summary

数据	地表沉降/mm	贯入度/mm	掘进比能/($\text{kJ} \cdot \text{m}^{-3}$)
原始数据平均值	-1.62	24.96	455.12
优化结果平均值	-1.42 (12.35%)	26.82 (7.47%)	406.39 (10.71%)
理想点取值	-1.33 (17.90%)	25.99 (4.13%)	404.70 (11.08%)

注:括号值代表相对于原始数据平均值的提升幅度。

MOEAD 算法得到的 Pareto 最优解是一组满足多目标优化要求的解,但实际隧道施工中通常只需要一

置初始决策变量的范围。表 2 中,原始监测数据均在设定的初始约束范围内。设定的初始参数范围见表 4。

表 4 所选施工参数范围

Table 4 Selected construction parameter range

输入参数	参数范围	输入参数	参数范围
$x_1/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	[0, 80]	$x_4/(\text{kN} \cdot \text{m})$	[0, 8 000]
$x_2/(\text{rad} \cdot \text{min}^{-1})$	[0, 7.6]	x_{10}/MPa	[0, 0.6]
$x_3/(\text{kN})$	[0, 90 000]	$x_{11}/(^{\circ})$	[-8, 8]

2.4.2 获取 Pareto 解集

以地表沉降、贯入度和掘进比能绝对值最小化为目标,采用 MOEAD 算法进行全局寻优,确定盾构施工参数的最优解。在多目标优化之前,需要确定 MOEAD 算法参数的取值。MOEAD 算法的目标数量设置为 3,种群大小设置为 1000,最大进化代数和停止代数为 60。参数设置后,运行 MOEAD 算法得到 Pareto 前沿解集和理想点,如图 3 所示,所有 Pareto 前沿解集的优化幅度汇总见表 5 和表 6。

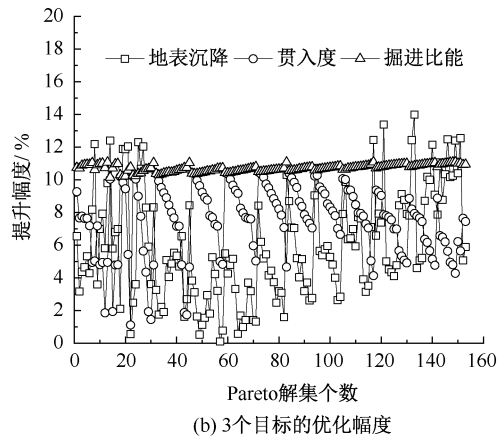


表 6 优化后的施工参数范围

Table 6 Optimized construction parameter range

参数	优化前	优化后
$x_1/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	[24.21, 36.17]	[30.80, 34.17]
$x_2/(\text{rad} \cdot \text{min}^{-1})$	[1.16, 1.28]	[1.16, 1.25]
x_3/kN	[43 313.37, 61 140.00]	[49 683, 49 880.26]
$x_4/(\text{kN} \cdot \text{m})$	[1 780.01, 4 014.84]	[2 023.65, 2 370.62]
x_{10}/MPa	[0.294, 0.368]	[0.297, 0.312]
$x_{11}/(^{\circ})$	[-10.07, 4.13]	[-5.51, 3.68]

个决策方案。因此,采用理想点法从 Pareto 解集

中选择 MOEA 算法的最优解。理想点与 Pareto 前沿上的所有解之间的距离和理想点位置计算公式为:

$$D_i = \sqrt{\left[\frac{x_i - x_E}{x_E}\right]^2 + \left[\frac{y_i - y_E}{y_E}\right]^2 + \left[\frac{z_i - z_E}{z_E}\right]^2} \quad (6)$$

$$D_E = \min(D_i) \quad (7)$$

式中: D_i 为所有点的平均值与理想点之间的距离; (x_i, y_i, z_i) 为最优 Pareto 边界点的坐标; (x_E, y_E, z_E) 为理想点的坐标; D_E 为理想点。

为达到最佳的优化效果,采用理想点法从多个 Pareto 解集中选择最优解。在调整 6 个施工参数的情况下,地表沉降、贯入度和掘进比能均能得到很好的优化和控制。与原始数据样本的平均值相比,优化后的地表沉降、贯入度和掘进比能的平均改进率分别为 12.35%、7.47% 和 10.71%。理想点的地表沉降、贯入度和掘进比能与原始数据平均值相比分别改进 17.90%、4.13% 和 11.08%。基于 Catboost-MOEA 框架的解决方案可同时减少地表沉降和能耗,并提高贯入度。

但不可忽视的是,3 个目标之间存在冲突,盾构施工作业参数与优化目标之间存在复杂的关系。从表 5 中可以发现,理想点取值的地表沉降优化率高于整体优化平均值,但理想点取值对于贯入度的优化率却比优化结果平均值更低。因此,3 个目标之间存在冲突,很难同时实现多个目标的优化,在实际

工程中,需要结合现场需求进行相应调整。

3 结 论

1) 基于 CatBoost 算法构建的预测模型在大直径泥水盾构中的预测性能良好,可准确预测地表沉降、贯入度和掘进比能等目标参数。地表沉降、贯入度和掘进比能这 3 个输出变量的 R^2 值分别为 0.917、0.936 和 0.988,预测精度较高。CatBoost 算法在大盾构的相关预测研究中有较好的潜力。

2) 基于 CatBoost 算法构建的预测模型对大直径泥水盾构施工参数的重要性排序显示,地表沉降和掘进比能受总推进力的影响最为显著,贯入度受推进速度和刀盘转速的影响最为显著。在实际工程中需要重点关注这些参数的变化。

3) CatBoost-MOEA 混合算法可有效优化地表沉降、贯入度和掘进比能。与原始数据的平均值相比,同时调整 6 个施工参数的优化结果对地表沉降、贯入度和掘进比能的平均值优化幅度分别为 12.35%、7.47% 和 10.70%。

4) 尽管 CatBoost-MOEA 算法在所选研究区段取得了良好的预测结果和优化效果,但由于获取的地表沉降监测数据有限,难以对 CatBoost-MOEA 算法在不同地质和施工条件下的优化效果作进一步考察。因此,在后续研究中,还需要更多地监测数据全面评估 CatBoost-MOEA 算法的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] DING Zhi, ZHANG Mobao, ZHANG Xiao, et al. Theoretical analysis on the deformation of existing tunnel caused by under-crossing of large-diameter slurry shield considering construction factors[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2023, 133: DOI:10.1016/j.tust.2022.104913.
- [2] 叶万军,成炜康,陈笑楠,等. 砂卵石地层大直径盾构工程地表沉降深度学习预测[J]. *中国安全生产科学技术*, 2023, 19(8): 124-129.
YE Wanjun, CHENG Weikang, CHEN Xiaonan, et al. Deep learning and prediction on surface subsidence of large-diameter shield project in sandy cobble stratum[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2023, 19(8): 124-129.
- [3] 翟淑芳,杜红坤,岳奇超,等. 基于特征粒径的盘形滚刀破岩最优贯入度分析[J]. *现代隧道技术*, 2023, 60(4): 147-152, 162.
ZHAI Shufang, DU Hongkun, YUE Qichao, et al. Analysis of the optimal penetration of disc cutter in rock breaking based on Characteristic particle size[J]. *Modern Tunnelling Technology*, 2023, 60(4): 147-152, 162.
- [4] 张仁贤. 泥水盾构掘进功率自适应控制技术[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
ZHANG Renxian. Research on power adaptive control technology of slurry shield driving head[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [5] 朱才辉,李宁. 地铁施工诱发地表最大沉降量估算及规律分析[J]. *岩石力学与工程学报*, 2017, 36(增 1): 3 543-3 560.
ZHU Caihui, LI Ning. Estimation and regularity analysis of maximal surface settlement induced by subway construction[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2017, 36(S1): 3 543-3 560.
- [6] 王超,刘红中,王乐乎,等. 基于线性回归法的 TBM 滚刀贯入度预测研究[J]. *隧道建设:中英文*, 2021, 41(增 1): 207-215.
WANG Chao, LIU Hongzhong, WANG Lehu, et al. Penetration prediction of disc cutter of tunnel boring machine based on linear regression method [J]. *Tunnel Construction*, 2021, 41(S1): 207-215.

- [7] 张焱. 土压平衡盾构机掘进系统能耗优化控制[D]. 抚顺: 辽宁石油化工大学, 2020.
ZHANG Yao. Optimization control of energy consumption in tunneling system of earth pressure balance shield tunneling machine[D]. Fushun: Liaoning Petrochemical University, 2020.
- [8] PECK R B. Deep excavations and tunnelling in soft ground[C]. The 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, 1969:225-290.
- [9] LIU Xinrong, SULIMAN Lojain, ZHOU Xiaohan, et al. Settlement characteristic due to excavate parallel tunnels in a fill-rock slope: model test and numerical analysis [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2022, 55 (11): 7 125-7 143.
- [10] LI Liping, SUN Shanggu, WANG Jing, et al. Development of compound EPB shield model test system for studying the water inrushes in karst regions[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 101: DOI:10.1016/j.tust.2020.103404.
- [11] GUO Kai, ZHANG Limao. Data-driven optimization for mitigating tunnel-induced damages[J]. Applied Soft Computing, 2022, 115: DOI:10.1016/j.asoc.2021.108128.
- [12] 方诗圣, 苏一恒, 林彤彤, 等. 基于机器学习的盾构掘进地表沉降回归预测模型[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版, 2023, 46(9): 1 224-1 229.
FANG Shisheng, SU Yiheng, LIN Tongtong, et al. Regression prediction model of shield tunneling-induced ground settlement based on machine learning algorithms[J]. Journal of Hefei University of Technology: Natural Science, 2023, 46(9): 1 224-1 229.
- [13] SHAN Feng, HE Xuzhan, ARMAGHANI D J, et al. Success and challenges in predicting TBM penetration rate using recurrent neural networks [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2022, 130: DOI: 10.1016/j.tust.2022.104728.
- [14] ELBAZ K, YAN Tao, ZHOU Annan, et al. Deep learning analysis for energy consumption of shield tunneling machine drive system[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2022, 123: DOI:10.1016/j.tust.2022.104405.
- [15] 吴贤国, 冯宗宝, 刘俊, 等. 基于 RF-NSGA-II 的盾构施工地表沉降安全控制多目标优化[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(8): 45-51.
WU Xianguo, FENG Zongbao, LIU Jun, et al. Multi-objective optimization of surface settlement safety control during shield construction based on RF-NSGA-II [J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(8): 45-51.
- [16] 曾铁梅, 王金峰, 吴贤国, 等. 盾构下穿既有隧道位移控制施工参数多目标优化[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(2): 98-104.
ZENG Tiemei, WANG Jinfeng, WU Xianguo, et al. Multi-objective optimization of displacement of shield tunneling underpass existing tunnel based on GA-LSSVM combining NSGA-II [J]. Railway Standard Design, 2022, 66(2): 98-104.
- [17] 鲁宇明, 史册, 黎明, 等. 基于改进 MOEAD 算法的零件加工布局优化研究[J]. 机械设计, 2021, 38(5): 49-56.
LU Yuming, SHI Ce, LI Ming, et al. Research on optimization of parts processing layout based on the improved MEAD algorithm[J]. Journal of Machine Design, 2021, 38(5): 49-56.
- [18] PROKHORENKOVA L, GUSEV G, VOROBEV A, et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features[C]. The 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems, 2018: 6 639-6 649.
- [19] ZHANG Qingfu, LI Hui. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [20] 刘茜. 基于智能方法的盾构施工参数预测和优化控制[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
LIU Xi. Prediction and optimal control of shield construction parameters based on intelligent methods[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [21] KIM D K, KWON K, PHAM K, et al. Surface settlement prediction for urban tunneling using machine learning algorithms with Bayesian optimization [J]. Automation in Construction, 2022, 140: DOI: 10.1016/j.autcon.2022.104331.
- [22] CHEN Renpeng, ZHANG Pin, WU Huaina, et al. Prediction of shield tunneling-induced ground settlement using machine learning techniques[J]. Frontiers of Structural and Civil Engineering, 2019, 13(6): 1 363-1 378.
- [23] 张品. 基于机器学习算法的盾构掘进地表沉降预测及控制[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
ZHANG Pin. Prediction and control of tunneling-induced settlement using machine learning algorithms [D]. Changsha: Hunan University, 2019.
- [24] TANG Libin, NA Seonhong. Comparison of machine learning methods for ground settlement prediction with different tunneling datasets[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2021, 13(6): 1 274-89.
- [25] 阮顺领, 韩思淼, 张宁宁, 等. 基于 CNN-aGRU 融合模型的尾矿坝浸润线预测方法 [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(增 1): 119-127.
RUAN Shunling, HAN Simiao, ZHANG Ningning, et al. Prediction method of saturation line of tailings dam based on CNN-aGRU fusion model[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S1): 119-127.

作者简介: 吴贤国 (1964—),女,湖北武汉人,博士,教授,主要从事数字工程集成建设关键技术及应用、隧道工程施工与运营安全监控等方面的研究。E-mail: wuxg@hust.edu.cn。