

中文引用格式:吴贤国,刘俊,王静怡,等. 基于 CatBoost-MOEAD 的大直径泥水盾构姿态多目标预测与优化[J]. 中国安全科学学报, 2024,34(10):50-57.

英文引用格式:WU Xianguo, LIU Jun, WANG Jingyi, et al. Multi-objective prediction and optimization of large-diameter slurry shield posture based on CatBoost-MOEAD[J]. China Safety Science Journal,2024,34(10):50-57.

基于 CatBoost-MOEAD 的大直径泥水盾构姿态 多目标预测与优化*

吴贤国¹教授, 刘俊¹, 王静怡^{**1}, 覃亚伟^{1,2}

(1 华中科技大学 土木与水利工程学院, 湖北 武汉 430074;

2 武汉华中科大检测科技有限公司, 湖北 武汉 430074)

中图分类号:X948;U455

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.10.1718

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(2016YFC0800208)。

【摘要】 为避免盾构掘进过程中出现蛇形、轴线偏离等姿态异常问题影响施工安全,提出一种结合类别提升(CatBoost)算法和基于分解的多目标优化算法(MOEAD)的大直径泥水盾构姿态控制方法;构建一个盾构姿态预测模型,该模型包含19个输入参数和6个输出参数,利用CatBoost算法构建输入参数与输出参数之间的非线性映射关系;采用沙普利加性解释法(SHAP)分析输入参数对盾构姿态的影响;结合多目标优化算法构建CatBoost-MOEAD盾构姿态多目标优化模型,将所提模型运用到武汉长江大直径泥水盾构隧道工程中,分析验证所提方法的适用性和有效性。结果表明:CatBoost预测模型能够高效地预测大直径泥水盾构的姿态,其中6个盾构姿态目标的决定系数范围为0.931~0.974,均方根误差范围为0.030~0.880,误差范围为0.039~1.057;对盾构姿态影响较大的施工参数中推进组推力对盾构姿态的影响最为显著;通过研发的CatBoost-MOEAD盾构姿态多目标优化方法,盾构姿态的优化效果显著,优化率可达38.86%。

【关键词】 类别提升(CatBoost); 基于分解的多目标优化算法(MOEAD); 大直径泥水盾构; 盾构姿态; 多目标优化; 沙普利加性解释法(SHAP)

Multi-objective prediction and optimization of large-diameter slurry shield posture based on CatBoost-MOEAD

WU Xianguo¹, LIU Jun¹, WANG Jingyi¹, QIN Yawei^{1,2}

(1 School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430074, China; 2 Wuhan Huazhong University of Science and Technology Test Technology Co., Ltd., Wuhan Hubei 430074, China)

Abstract: To avoid abnormal attitude problems such as serpentine and axis deviation during shield tunneling affecting construction safety, a large-diameter slurry shield attitude control method combining CatBoost algorithm and MOEAD. A shield posture prediction model was developed with 19 input parameters and 6 output parameters, and the CatBoost algorithm was used to develop a nonlinear mapping relationship between input and output parameters. The SHAP was used to analyze the effects of input

* 文章编号:1003-3033(2024)10-0050-08; 收稿日期:2024-04-20; 修稿日期:2024-07-21

** 通信作者:王静怡(2001—),女,河南南阳人,硕士研究生,研究方向为土木工程建造与管理。E-mail: m202371810@hust.edu.cn。

parameters on shield posture. The CatBoost-MOEAD shield posture multi-objective optimization model was coupled with the multi-objective optimization algorithm. Then the proposed model performance was validated against the Wuhan Yangtze River large-diameter slurry shield tunnel project. The results showed that the CatBoost prediction model can efficiently predict the posture of large-diameter mud-water shields. The determination coefficients of the six shield posture objectives ranged from 0.931 to 0.974, the root-mean-square errors ranged from 0.030 to 0.880, and the errors ranged from 0.039 to 1.057. The thrust of the propulsion group has the most significant impact on shield attitude among the major construction parameters. The proposed CatBoost-MOEAD multi-objective optimization method for shield attitude had a great performance in optimization effect with a maximum value of 38.86%.

Keywords: categorical boosting (CatBoost); multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition (MOEAD); large-diameter slurry shield; shield posture; multi-objective optimization; Shapley additive explanations (SHAP)

0 引言

随着中国经济的快速发展,促使隧道工程技术向大断面、大纵深、长距离方向发展,大断面隧道的应用已成为国内交通建设的重要方向。由于大直径泥水盾构对环境的影响小,施工速度快,越来越多的隧道采用大直径泥水盾构施工,而大盾构及复杂地质条件使得盾构姿态控制变得困难,且异常的姿态可能引起轴线偏离、蛇行、管片损坏,甚至造成盾构机载头失稳。因此,控制大直径泥水盾构姿态显得尤为重要。

学者们对此开展了诸多研究,研究方法包括理论公式分析法、数值模拟法和智能算法。在理论公式分析方面,黄威等^[1]综合考虑地层参数、油缸推进力、地层反力和现场施工措施,建立了关于盾构水平姿态的理论模型。SUGIMOTO 等^[2]基于经验关系,建立了开挖过程中推进载荷理论模型,对黏土地面进行了盾构姿态预测以及盾构姿态参数的敏感性分析。在数值模拟法上,苏栋等^[3]通过建立大直径盾构掘进数值仿真分析模型,研究了偏转力矩与盾构机俯仰角之间的关系以及盾构机姿态变化对地层变形的影响。SUN Wei 等^[4]采用有限元方法模拟了盾构机的矫正过程,分析了矫正力矩与盾构姿态的关系,探讨了不同土体参数和埋深对矫正力矩以及盾构姿态的影响规律。鉴于大直径泥水盾构相关数据庞大,上述 2 种传统方法已不足以支持大规模数据的处理,而智能算法能够更全面地考虑各种因素,依赖庞大数据集来快速准确地预测大直径泥水盾构的姿态。曹化锦^[5]提出结合贝叶斯优化算法、随机森林算法和非支配排序遗传算法的盾构姿态优化方法。徐进等^[6]设计基于小波变换和长短期记忆神经网络的预测模型,预测未来时刻的盾构姿态参数,并通过多次试验来确定最佳参数。尽管以上研究在

盾构姿态方面取得一定成功,但仍存在一定局限。理论公式分析法主要局限于技术人员的实证分析,未能得到广泛应用;数值模拟法建立的模型相对简单,且模型参数难以获取,在实际应用中精度较低。机器学习算法成功预测盾构姿态,但对于盾构姿态的优化控制研究较为有限,且盾构姿态往往有多个优化目标,难以同时实现最佳结果。

基于此,笔者拟提出一种结合类别提升(Categorical Boosting, CatBoost)算法和基于分解的多目标优化算法(Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Decomposition, MOEAD)的大直径泥水盾构姿态预测及多目标优化方法。首先,根据工程实际数据,利用 CatBoost 算法训练,建立盾构姿态预测模型,揭示盾构姿态与输入参数之间的复杂非线性关系;然后,通过沙普利加性解释法(Shapley Additive exPlanations, SHAP)法确定了影响盾构姿态的关键优化参数;最后,将经过训练的 CatBoost 模型的预测函数作为适应度函数,采用 MOEAD 优化算法,基于所提出的优化原则,对盾构姿态进行多目标优化,以期确定最佳盾构隧道施工参数。

1 理论基础

1.1 CatBoost 预测算法

CatBoost 是一种采用梯度提升决策树框架,并能改进梯度估计方式的算法,可有效解决梯度偏差及预测偏移问题,提高模型预测精度和泛化能力。在每一轮迭代训练过程中,损失函数使用相同数据集求解每个样本的负梯度,并将负梯度作为残差近似值求解下一轮决策树,但会导致估计梯度在特征空间域中的分布相对于该域中的真实梯度分布产生偏移,从而导致过拟合。为解决该问题, CatBoost 采

用排序提升法减小梯度偏移,进而解决过拟合问题。

假设样本数据集为 $D = \{(X_k, Y_k) \mid k=1, \dots, n\}$, 特征值数量为 m 。其中, $X_k = (x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^m)$, Y_k 为目标变量的标签值, n 为序列中的样本个数。随机排序数据集中的样本,生成多个序列,其中任意一组随机序列,即 $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ 。取每个样本的类别特征,并将其转换为数值,作为该样本之前标签值的平均值,加入先验项和权重系数,针对不同样本建立相对独立模型,并根据梯度值不断训练,实现无偏梯度估计。

$$\hat{x}_{\sigma_p}^i = \frac{\sum_{j=1}^{p-1} [x_{\sigma_j}^i = x_{\sigma_p}^i] \cdot Y_j + \alpha \cdot p}{\sum_{j=1}^{p-1} [x_{\sigma_j}^i = x_{\sigma_p}^i] + \alpha} \quad (1)$$

$$[x_{\sigma_j}^i = x_{\sigma_p}^i] = \begin{cases} 1, & x_{\sigma_j}^i = x_{\sigma_p}^i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\alpha (\alpha > 0)$ 为权重因子; p 为先验项; $x_{\sigma_p}^i$ 为第 σ_p 个训练样本的第 i 个类别特征; $\hat{x}_{\sigma_p}^i$ 为 $x_{\sigma_p}^i$ 的无偏梯度估计; $x_{\sigma_j}^i$ 为每次开挖第 σ_j 个采样点的第 i 个类别特征; i 为类别特征个数; j 为采样点个数。

1.2 SHAP 可解释性分析

SHAP 是基于博弈论构建的一个加性解释模型^[7],通过计算每个特征变量对于预测结果的相对贡献来解释特征对预测值的影响,不同特征变量对于预测结果的贡献度采用 Shapely 值估计。

设第 k 个样本为 x_k ,第 k 个样本的第 q 个特征为 x_{kq} ,该样本的模型预测值为 y_k ,整个模型的基线为 y' , $f(x_{kq})$ 为第 k 个样本的第 j 个特征的 SHAP 值,则其 SHAP 值服从下式:

$$y_k = y' + f(x_{k1}) + f(x_{k2}) + \dots + f(x_{kq}) \quad (3)$$

其中, $f(x_{kq})$ 的计算方法如下。

$$f(x_{kq}) = \sum_{S \in S(k)} \frac{|S|! (|F| - |S| - 1)!}{|F|} [v(S \cup \{q\}) - v(S)] \quad (4)$$

式中: F 为包括所有特征的模型中使用的特征子集; S 为不包括特征 x_q 的模型中使用的特征子集; $v(S)$ 为特征组合 S 下的模型输出值。

对所有样本累积特征因子 q 的均值,求出特征因子 q 的 SHAP 值,见下式:

$$f(x_q) = \frac{\sum_{i=1}^M f(x_{kq})}{M} \quad (5)$$

1.3 MOEAD 优化算法

MOEAD 算法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。设 w_1, w_2, \dots, w_N 为一组均匀分布的权重向量, N 为权重向量个数, z^* 为参考点,对于帕累托前沿的逼近问题,可用切比雪夫方法分解为若干个二进制操作的标量优化子问题,其中,每个子问题的目标函数 g^r 表示如下:

$$g^r(x \mid w^j, z^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{w_i^j |f_i(x) - z_i^*|\} \quad (6)$$

$$w^j = \{w_1^j, w_2^j, \dots, w_m^j\}^T \quad (7)$$

2 项目背景

项目位于武汉市,起点为国博中心南站,横越长江,终点凌吴村站,全长 3 373.667 m。凌吴村站至国博中心南站盾构区间设计为单孔双车道隧道,采用直径 12.56 m 的大直径泥水盾构机进行盾构施工。凌吴村站至国博中心南站施工区间围岩及环境条件较为复杂,因此,对控制盾构机的姿态提出更高要求。

3 基于 CatBoost-MOEAD 的盾构姿态多目标优化

3.1 基于 CatBoost 的盾构姿态预测

3.1.1 输入输出参数的选取及数据预处理

盾构参数的选择要根据地质条件、盾构掘进机的操作特点、大量的实际工程经验和参考相关文献来选取^[8]。刀盘转速的增加会加大对土壤的扰动,从而影响盾构姿态。总推力间接反映了盾构机与开挖面之间的相互作用,增加总推力也会引起土壤扰动。推进组推力是盾构操作员修正盾构姿态的主要参数。通过合理控制注浆压力和注浆量,可以维持周围土体的稳定,减少盾构姿态影响。泥水仓液位和气垫仓压力可用于评估开挖面的稳定性,是盾构机的代表性参数。文中提出包含 19 个盾构输入参数和 6 个盾构姿态输出参数的指标体系,见表 1。通过现场实时数据记录和监测,得到盾构机的 3 000 组施工数据。

表 1 初始数据

Table 1 Initial value

变量	数据			变量	数据		
	最大值	最小值	平均值		最大值	最小值	平均值
$x_1 / (\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	32.71	28.12	30.55	$x_{14} / 10^5 \text{ Pa}$	8.59	5.46	7.04
$x_2 / (\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	1.21	0.91	1.12	$x_{15} / 10^5 \text{ Pa}$	8.94	6.43	7.70
x_3 / kN	94 708	81 493	87 378	x_{16} / m	0.16	0	0.06

续表 1

变量	数据			变量	数据		
	最大值	最小值	平均值		最大值	最小值	平均值
x_4 / kN	11 440	6 218	9 296	$x_{17} / \times 10^5 \text{ Pa}$	3.98	3.62	3.82
x_5 / kN	11 917	6 710	8 329	x_{18} / kN	30.00	26.00	27.99
x_6 / kN	23 872	13 623	18 721	$x_{19} / (^\circ)$	16.00	8.00	11.98
x_7 / kN	15 135	11 901	13 559	f_1 / mm	-18	-54	-39
x_8 / kN	20 121	12 368	16 119	f_2 / mm	54	20	37
x_9 / kN	26 715	16 386	21 353	f_3 / mm	-44	-61	-52
$x_{10} / (\text{t} \cdot \text{m}^{-3})$	1.43	1.36	1.39	f_4 / mm	50	39	45
$x_{11} / (\text{t} \cdot \text{m}^{-3})$	1.49	1.41	1.45	$f_5 / (\text{mm} \cdot \text{m}^{-1})$	-24	-29	-27
$x_{12} / (\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})$	3 026	2 142	2 578	$f_6 / (\text{mm} \cdot \text{m}^{-1})$	4.65	3.03	3.93
$x_{13} / (\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})$	3 104	2 332	2 657	—	—	—	—

施工现场的电磁噪声和强烈的机械振动可能会影响监测系统,导致异常数据过大或过小,增加模型的误差。因此,有必要处理这种异常数据来提高模型的精度。考虑到盾构机停机维修时,总推力 F 、挖掘速度 v 、刀具扭矩 T 、刀具速度 V 至少有一个值为 0。二元判别函数如下式:

$$D = F \cdot T \cdot V \cdot n \quad (8)$$

$$\text{工作状态} = \begin{cases} \text{正常工作状态,} & D \neq 0 \\ \text{非正常工作状态,} & D = 0 \end{cases} \quad (9)$$

数据归一化可以将输入数据缩放在一定范围区间内,从而消除不同指标之间的量纲对预测效率和准确性的影响。对不同目标的数据样本缩放到 $[-1, 1]$ 区间,归一化计算公式如下:

$$x_n = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times (x_q - x_p) + x_p \quad (10)$$

式中: x_n 为归一化标准值; x_i 为样本值; x_q, x_p 分别为 1 和 -1; x_{\max}, x_{\min} 分别为输入变量 x_i 的最大值和最小值。

3.1.2 CatBoost 超参数的确定

在监测获得的数据中,选取 80% 数据作为训练集训练模型,剩下 20% 数据作为测试集验证模型。为避免过拟合或欠拟合,选择合适的超参数组合是重要前提。文中提出的 CatBoost 预测模型需要调节的参数主要有 3 个:L2 正则化参数、学习率和树的

最大深度。采用贝叶斯优化方法优化 CatBoost 超参数。为确定精度最高的参数组合为 CatBoost 预测模型的最佳参数,将训练模型的均方误差损失函数作为目标函数。在优选参数前,需要给定超参数优选的初始范围,L2 正则化参数、学习率和树的最大深度设定的初始范围分别为 $[3, 9]$, $[0, 0.5]$ 和 $[4, 8]$ 。CatBoost 算法超参数优化结果见表 2。

表 2 CatBoost 在不同盾构姿态预测目标下超参数优化结果
Table 2 Hyperparameter optimization results of CatBoost under different shield posture prediction objectives

超参数	f_1 / mm	f_2 / mm	f_3 / mm	f_4 / mm	$f_5 / (\text{mm} \cdot \text{m}^{-1})$	$f_6 / (\text{mm} \cdot \text{m}^{-1})$
L2 正则化参数	4	3	8	7	9	3
学习率	0.146	0.100	0.066	0.171	0.080	0.124
树的最大深度	6	8	6	6	6	8

3.1.3 预测模型精度评估

为评价 CatBoost 模型预测精度,选取平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和决定系数 R^2 作为评价指标。其中,MAE 和 RMSE 测量预测值与实际值之间的偏差,并反映样本的分散程度。 R^2 反映变量间的拟合程度。综合考虑 3 个指标可较为全面地评价 CatBoost 模型。MAE、RMSE 和 R^2 的计算公式如下^[9]:

$$\text{MAE} = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q |\hat{y}_i - y_i| \quad (11)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^q (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^q (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

式中: \hat{y}_i 和 y_i 分别表示样本 i 的观测值和预测值; \bar{y} 为观测值的平均值; q 为数据的数量。

将模型的超参数设置为最优超参数组合,经过充分训练,BO-CatBoost 模型能够准确揭示输入参数与盾构姿态之间的非线性关系。图 1 为 6 个盾构机姿态参数的预测结果。

由图 1 可知:基于 CatBoost 建立的盾构姿态预测模型表现出优秀的预测性能和较好的泛化能力,充分学习了盾构施工参数-土体影响因素-盾构姿态参数数据库的内部特征,挖掘变形数据的变化规律,成功预测了盾构姿态的变化趋势。图 1 显示,盾构姿态预测模型的精度较高,拟合效果很好。

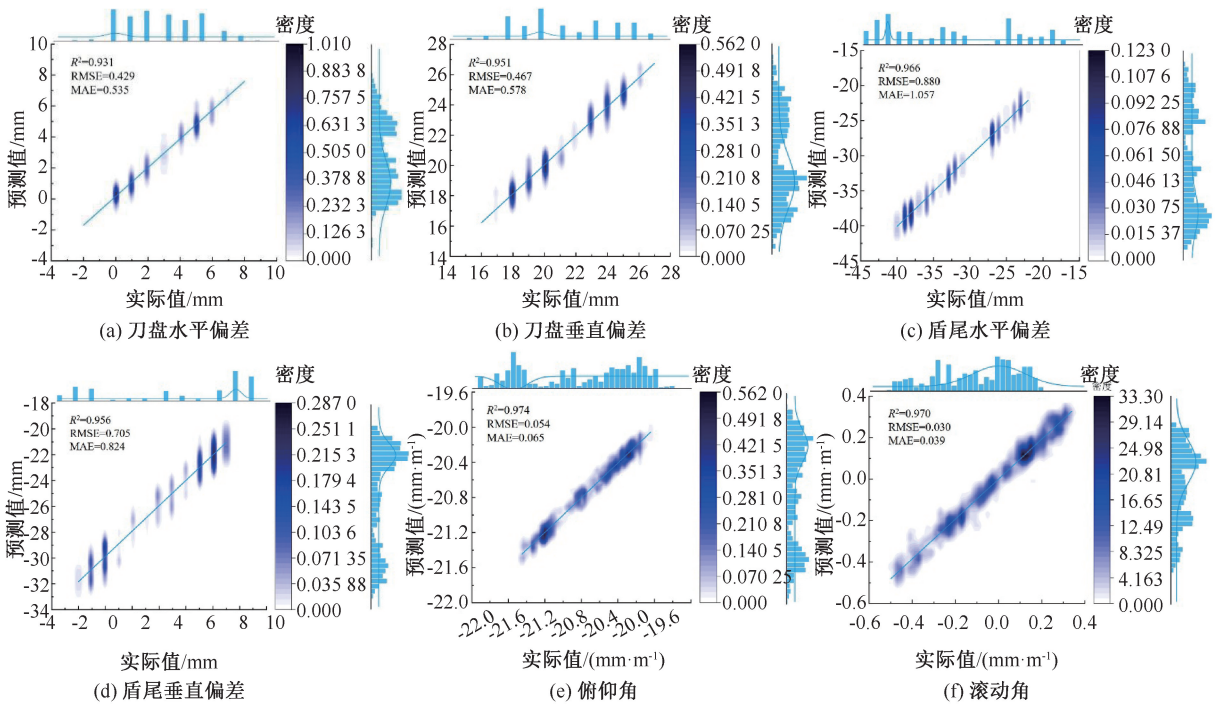


图 1 6 个盾构机姿态参数的预测结果

Fig. 1 Prediction results of six shield posture parameters

6 个盾构机姿态参数的 R^2 分别高至 0.931、0.951、0.966、0.956、0.974 和 0.970；RMSE 分别低至 0.429、0.467、0.880、0.705、0.054 和 0.030；MAE 分别低至 0.535、0.578、1.057、0.824、0.065 和 0.039。

3.1.4 预测模型比较

为证明所提出的 CatBoost 盾构姿态预测模型的优越性，在原数据集基础上，与现有数据驱动方法的预测结果对比。参考以往研究中常用的预测算法作为对比，包括逆向传播神经网络 (Back Propagation Neural Network, BPNN)，支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)，随机森林 (Random Forest, RF) 和梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)。在预测中，对每个方法都使用同样的超参数优化方法和相同的评价指标，超参数优化方法均为贝叶斯算法。盾构姿态预测目标精度比较见表 3。

表 3 盾构姿态预测精度对比

Table 3 Comparison of shield posture prediction accuracy

机器学习算法	预测精度	盾构姿态预测目标					
		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
CatBoost	R^2	0.931	0.951	0.966	0.956	0.974	0.970
	RMSE	0.429	0.467	0.880	0.705	0.054	0.030
	MAE	0.535	0.578	1.057	0.824	0.065	0.039
XGBoost	R^2	0.928	0.942	0.961	0.948	0.964	0.957
	RMSE	0.436	0.512	0.972	0.755	0.064	0.037
	MAE	0.547	0.631	1.145	0.903	0.076	0.046

续表 3

机器学习算法	预测精度	盾构姿态预测目标					
		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
RF	R^2	0.924	0.935	0.954	0.942	0.953	0.937
	RMSE	0.446	0.551	1.058	0.805	0.074	0.045
	MAE	0.562	0.669	1.241	0.948	0.087	0.056
SVM	R^2	0.916	0.925	0.946	0.930	0.944	0.926
	RMSE	0.470	0.589	1.126	0.878	0.080	0.050
	MAE	0.589	0.716	1.336	1.044	0.095	0.060
BPNN	R^2	0.908	0.920	0.937	0.913	0.929	0.916
	RMSE	0.494	0.606	1.245	0.985	0.091	0.053
	MAE	0.615	0.739	1.446	1.163	0.107	0.065

从表 3 可以看出，CatBoost 算法的 R^2 最接近 1，RMSE 和 MAE 误差最小，预测精度高于其他 4 种机器学习模型。XGBoost、RF 和 SVM 模型预测效果接近，也能较好地拟合输入因素和输出目标间的非线性映射关系，进行较为准确的预测。而 BPNN 模型预测效果最差，不能有效学习盾构姿态影响因素和盾构姿态间非线性关系，观测指标中 RMSE 和 MAE 值最大， R^2 值最小，预测精度低。

3.2 预测模型的 SHAP 分析

在分析多目标优化情景前，需要先确定每个施工参数对大盾构姿态预测模型预测结果的影响程度，从而确定多目标优化时调整的参数。依据参数的 shapely 值和样本点的颜色可分析各个参数的变

化对于大盾构姿态预测模型的影响。输入参数对盾构姿态的 SHAP 分析结果如图 2 所示。

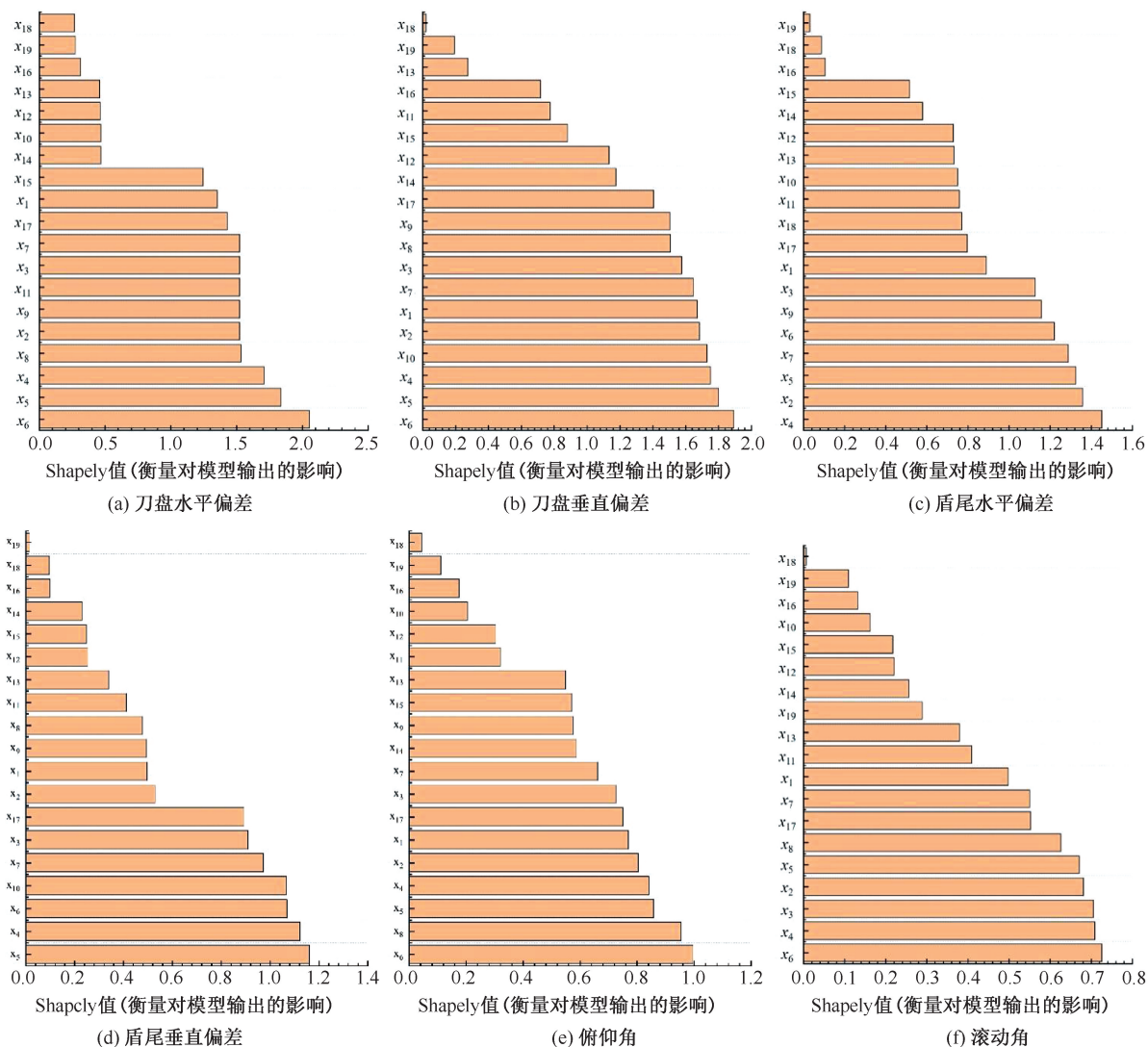


图 2 输入参数对盾构姿态的 SHAP 分析结果

Fig. 2 Effects of input parameters on shield posture SHAP analysis results

根据图 2 中每个输入参数对盾构姿态的 6 个目标的 Shapely 值排序可知:

1) 推进组推力对盾构姿态的影响最大。其次是推进速度、刀盘转速、总推力、气垫仓压力、进浆密度、排浆密度、泥水进浆流量、泥水排浆流量、右侧注浆压力和左侧注浆压力。气垫仓液位、黏聚力和内摩擦角的影响较小。从图 2 看出,6 组推进推力在 6 个盾构姿态目标中的 SHAP 值均较大,推进速度、刀盘转速、总推力和气垫仓压力的 SHAP 值也相对较大。而气垫仓液位、黏聚力和内摩擦角的 SHAP 接近 0,因此,这些参数对盾构姿态的影响作用较小。

2) 不同方向的推力对盾构姿态的 6 个目标影响不同。随着推进 A 组推力和推进 B 组推力的增

大,SHAP 值增大,刀盘水平偏差和盾尾水平偏差增大,而刀盘垂直偏差、盾尾垂直偏差、俯仰角和滚动角减小。随着推进 C 组推力的增大,SHAP 值增大,刀盘水平偏差和滚动角增大,而刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差、盾尾垂直偏差和俯仰角减小。

3.3 基于 MOEAD 的盾构姿态多目标优化

根据《盾构法隧道施工与验收规范》^[10],盾构施工时需要控制盾构机的姿态。允许偏差极限值如下:刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差和盾尾垂直偏差的允许偏差极限值为±50 mm;俯仰角和姿态角的允许偏差极限值为±30 mm/m。为保证盾构施工安全,选择偏差极限值的 80%作为施工现场的预警控制值。因此,需要将刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差和盾尾垂直偏差控制在

±40 mm 范围内,俯仰角和姿态角控制在±24 mm/m 范围内。一旦偏差超过预警值,就需要及时纠偏调整。

3.3.1 目标函数和约束条件的设定

进行多目标优化前,采用 CatBoost 算法拟合出输入参数与盾构姿态之间的关系,将引入训练好的回归函数作为优化的适应度函数。

根据 SHAP 分析结果显示,刀盘转速、总推力、推进 A—F 组推力、进浆密度、排浆密度、进浆流量和气垫仓压力对盾构姿态有显著影响。因此,调整这些参数优化大盾构姿态。为方便施工人员调整施工参数,提高施工参数的合理性和盾构施工的安全性,依据工程状况和相关规范设置粉细砂中盾构姿态输入参数的范围,见表 4。将这些参数分为 3 个情景进行调整来优化盾构姿态,见表 5。

表 4 输入参数范围

Table 4 Input parameter range

输入参数	参数范围	输入参数	参数范围
$x_2 / (r \cdot \min^{-1})$	[0.9, 1.3]	x_8 / kN	[12 000, 20 200]
x_3 / kN	[81 500, 94 800]	x_9 / kN	[16 300, 26 800]
x_4 / kN	[6 200, 12 000]	$x_{10} / (t \cdot \text{m}^{-3})$	[1.3, 1.5]
x_5 / kN	[6 200, 12 000]	$x_{11} / (t \cdot \text{m}^{-3})$	[1.3, 1.5]
x_6 / kN	[13 600, 239 000]	$x_{12} / (\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})$	[2 140, 3 030]
x_7 / kN	[12 000, 15 200]	$x_{17} \times 10^5 \text{ Pa}$	[3.3, 3.4]

表 5 各场景的调整参数

Table 5 Adjustment parameters of each scenario

场景	调整参数
场景 1	$x_2, x_3, x_4 \sim x_9, x_{10}, x_{11}$
场景 2	$x_2, x_3, x_4 \sim x_9, x_{10}, x_{11}, x_{17}$
场景 3	$x_2, x_3, x_4 \sim x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}, x_{17}$

3.3.2 获取 Pareto 最优解集

对盾构姿态的 6 个目标进行盾构施工参数的多目标优化,利用 MOEAD 算法实现盾构姿态的智能优化。利用 BO-CatBoost 算法获取的 Pareto 解集是一组符合多目标优化要求的解集。然而,在实际隧道施工中,只需要基于一个决策方案指导现场隧道的掘进,因此,采用理想点法从 Pareto 解集中选取最优方案,Pareto 前沿中各个解的点与理想点之间的距离的计算公式如下:

$$D_i = \sqrt{\sum_{i=1}^6 \left[\frac{x_i - x_E}{x_E} \right]^2} \quad (14)$$

式中: D_i 为所有点的平均值与理想点之间的距离; x_i 为最优 Pareto 前沿点对应的坐标; x_E 为理想点对应的坐标,最优点是距离最小的点,即

$$D_o = \min(D_i) \quad (15)$$

3.3.3 结果分析

以刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差、盾尾垂直偏差、俯仰角和姿态角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。在多目标优化前,需要确定的相关算法参数设置如下:迭代次数最大值为 100,种群规模为 100。按照 MOEAD 算法步骤对刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差、盾尾垂直偏差、俯仰角和姿态角进行多目标优化,得到 Pareto 最优解集。

根据 Pareto 最优解集,采用理想点法确定唯一最优解,由于 6 个优化目标的值越小越好,因此,设置理想点为 (0, 0, 0, 0, 0, 0),将点坐标代入式(14),分别计算各 Pareto 解与理想点的距离,根据式(15)选取距离最小的点作为盾构姿态多目标优化的最优解。表 6 为情景 1 中优化前后的盾构姿态。

表 6 优化前后的盾构姿态

Table 6 Shield posture before and after optimization

盾构姿态指标	初始值	优化值	优化占比/%
f_1 / mm	-39.42	-23.36	40.75
f_2 / mm	37.07	21.81	41.17
f_3 / mm	-51.97	-34.17	34.26
f_4 / mm	44.67	28.95	35.19
$f_5 / (\text{mm} \cdot \text{m}^{-1})$	-26.79	-18.63	30.48
$f_6 / (\text{mm} \cdot \text{m}^{-1})$	3.93	3.60	8.39

在情景 1 中,所提出的 CatBoost-MOEAD 盾构姿态预测优化模型能够有效减小盾构姿态偏差量。与初始盾构姿态平均值相比,多目标优化后的刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差、盾尾垂直偏差、俯仰角和姿态角分别为 23.36 mm, 21.81 mm, -34.17 mm, 28.95 mm, -18.63 mm/m, 3.60 mm/m, 其改进占比分别为 40.75%, 41.17%, 34.26%, 35.19%, 30.48% 和 8.39%。由情景 1 的优化效果可知:所提 CatBoost-MOEAD 方法可有效解决盾构姿态多目标优化问题,刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差、盾尾垂直偏差、俯仰角和姿态角均得到较好的优化。不同的输入参数对模型的效果有着一定程度的影响,表 7 为 3 个情景优化的盾构姿态。

调整更多盾构施工参数,可更大程度地提高盾构姿态优化程度。不同场景优化结果见表 7。从表 7 的最优解结果看出,情景 3 中的方案比其他情

表 7 不同场景优化结果

Table 7 Optimization results of different scenarios

场景		f_1 /mm	f_2 /mm	f_3 /mm	f_4 /mm	$f_5/(mm \cdot m^{-1})$	$f_6/(mm \cdot m^{-1})$	平均优化率/%
场景 1	优化后数值	-23.356	21.811	-34.166	28.951	-18.627	3.604	36.35
	改进占比/%	40.75	41.17	34.26	35.19	30.48	8.39	
场景 2	优化后数值	-22.205	21.705	-33.423	28.905	-18.583	3.538	37.41
	改进占比/%	43.67	41.45	35.69	35.30	30.64	10.07	
场景 3	优化后数值	-21.662	21.354	-32.148	28.572	-18.367	3.391	38.86
	改进占比/%	45.05	42.40	38.14	36.04	31.45	13.80	
平均值/%		43.16	41.67	36.03	35.51	30.86	10.75	37.54

景的优化率更高。根据优化原则,情景 3 中所选解是最接近理想点的解。表明:调整 12 个盾构施工操作参数能够达到最佳的优化效果。因此,识别和调整更多的盾构施工参数可提高盾构姿态优化效果,更好地控制盾构姿态偏差。

4 结 论

1) CatBoost 算法可准确得到输入参数与盾构姿态之间的非线性回归映射关系。采用 CatBoost 算法对工程实测数据进行训练模拟得到的预测模型的模型精度高于 BPNN、SVM、RF 和 XGBoost。6 个盾

构姿态预测目标的决定系数不低于 0.931。

2) SHAP 解释性分析确定了对盾构姿态影响较大的前 7 个盾构施工参数为推进组推力、刀盘转速、总推力、进浆密度、排浆密度、进浆流量和气垫仓压力。在优化盾构姿态时需要严格管控这 7 个盾构参数。

3) MOEAD 算法对盾构姿态进行多目标优化确定最优方案得到的刀盘水平偏差、刀盘垂直偏差、盾尾水平偏差、盾尾垂直偏差、俯仰角和姿态角分别平均减少了 43.16%、41.67%、36.03%、35.51%、30.86% 和 10.75%。优化后的盾构姿态偏差更小,盾构掘进更加稳定。

参 考 文 献

- [1] 黄威,任梦,陈培帅,等. 盾构水平姿态的理论分析模型[J]. 隧道建设:中英文, 2022, 42(1): 83-89. HUANG Wei, REN Meng, CHEN Peishuai, et al. Theoretical analysis model of shield horizontal attitude[J]. Tunnel Construction, 2022, 42(1): 83-89.
- [2] SUGIMOTO M, SRAMOON A. Theoretical model of shield behavior during excavation. I: theory [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2002, 128(2): 138-155.
- [3] 苏栋,谭毅俊,沈翔,等. 软土地层加固对盾构姿态调控及地层变形的影响研究[J]. 现代隧道技术, 2023, 60(2): 138-148,167. SU Dong, TAN Yijun, SHEN Xiang, et al. A study on impact of soft soil stratum reinforcement on the attitude regulation of shield machine and stratum deformation[J]. Modern Tunnelling Technology, 2023, 60(2): 138-148,167.
- [4] SUN Wei, YUE Ming, WEI Jian. Relationship between rectification moment and angle of shield based on numerical simulation [J]. Journal of Central South University, 2012, 19(2): 517-21.
- [5] 曹化锦. 基于机器学习和非支配排序遗传算法的盾构姿态预测与优化[J]. 铁道建筑, 2023, 63(7): 93-97. CAO Huajin. Prediction and optimization of shield posture based on machine learning and non-dominated sorting genetic algorithm[J]. Railway Engineering, 2023, 63(7): 93-97.
- [6] 徐进,林良宇,章龙管,等. 基于深度学习的盾构掘进姿态预测模型[J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18(增 2): 813-821. XU Jin, LIN Liangyu, ZHANG Longguan, et al. Prediction model of shield tunneling attitude based on deep learning[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2022, 18(S2): 813-821.
- [7] SCAVUZZO C M, SCAVUZZO J M, CAMPERO M N, et al. Feature importance: Opening a soil-transmitted helminth machine learning model via SHAP [J]. Infectious Disease Modelling, 2022, 7(1): 262-276.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] GB 50446—2017,盾构法隧道施工与验收规范[S]. GB 50446—2017, Code for construction and acceptance of shield tunnelling method[S].

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.