

DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20240814001

文章编号: 1672-9331(2025)01-0049-13

引用格式: 石茂林, 邓梦楠, 张丽, 等. 数据与机理融合的盾构土压预测与协同优化[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2025, 22(1): 49-61.

Citation: SHI Maolin, DENG Mengnan, ZHANG Li, et al. Earth pressure prediction and collaborative optimization of shield machine based on integration of data and mechanism[J]. J Changsha Univ Sci Tech (Nat Sci), 2025, 22(1): 49-61.

数据与机理融合的盾构土压预测与协同优化

石茂林^{1,2}, 邓梦楠¹, 张丽³, 孙清超⁴

(1. 江苏大学 农业工程学院, 江苏 镇江 212013; 2. 江苏大学 机械工程学院, 江苏 镇江 212013; 3. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013; 4. 大连理工大学 机械学院, 辽宁 大连 116024)

摘要:【目的】针对土压平衡盾构实测数据样本分布不均导致土压预测模型精度不高的问题, 引入机理模型数据, 构建数据与机理融合的盾构土压预测模型。【方法】首先, 基于岩土力学建立盾构土压的机理模型, 利用多种多保真度代理模型, 将实测数据与机理模型数据进行融合, 构建土压预测模型。然后, 通过对比分析确定最优的盾构土压预测模型, 实现实测数据与机理模型的优势互补。最后, 提出了盾构土压多目标协同优化策略, 实现了盾构多点土压的协同优化。【结果】盾构土压预测结果表明, 相比于仅基于实测数据的预测模型, 机理模型数据的引入能够大幅提升预测精度, 预测结果的最优决定系数由0.941提升至0.977; 盾构多点土压优化试验结果表明, 优化后土压的整体均方根误差显著降低, 降幅约为14.47%。【结论】机理模型数据的引入能够提高盾构土压预测模型的精度。不同点位土压的变化幅度在经过协同优化后大幅缩小, 为盾构土压的预测与优化提供了新方法。

关键词: 盾构; 土压; 预测; 实测数据; 机理模型; 协同优化

中图分类号: U455.43; TP181; TH122 **文献标志码:** A

Earth pressure prediction and collaborative optimization of shield machine based on integration of data and mechanism

SHI Maolin^{1,2}, DENG Mengnan¹, ZHANG Li³, SUN Qingchao⁴

(1. School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 4. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: [Purposes] In order to solve the problem that the measured sample data of earth pressure balance of shield machines are unevenly distributed, resulting in low accuracy of the earth pressure prediction model, mechanism model data were introduced to construct an earth pressure prediction model of shield machines based on the integration of data and mechanism. [Methods] The mechanism model of the earth pressure of shield machines was established based on geotechnical mechanics. The earth pressure prediction model was established by integrating the

收稿日期: 2024-08-14; 修回日期: 2024-09-12; 接受日期: 2024-11-21

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC3802304); 博士后基金面上项目(2022M711388); 特殊服役环境的智能装备制造国际科技合作基地开放基金资助项目(ISTC2022KF03); 江苏大学高层次人才启动基金资助项目(20JDG068)

通信作者: 石茂林(1990—)(ORCID: 0000-0002-2599-6401)男, 助理研究员, 主要从事隧道掘进机(盾构)大数据与优化设计方面的研究。E-mail: maolin@ujs.edu.cn

mechanism model data and the measured data using several multi-fidelity surrogate models. Then, the complementary advantages of the measured data and the mechanism model data were fused by comparing the optimal earth pressure prediction model of shield machines. Finally, a multi-objective collaborative optimization strategy for the earth pressure of shield machines was proposed, which realized the collaborative optimization of the earth pressure of shield machines in different directions. **[Findings]** The prediction results of the earth pressure of shield machines show that compared with the prediction model based only on measured data, the introduction of the mechanism model data greatly improves the prediction accuracy, and the optimal coefficient of determination of prediction results is increased from 0.941 to 0.977. The optimization test results of the earth pressure of shield machines in different directions show that the overall root mean square error of the optimized earth pressure is significantly reduced, with a decrease of about 14.47%. **[Conclusions]** Introducing mechanism model data can improve the accuracy of the earth pressure prediction model of shield machines. The variation range of earth pressure in different directions has been greatly reduced after collaborative optimization, which provides new methods for earth pressure prediction and collaborative optimization of shield machines.

Key words: shield machine; earth pressure; prediction; measured data; mechanism model; collaborative optimization

Foundation items: Project (2022YFC3802304) supported by the National Key R&D Program of China; Project (2022M711388) supported by China Postdoctoral Science Foundation; Project (ISTC2022KF03) supported by the Open Fund Project of China International Science and Technology Cooperation Base on Intelligent Equipment Manufacturing in Special Service Environment; Project (20JDC068) supported by Senior Talent Start-up Fund of Jiangsu University

Corresponding author: SHI Maolin (1990—) (ORCID: 0000-0002-2599-6401), male, assistant researcher, research interest: big data, optimization and design of tunnel boring machine (shield machine).

E-mail: maolin@ujs.edu.cn

0 引言

盾构是用于城市地铁、公路铁路中的隧道、地下管廊等工程施工的重大装备,具有施工效率高、作业安全性高、环境危害性小等优点,被广泛应用于隧道建设领域^[1-2]。近年来,随着传感器、物联网等技术的快速发展,盾构的运行监测日趋完善,同时盾构掘进现场的大量实测数据不断累积。为此,众多专家学者和工程人员开展了数据建模与分析的相关研究,提高了盾构选型的准确性,优化了盾构设计,增强了盾构分析的能力,并提高了运维水平^[3-4]。

盾构实测数据研究可以归纳为以下三个方面:1) 盾构掘进参数预测;2) 盾构运行状态估计;

3) 地质工况预测。盾构掘进参数(土压、贯入度等)预测是其中的热点和重点,也是运行状态分析与地质工况预测的基石。早期盾构掘进参数预测基于地质参数展开,重点在于如何精准地构建出地质参数与掘进参数之间的回归方程。地质数据来源于地质勘探报告,其样本和精度有限,因此模型预测时间尺度较大,以月、周为主,难以用于盾构运行与调控。近年来,研究人员围绕盾构实测数据,将机器学习、深度学习等大数据建模与分析技术中的支持向量回归^[5]、随机森林^[6]、深度神经网络^[7]、循环神经网络^[8]等方法引入其中,以挖掘和分析数据内部隐含的关键信息和映射关系^[5-8]。然而,盾构实测数据源于隧道掘进现场,因装备操作要服务于隧道施工,数据多呈现偏峰、非均匀分布。现有数据建模方法多是基于样本在空间均匀

分布的假设提出的,这导致基于实测数据建立的预测模型在样本未覆盖空间的预测精度不高。在盾构设计、分析和施工过程中,专家学者和工程人员基于岩土力学、结构力学等理论建立了盾构掘进过程的机理模型,并将其用于盾构选型、设计与运维中。虽然机理模型与实际工况存在一定差异,保真度较低,但与装备实际作业状态仍具有相关性,故可根据具体需求生成数据^[9]。相比于机理模型,实测数据源于盾构掘进作业现场,更贴合真实掘进场景,而机理模型可按试验设计生成数据,但存在模型精度不高的不足。由此可知,机理模型与实测数据在各自的优势上相互补充,机理模型数据是提高实测数据预测模型精度的潜在有效手段。

土压平衡盾构是盾构的主要类型之一(另一种为泥水平衡盾构),其通过螺旋输送机来控制渣土排出速度,利用土塞效应在掘进面上实现压力平衡,具有系统结构简单、总装和始发需求空间小、环境影响小等优点。在实际应用中,土压平衡盾构存在土压难以精准预测与调控的问题,这容易引发掘进面失稳、地表隆起或沉降,进而威胁地表建筑安全^[10-11]。为了在施工过程中保持土压相对恒定,需要对土压进行预测与调控。在既往研究过程中,研究人员基于岩土力学等理论方法提出了多种土压预测模型,例如:李守巨等^[12]、王志云等^[13]基于渣土应力-应变本构关系建立了土压预测模型,发现非线性本构模型能够显著提高土压预测精度;张潮等^[14]基于 Duncan-Chang 土体非线性本构关系建立了土压的物理数学表达式,给出了土压传统比例-积分-微分控制(proportional-integral-derivative control, PID)和模糊 PID 的控制策略;胡梦涛等^[15]通过对掌子面进行力学分析,推导了土压的计算公式,分析了隧道埋深比、掘进速度对土压的影响规律。上述研究为土压预测提供了模型基础,但多对渣土特性进行简化,这导致模型预测结果与实际掘进现场情况存在差异。此外,部分研究人员利用大数据技术,建立了基于实测数据的土压预测模型,例如:成晓元^[16]采用长短周期记忆神经网络(long-short term memory, LSTM)建立了土压预测模型,并基于模糊推理建立了螺旋输送机的调控策略;黄新杰^[17]采用门控循环神

经网络建立了土压预测模型,分析和验证了该模型预测控制方法在土压调控中的可行性;刘宣宇等^[18]提出了基于启发式动态规划的土压平衡优化控制方法,分别通过模型神经网络和执行神经网络来建立土压预测与优化调控模型。综上所述,通过实测数据能够有效估计盾构的土仓压力,但上述研究并未考虑实测数据在样本空间分布不均匀的实际情况。

本文针对土压平衡盾构实测数据建模过程中存在的实际问题与工程需求,提出机理模型与实测数据融合的盾构土压预测方法。该方法通过学习保真度较高的实测数据(高保真度数据)与保真度较低的机理模型数据(低保真度数据)的相关关系,来提升盾构土压的预测精度。此外,本研究通过盾构土压预测与协同优化试验对预测结果进行验证与分析。

1 多保真度代理模型

本文基于多保真度代理模型(multi-fidelity surrogate model, MFS)建立数据与机理融合的盾构土压预测模型。多保真度代理模型源于代理模型(surrogate model)。代理模型是通过一定的数学方法刻画输入对输出的映射关系,以替代真实物理模型一类方法的统称。构建代理模型时,可以采用的方法包括支持向量回归(support vector regression, SVR)、克里金法(Kriging method, KRG)、径向基函数(radial basis function, RBF)等。多保真度代理模型是用于不同保真度数据耦合建模的代理模型。在多保真度代理模型中,训练数据包含高、低两类保真度数据,其中高保真度数据的精度及获取成本均较高,低保真度数据的精度、获取成本均较低。通过低保真度数据学习输入与输出的整体变化趋势,基于高、低保真度数据的相关关系对输出进行修正,进而给出更为精准的输出预测结果。基于KRG、RBF、SVR等的代理模型是目前最具代表性的多保真度代理模型。这些代理模型的简要介绍如下。

1.1 基于克里金法的多保真度代理模型

基于克里金法的多保真度模型(Co_KRG)^[19]假设输入为

$$\mathbf{X} = (\mathbf{X}^c, \mathbf{X}^e)^T = (x_1^c, \dots, x_n^c, x_1^e, \dots, x_m^e)^T \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}^c$ 、 $\mathbf{X}^e$ 分别为低保真度与高保真度的输入; n 为低保真度数据的样本容量; m 为高保真度数据的样本容量。对应的输出如式(2)所示:

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}^c, \mathbf{Y}^e)^T = (y_1^c, \dots, y_n^c, y_1^e, \dots, y_m^e)^T \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Y}^c$ 、 $\mathbf{Y}^e$ 分别为低保真度与高保真度的输出。

Co_KRG采用式(3)所示的函数描述低保真度数据与高保真度数据之间的相关关系。

$$Z_c(\mathbf{x}) = \rho Z_e(\mathbf{x}) + Z_d(\mathbf{x}) \quad (3)$$

式中: $Z_c(\mathbf{x})$ 、 $Z_e(\mathbf{x})$ 和 $Z_d(\mathbf{x})$ 依次代表低保真度数据、高保真度数据、二者差值的高斯过程; ρ 为系数。

根据式(1)~(3),得协方差矩阵 $\mathbf{R}$,如式(4)所示:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_c^2 \mathbf{K}_c(\mathbf{X}^c, \mathbf{X}^c) & \rho \sigma_c^2 \mathbf{K}_c(\mathbf{X}^c, \mathbf{X}^e) \\ \rho \sigma_c^2 \mathbf{K}_c(\mathbf{X}^e, \mathbf{X}^c) & \rho \sigma_c^2 \mathbf{K}_c(\mathbf{X}^e, \mathbf{X}^e) + \sigma_d^2 \mathbf{K}_d(\mathbf{X}^e, \mathbf{X}^e) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 如式(5)所示:

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\sum_{k=1}^p \theta_k \|x_{i,k} - x_{j,k}\|_2^2) \quad (5)$$

式中: θ_k 表示第 k 个超参数; $x_{i,k}$ 表示第 i 个数据的第 k 个变量; $x_{j,k}$ 表示第 j 个数据的第 k 个变量; p 表示输入向量 $\mathbf{x}$ 的维度。

采用极大似然法对参数 θ^c 、 θ^d 、 σ_c^2 、 σ_d^2 、 ρ ,以及高斯随机过程 $Z_c(\mathbf{x})$ 和 $Z_d(\mathbf{x})$ 的均值 μ_c 和 μ_d 进行估计。其输出预测值如式(6)所示:

$$\mathbf{y}^e = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}}{\mathbf{1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{1}} + \mathbf{r}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{1} \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}}{\mathbf{1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{1}}) \quad (6)$$

其中,

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} \hat{\rho} \hat{\sigma}_d^2 \mathbf{K}_c(\mathbf{X}^c, \mathbf{x}) \\ \hat{\rho} \hat{\sigma}_c^2 \mathbf{K}_c(\mathbf{X}^e, \mathbf{x}) + \hat{\sigma}_d^2 \mathbf{K}_d(\mathbf{X}^e, \mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

1.2 基于径向基函数的多保真度代理模型

基于径向基函数的多保真度代理模型(Co_RBF)^[20]回归方程如式(8)所示:

$$\hat{\mathbf{y}}^e = \gamma \hat{\mathbf{y}}^c + \hat{\mathbf{y}}^d \quad (8)$$

式中: γ 为比例因子; $\hat{\mathbf{y}}^e$ 为高保真度输出的估计值; $\hat{\mathbf{y}}^c$ 为低保真度数据的估计值; $\hat{\mathbf{y}}^d$ 为高保真与低保真度数据估值间的差值。假定低保真度数据与高保真度数据无关,由如下公式(9)估计低保真度径向

基函数模型的相关参数 ω_d^T 。

$$\omega_d^T = \Phi^{-1} \cdot (\mathbf{Y}^d - \gamma \mathbf{Y}^e) \quad (9)$$

式中: Φ 为径向基函数组成的矩阵。

本文采用的径向函数如(10)所示:

$$\Phi(\tau) = \exp(-\frac{\tau}{\sigma^2}) \quad (10)$$

式中: τ 为样本点的欧氏距离; σ 为缩尺参数。

给定比例因子 γ ,在获得低保真度径向基函数模型后,通过式(9)获得 $\mathbf{y}^d$ 的多保真度代理模型参数,再通过式(8)即可获得输出估计值。通过最小化高保真度训练数据的输出预测误差,获得参数 γ 的最优值,即可得到最终的基于径向基函数的多保真度代理模型。

1.3 基于支持向量回归的多保真度代理模型

在支持向量回归的多保真度代理模型(Co_SVR)^[21]中,构建线性回归方程,如式(11)所示:

$$|y_i - \omega^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b| \leq \varepsilon \quad (11)$$

式中: $\varphi(\mathbf{x}_i)$ 为从低维空间向高维空间的映射; ω 为权重向量; b 为线性模型的偏置项; ε 为回归误差; y_i 为输出变量。

构建的损失函数如式(12)所示:

$$L = \omega^T \cdot \omega \quad (12)$$

构建最小化优化求解列式,如式(13)所示:

$$\begin{aligned} & \text{Minimum } \omega^T \cdot \omega \\ \text{s.t. } & y_i - \omega^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b \leq \varepsilon, \omega^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b - y_i \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (13)$$

得对偶问题如式(14)所示:

$$\begin{aligned} & \min \left(\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) + \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) \right) \\ & \text{s.t. } \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ & \alpha_i, \alpha_i^* \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

式中: α_i 、 α_j 、 α_i^* 、 α_j^* 为拉格朗日乘子; $\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数相关矩阵,如式(15)所示。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}(\mathbf{x}^c, \mathbf{x}^c) & \mathbf{K}(\mathbf{x}^c, \mathbf{x}^e) \\ \mathbf{K}(\mathbf{x}^e, \mathbf{x}^c) & \mathbf{K}(\mathbf{x}^e, \mathbf{x}^e) \end{bmatrix} \quad (15)$$

核函数各元素计算方法参考文献[21]。采用线性规划求解 α_i^* 、 α_i ,得最终回归方程为

$$y = \sum_{i=1}^{n+m} (\alpha_i^* - \alpha_i) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (16)$$

其中,

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \begin{cases} \hat{\rho} \hat{\sigma}_c^2 K_c(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) & (1 \leq i \leq n) \\ \hat{\rho} \hat{\sigma}_c^2 K_c(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \hat{\sigma}_d^2 K_d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) & (n+1 \leq i \leq m) \end{cases} \quad (17)$$

2 数据与机理融合的土压预测

2.1 机理模型

在盾构掘进施工过程中,土压过大/过小会导致地表隆起/沉降。研究人员普遍认为盾构土压的动态变化主要受推进速度与螺旋输送机转速的影响。本文引入李守巨等^[12]、王志云等^[13]构建的土压变化预测公式作为土压的机理模型,如式(18)所示:

$$P(\Delta t) = \frac{E_s}{V_c} (AV - \frac{A_s W_s h \eta}{2\pi}) \Delta t \quad (18)$$

式中: $P(\Delta t)$ 为土压在时间 Δt 中的动态变化; E_s 为渣土等效切线变形模量; V_c 为土仓容积; A 为盾构横截面积; V 为盾构推进速度; A_s 为螺旋输送机有效排土面积; W_s 为螺旋输送机转速; h 为螺旋输送机的螺距; η 为螺旋输送机的排土效率。对于同一盾构, V_c 、 A 、 h 、 A_s 均为定值。当作业环境一定时, η 和 E_s 一定。因此, $P(\Delta t)$ 主要由 W_s 和 V 决定。

2.2 机理与实测数据

盾构实测数据来自国内某地铁标段盾构工程,其中断面直径为6.00 m,刀盘开口率为30%,数据来源的环段埋深为20.08 m。该标段地质为第四系残积层砂质黏性土。选取盾构土仓上部压力变化值(当前时刻的土压与上一时刻的差值)作为预测目标,并以当前时刻的螺旋输送机转速及上一时刻的推进速度作为实测数据的输入。由于螺旋输送机排土效率 η 和渣土等效切线变形模量 E_s 随地质工况的改变而变化,而低保真度代理模型精度要求不高,只要能够反映真实模型的大致趋势即可,故在参考文献[12-13, 22-23]取常见值,即 $\eta=0.88$ 、 $E_s=140$ kPa。螺旋输送机转速 W_s 及推进速度 V 由拉丁超立方方法抽样获得。基于代理模型,并结合之前的研究和实践经验可知,一般样本容量为输入参数数目的5~10倍以上,即能保证代理模型的训练精度,因此低保真度训练数据样本容量为30。本研究选取连续施工60 s的实测数

据作为测试数据,并选取施工前的实测数据作为实测训练数据。为确定实测训练数据的适宜样本容量,本研究依次选取测试数据前的10、20、30、40、50和60 s的实测数据(采样频率为1.0 Hz)作为实测训练数据。试验方案如表1所示。

表1 机理与实测训练数据组成

Table 1 Composition of mechanism data and measured training data

试验	训练数据样本容量		测试数据 样本容量(实测)
	机理	实测	
1	30	10	60
2	30	20	60
3	30	30	60
4	30	40	60
5	30	50	60
6	30	60	60

2.3 试验结果与分析

基于实测与机理训练数据建立多保真度预测模型,基于实测训练数据建立单保真度预测模型,预测当前时刻土压与前一时刻的差值 $P(\Delta t_i)$,基于上一时刻土压 P_{i-1} 获取当前时刻土压 P_i ,如式(19)所示:

$$P_i = P(\Delta t_i) + P_{i-1} \quad (19)$$

采用决定系数 R^2 评价模型的预测精度,如式(20)所示:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^w (P_i - \hat{P}_i)^2}{\sum_{i=1}^w (P_i - \bar{P}_i)^2} \quad (20)$$

式中: w 为测试集样本数; P_i 为样本真实预测值; $\bar{P}_i$ 为样本真实预测值的均值; $\hat{P}_i$ 为模型预测值。 R^2 越接近于1,表明模型预测精度越高。除本文第1节介绍的建模方法外,本研究进一步对比了近期文献中关于盾构土压预测所使用的方法,即LSTM和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU),试验结果如表2所示。

径向基函数(RBF)、基于径向基函数的多保真度模型(Co_RBF)、克里金法(KRG),以及基于克里金法的多保真度代理模型(Co_KRG),在部分试验中未能给出预测结果或 R^2 为负值。如本文第1节所述,上述方法需要进行严格的矩阵求逆,但实测数据样本点在样本空间中过于相近,导致矩

表2 不同模型预测结果的决定系数

Table 2 Coefficient of determination of prediction results of different models

试验	不同模型预测结果的决定系数 R^2							
	Co_SVR	Co_KRG	Co_RBF	SVR	KRG	RBF	LSTM	GRU
1	0.961	0.920	—	0.917	0.678	0.941	0.922	0.919
2	0.973	0.931	—	0.924	0.689	0.939	0.927	0.926
3	0.977	0.936	—	0.934	0.702	0.940	0.932	0.930
4	0.974	0.941	—	0.921	0.698	0.932	0.937	0.931
5	0.969	0.921	—	0.924	0.688	—	0.926	0.927
6	0.973	—	—	0.923	—	—	0.929	0.923

注:“—”表示未给出预测结果或 R^2 为负值。

阵求逆不稳定,甚至无法给出矩阵求逆的计算结果。从表2可以看出,随着实测训练数据样本容量的增加,基于实测数据的预测模型、基于实测与机理数据的预测模型的精度均有所增加,在实测数据样本容量为30~40时达到最佳,并在之后保持相对稳定。出现此种现象的主要原因是,后续增加的实测训练数据的发生时间与测试数据的发生时间相隔较远,相关性较弱,无法引入可提升模型预测精度的有效信息。相比于仅基于实测数据的预测模型,机理数据的引入能够提升预测模型精度,特别是基于克里金法的预测模型。在上述方法中,基于支持向量回归的多保真度预测模型精度最高,且在实测训练数据样本容量为30时达到最佳。因此,本文将基于支持向量回归的多保真度预测模型用于后续土压协同优化,并将实测训练数据样本容量确定为30。图1展示了机理与实测对应数据的对比情况。从图1可以看出,实测训练数据在样本空间分布不均匀,因此仅基于实测训练数据的模型难以获取样本空间的全部信息,

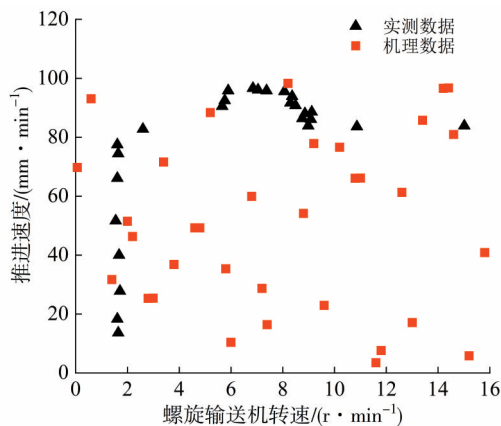


图1 实测数据与机理数据对比

Fig.1 Comparison between mechanism data and measured data

而机理数据能够有效地覆盖样本空间,从而弥补实测训练数据样本空间分布不均匀的不足。

3 数据与机理融合的土压多目标协同优化

稳定的土压是保证盾构掘进施工效率与安全的关键。本节通过优化螺旋输送机转速来实现盾构多点土压的协同优化,具体如下。

3.1 多目标优化模型

本研究采用文献[24]提出的多目标优化算法用于多点土压协同优化的求解。在该算法中,待优化目标由总目标及子目标组成,如图2所示。图2中目标值 $\mathbf{x}^{\text{target}}$ 通过每个子优化目标的当前值、最优值及其相应设计变量的最优值计算获得,如式(21)所示。

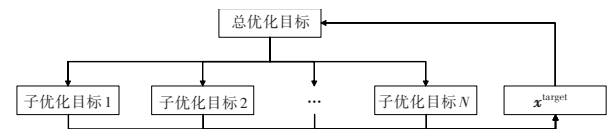


图2 多目标优化算法框架

Fig.2 Framework of multi-objective optimization algorithm

$$x_j^{\text{target}} = \frac{\sum_{i=1}^N x_{j,i}^{\text{optimal}} \left| \frac{f_i^{\text{current}} - f_i^{\text{optimal}}}{f_i^{\text{poorest}} - f_i^{\text{optimal}}} \right|}{\sum_{i=1}^N \left| \frac{f_i^{\text{current}} - f_i^{\text{optimal}}}{f_i^{\text{poorest}} - f_i^{\text{optimal}}} \right|} \quad (21)$$

式中: x_j^{target} 为目标值中设计变量的第 j 个参数; $x_{j,i}^{\text{optimal}}$ 为第 i 个子优化目标最优设计变量的第 j 个参数; f_i^{current} 为当前设计变量第 i 个子优化目标的函数值; f_i^{optimal} 为第 i 个子优化目标函数的最优值; f_i^{poorest} 为第 i 个子优化目标函数的最差值; N 为子优化目标数量。

整体优化目标函数 $f_{\text{system}}(\mathbf{x})$ 定义如下:

$$f_{\text{system}}(\mathbf{x}) = \left[\frac{f_T(\mathbf{x}^{\text{target}}) - f_T^{\text{optimal}}}{f_T^{\text{poorest}} - f_T^{\text{optimal}}} \right]^2 + \|\mathbf{x}^{\text{target}} - \mathbf{x}\|^2 \quad (22)$$

f_T 为根据实际情况设定的主要子优化目标,若各子目标的权重相同,则式(22)中等式右边前半部省略。本文采用灰狼优化算法^[25]优化整体优化目标函数 $f_{\text{system}}(\mathbf{x})$ 。

本文通过文献[24]中的数值案例来说明多目标优化算法的有效性。该数值案例有3个输入变量 x_1, x_2, x_3 ,取值范围为0~1,并包含3个子优化目标函数,如式(23)所示:

$$\begin{cases} f_1(x) = x_1 + x_2 - x_3 \\ f_2(x) = x_1^2 - x_2^2 - x_3^2 \\ f_3(x) = x_3 - x_1 \times x_2 \end{cases} \quad (23)$$

由式(23)可以看出,子优化目标函数 f_1 的最小值为-1,对应设计变量为(0,0,1);子优化目标函数 f_2 的最小值为-2,对应设计变量为(0,1,1);子优化目标函数 f_3 的最小值为-1,对应设计变量为(1,1,0)。将所提出的多目标优化算法获取的优化结果列于表3,其中: $F_i(i=1,2,3)$ 表示仅考虑子优化目标函数 f_i 进行单目标优化所得的最优设计变量及目标函数值; G_0 表示所有子优化目标权重相同时的优化结果; $G_i(i=1,2,3)$ 表示将子优化目标函数 f_i 视为主要优化目标所得的优化结果。由表3可以看出,仅进行单目标优化时,虽然当前子目标函数取得最优,但其他子目标函数结果较差。本文提出的多目标优化算法在确保各子目标函数取得次优的前提下,不仅可以在各子目标函数中取得平衡(G_0),而且能够根据使用者的设定,在优化过程中自动赋予用户偏好的子优化目标函数较大权重,使其获得更好的优化结果。

表3 优化后设计变量及目标函数值

Table 3 Values of design variables and objective functions after optimization

优化目标	x_1	x_2	x_3	f_1	f_2	f_3
F_1	0.000	0.000	1.000	-1.000	-1.000	1.000
F_2	0.000	1.000	1.000	0.000	-2.000	1.000
F_3	1.000	1.000	0.000	2.000	0.000	-1.000
G_0	0.408	0.688	0.592	0.504	-0.657	0.311
G_1	0.352	0.610	0.629	0.333	-0.644	0.414
G_2	0.381	0.813	0.666	0.528	-0.959	0.356
G_3	0.464	0.736	0.479	0.721	-0.556	0.137

3.2 多点土压协同优化策略

为了实现盾构多点土压的优化调节,本节采用实际施工中所使用的土压调控策略,即通过调节螺旋输送机转速来改变土压。将下一时刻各点土压预测值与设定值之间的误差视为子优化目标函数,如(24)所示:

$$\begin{cases} f_1: \min [P_{\text{cl, set}} - (P_{\text{cl, t}} + \Delta P_{\text{cl, t+1}})]^2 \\ f_2: \min [P_{\text{ct, set}} - (P_{\text{ct, t}} + \Delta P_{\text{ct, t+1}})]^2 \\ f_3: \min [P_{\text{chl, set}} - (P_{\text{chl, t}} + \Delta P_{\text{chl, t+1}})]^2 \\ f_4: \min [P_{\text{chr, set}} - (P_{\text{chr, t}} + \Delta P_{\text{chr, t+1}})]^2 \\ f_5: \min [P_{\text{ctr, set}} - (P_{\text{ctr, t}} + \Delta P_{\text{ctr, t+1}})]^2 \end{cases} \quad (24)$$

式中: $P_{\text{cl, set}}, P_{\text{cl, t}}, \Delta P_{\text{cl, t+1}}$ 分别为左上土压设定值、 t 时刻的左上土压、 $t+1$ 时刻左上土压变化值; $P_{\text{ct, set}}, P_{\text{ct, t}}, \Delta P_{\text{ct, t+1}}$ 分别为上部土压设定值、 t 时刻的上部土压、 $t+1$ 时刻上部土压变化值; $P_{\text{chl, set}}, P_{\text{chl, t}}, \Delta P_{\text{chl, t+1}}$ 分别为左下土压设定值、 t 时刻的左下土压、 $t+1$ 时刻左下土压变化值; $P_{\text{chr, set}}, P_{\text{chr, t}}, \Delta P_{\text{chr, t+1}}$ 分别为右下土压设定值、 t 时刻的右下土压、 $t+1$ 时刻右下土压变化值; $P_{\text{ctr, set}}, P_{\text{ctr, t}}, \Delta P_{\text{ctr, t+1}}$ 分别为右上土压设定值、 t 时刻的右上土压、 $t+1$ 时刻右上土压变化值。

本文假设各点土压优化比重相同,因此总优化目标函数为

$$f_{\text{system}}(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}^{\text{target}} - \mathbf{x}\|^2 \quad (25)$$

$\mathbf{x}^{\text{target}}$ 可由公式(21)计算获得,最终建立盾构多点土压多目标优化框架,如图3所示。

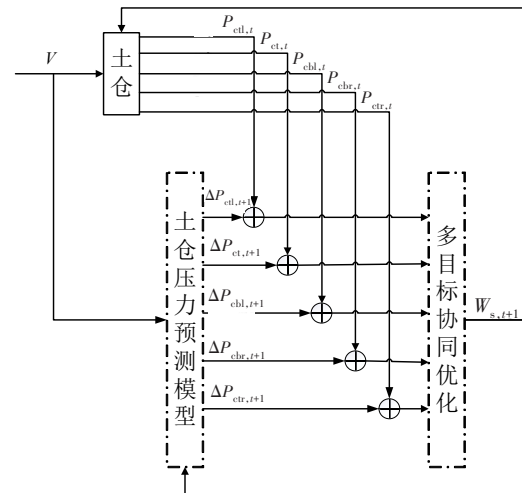
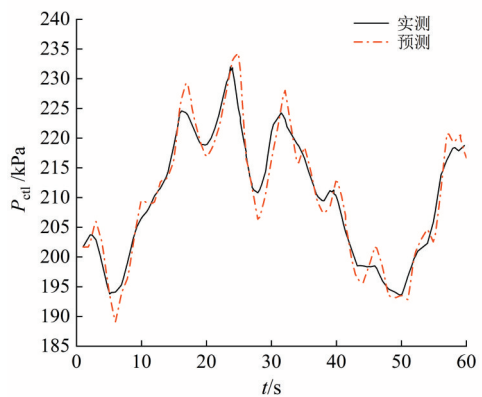


图3 土仓压力协同优化策略

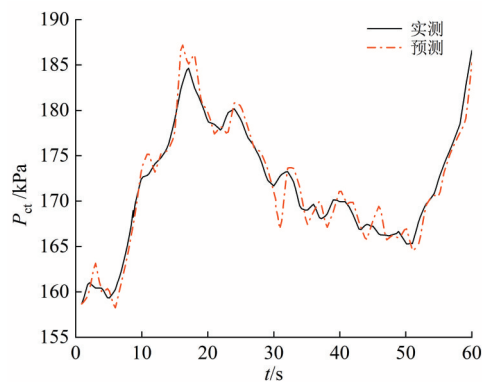
Fig. 3 Collaborative optimization strategy of pressure for chamber

3.3 试验结果与分析

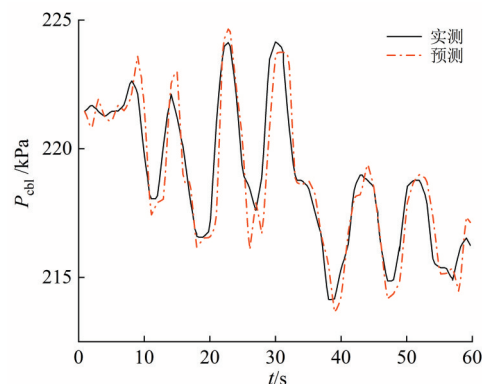
选取30 s实测数据(采样频率1.0 Hz)作为高保真度训练数据。低保真度训练数据输入及输出由拉丁超立方抽样方法及公式(18)获得。取连续施工的120 s实测数据进行对比,目的是在给定推进速度的条件下,通过调节螺旋输送机转速,来实现多点土压在预设值附近保持相对恒定。为了说明预测模型的准确性,采用31~90 s实测数据进行跟踪试验,其中螺旋输送机转速为未经优化的实测值。试验结果如图4所示,对应预测结果的决定系数 R^2 见表4。由表4可以看出, R^2 最大为0.927,最小为0.811,平均值为0.892,这表明建立的数据



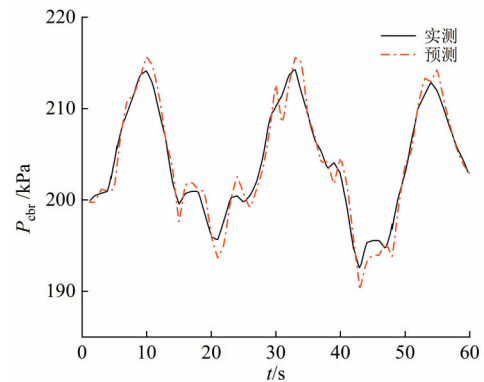
(a) 左上土压



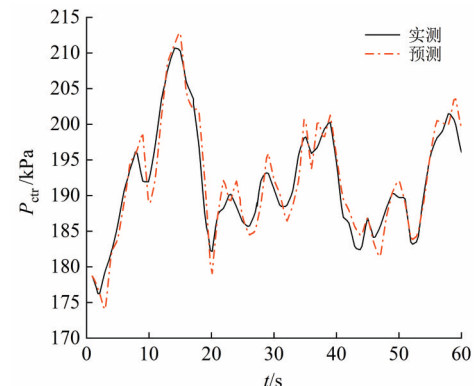
(b) 上部土压



(c) 左下土压



(d) 右下土压



(e) 右上土压

图4 土压跟踪试验结果

Fig. 4 Tracking test results of earth pressure

与机理融合的土压预测模型具有良好的预测精度,能够跟踪不同点位土压的动态变化。

表4 土压跟踪试验结果误差

Table 4 Tracking test errors of earth pressure

不同位置的土压	R^2
P_{el} (左上)	0.918
P_{et} (上部)	0.923
P_{ebl} (左下)	0.811
P_{ebr} (右下)	0.927
P_{etr} (右上)	0.881
平均值	0.892

盾构多点土压协同优化试验的具体流程如下:将3.1小节提出的多目标优化算法加入图3所示的多目标协同优化模块中;设定推进速度、不同点位的初始土压与实测数据相同,即左上、上部、左下、右下、右上土压预设值分别为213、172、220、208、193 kPa。不同点位的最终土压与螺旋输送机转速优化结果如图5~9所示。由图5~9可以看出,优化后的不同点位土压均接近于设定值,且优化后的变化幅度相比优化前的大幅减小。此外,当土压相对稳定时,螺旋输送机转速相对恒定,当土

压发生较大变化时,螺旋输送机转速也发生较大改变,从而改变土压使之趋向于设定值。优化前及优化后不同点位的土压与设定值之间的均方根误差见表5。由表5可以看出,优化后的左上、上部、右下及右上土压的均方根误差均大幅下降,最

大降幅的均方根误差为未优化前的44.19%;左下土压均方根误差小幅上升,但整体均方根误差显著降低;平均降幅为14.43%。这验证了本节提出的多点土压协同优化策略的有效性。

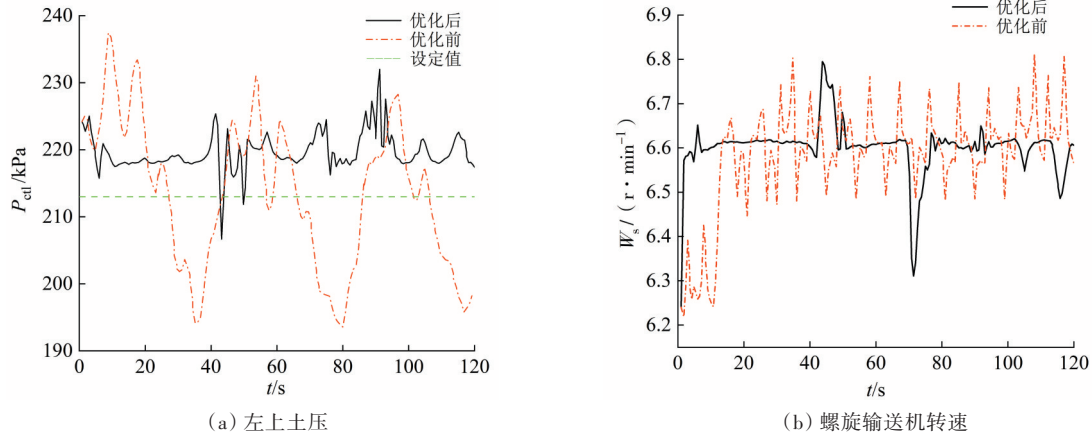


图5 左上土压及螺旋输送机转速优化前后对比

Fig. 5 Comparison of P_{el} and screw conveyor speeds before and after optimization

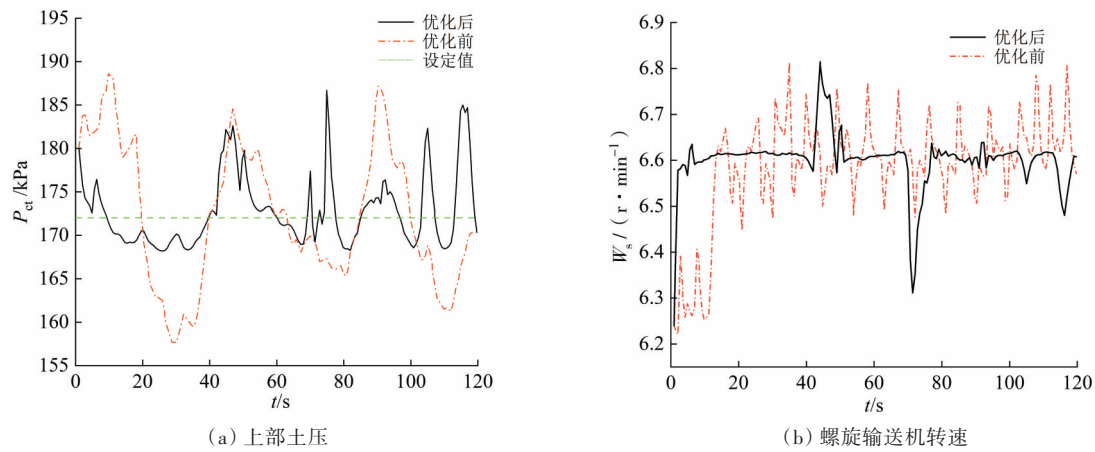


图6 上部土压及螺旋输送机转速优化前后对比

Fig. 6 Comparison of P_{ct} and screw conveyor speeds before and after optimization

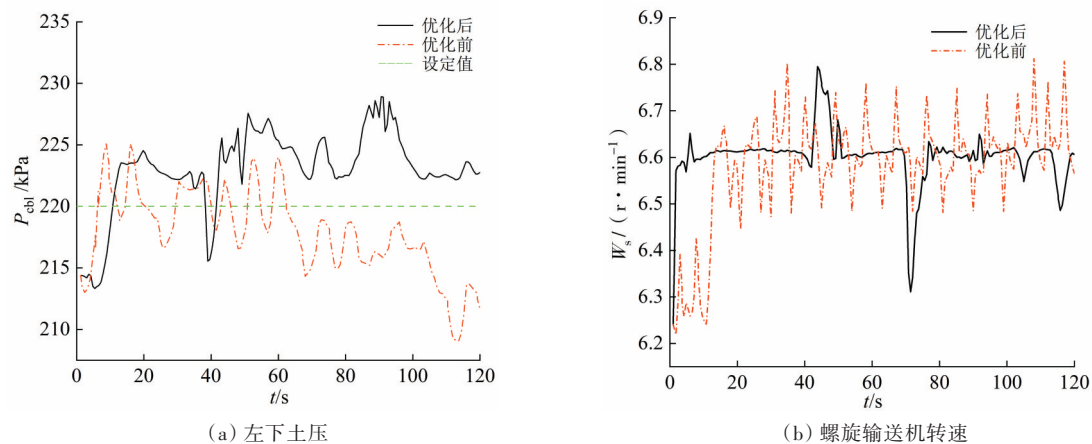


图7 左下土压及螺旋输送机转速优化前后对比

Fig. 7 Comparison of P_{chl} and screw conveyor speeds before and after optimization

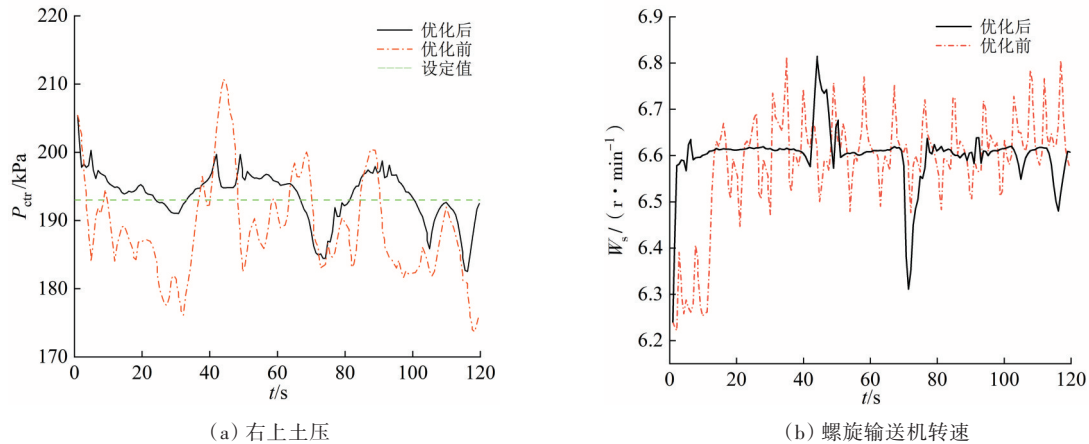


图8 右上土压及螺旋输送机转速优化前后对比

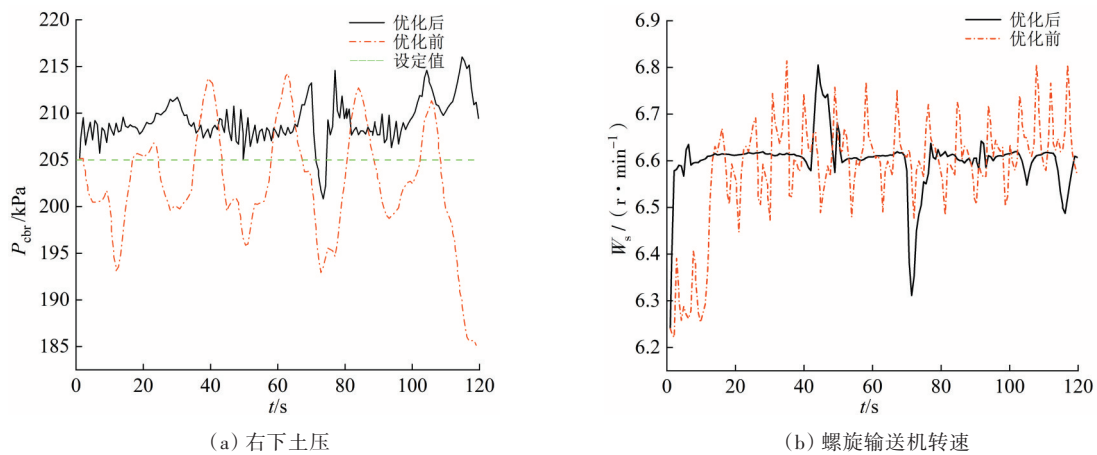
Fig. 8 Comparison of P_{ctr} and screw conveyor speeds before and after optimization

图9 右下土压及螺旋输送机转速优化前后对比

Fig. 9 Comparison of P_{cbr} and screw conveyor speeds before and after optimization

表5 优化前后土压试验值与设定值之间的均方根误差

Table 5 RMSE between test and set earth pressure values before and after optimization

不同点位	均方根误差		优化后均方根误差 与优化前的比值/%
	优化前	优化后	
左上	0.111	0.074	66.67
上部	0.080	0.045	56.25
左下	0.414	0.447	107.97
右下	0.069	0.048	69.57
右上	0.086	0.038	44.19
平均值	0.152	0.130	85.53

4 结论

本文采用多保真度代理模型建立了数据与机理融合的盾构土压预测模型,通过引入机理模型数据来弥补实测数据样本分布不均匀的不足。试

验结果表明,相比于传统的基于实测数据的盾构土压预测模型,引入机理模型数据后,土压预测精度显著提升。在此基础上,本文提出了盾构土压多目标协同优化策略,通过优化螺旋输送机转速实现了多点土压的协同优化。主要结论如下:

1) 基于多保真度代理模型建立了数据与机理融合的盾构土压预测模型,实现了数据与机理联合驱动的盾构土压预测,并利用机理模型数据样本分布填充性好与实测数据保真度高的各自优势来提升盾构土压的预测精度。

2) 开展了不同盾构土压预测模型对比分析,结果如下:在基于实测数据的预测模型中,径向基函数预测模型精度最高,试验中的最高决定系数为0.941;在基于实测与机理数据的预测模型中,基于支持向量回归的多保真度预测模型精度最高,试验中的最高决定系数为0.977,最低决定系

数为0.961。这表明机理数据的引入能够提升盾构土压预测模型的精度。

3) 提出了盾构多点土压协同优化方法。在推进速度给定条件下,实现了不同点位土压的协同优化,降低了不同点位土压的变化幅度(平均降幅为14.21%),为盾构土压预测与协同优化提供了新方法。

本文揭示了数据与机理融合预测方法在盾构土压预测与优化中的潜力。然而,受研究时间和试验条件所限,所做工作在以下方面还有待深入研究:

1) 多源机理数据与实测数据的融合建模。盾构土压机理模型包含岩土力学、数值仿真等多种类型,不同机理模型的适应性有所不同。因此,如何将实测数据与多源机理数据融合,进而建立更为精准的土压预测模型,是本团队未来拟开展的工作之一。

2) 土压多目标协同优化的高效求解。本文采用的土压多目标优化算法是将多目标优化问题转化为单目标优化问题后再进行求解的,其求解精度和效率有待提升。因此,为了提升求解效率与精度并进一步降低土压波动,引入启发式等多目标优化智能算法,是本团队未来拟开展的工作之二。

3) 数据与机理融合预测方法的工程应用与验证。本文验证了所提理论方法在盾构土压预测与优化中的可行性。在未来工作中,将围绕其他掘进参数的预测与优化,以及其他盾构工程来开展相关研究,以进一步验证所提理论方法的可行性,这是本团队未来拟开展的工作之三。

[参考文献]

- [1] 何川,封坤,方勇.盾构法修建地铁隧道的技术现状与展望[J].西南交通大学学报,2015,50(1):97-109. DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2015.01.015.
- HE Chuan, FENG Kun, FANG Yong. Review and prospects on constructing technologies of metro tunnels using shield tunnelling method[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(1): 97-109. DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2015.01.015.
- [2] 杨华勇,周星海,龚国芳.对全断面隧道掘进装备智能化的一些思考[J].隧道建设(中英文),2018,38(12):1919-1926. DOI: 10.3973/j.issn.2096-4498.2018.12.001.
- YANG Huayong, ZHOU Xinghai, GONG Guofang. Perspectives in intelligentization of tunnel boring machine (TBM)[J]. Tunnel Construction, 2018, 38(12): 1919-1926. DOI: 10.3973/j.issn.2096-4498.2018.12.001.
- [3] 石茂林,孙伟,宋学官.隧道掘进机大数据研究进展:数据挖掘助推隧道挖掘[J].机械工程学报,2021,57(22):344-358. DOI: 10.3901/JME.2021.22.344.
- SHI Maolin, SUN Wei, SONG Xueguan. Research progress on big data of tunnel boring machine: how data mining can help tunnel boring[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(22): 344-358. DOI: 10.3901/JME.2021.22.344.
- [4] 杨妹,王玉,任勇,等.盾构换刀机器人储存舱闸门密封特性研究[J].长沙理工大学学报(自然科学版),2022,19(4):9-18. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.2022.04.002.
- YANG Mei, WANG Yu, REN Yong, et al. Research on sealing characteristic of storage tank gate of cutter changing robot for shield machine[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2022, 19(4): 9-18. DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.2022.04.002.
- [5] 周皓,刘尚林,杨凯弘,等.基于互信息与支持向量回归的盾构掘进载荷预测方法研究[J].工程设计学报,2022,29(3):286-292. DOI: 10.3785/j.issn.1006-754X.2022.00.033.
- ZHOU Hao, LIU Shanglin, YANG Kaihong, et al. Research on prediction method of driving load of shield machine based on mutual information and support vector regression[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2022, 29(3): 286-292. DOI: 10.3785/j.issn.1006-754X.2022.00.033.
- [6] 黄戡,张文杰,李宇健.基于PSO-RF混合算法的盾构参数预测研究[J].交通科学与工程,2024,40(3):117-127. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2022072524061979.
- HUANG Kan, ZHANG Wenjie, LI Yujian. Research on shield parameter prediction based on the PSO-RF hybrid algorithm[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2024, 40(3): 117-127. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2022072524061979.
- [7] 张超,朱闽湘,郎志雄,等.基于深度学习的盾构机土舱压力场预测方法[J].岩土工程学报,2024,46

- (2): 307-315. DOI: 10.11779/CJGE20221340.
- ZHANG Chao, ZHU Minxiang, LANG Zhixiong, et al. Deep learning-based prediction method for chamber pressure field in shield machines[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2024, 46(2): 307-315. DOI: 10.11779/CJGE20221340.
- [8] GAO X J, SHI M L, SONG X G, et al. Recurrent neural networks for real-time prediction of TBM operating parameters[J]. Automation in Construction, 2019, 98: 225-235. DOI: 10.1016/j.autcon.2018.11.013.
- [9] KUYA Y, TAKEDA K, ZHANG X, et al. Multifidelity surrogate modeling of experimental and computational aerodynamic data sets[J]. AIAA Journal, 2011, 49(2): 289-298. DOI: 10.2514/1.j050384.
- [10] 杨永强. 土压平衡盾构土仓压力设定与控制方法探讨[J]. 施工技术, 2012, 41(8): 22-26, 39.
- YANG Yongqiang. Study on the method of setting and control earth pressure in the earth pressure balance shield[J]. Construction Technology, 2012, 41(8): 22-26, 39.
- [11] 李建斌. 中国隧道掘进机技术进展与展望[J]. 现代隧道技术, 2024, 61(2): 178-189. DOI: 10.13807/j.cnki.mtt.2024.02.016.
- LI Jianbin. Advances and prospects of tunnel boring machine technology in China[J]. Modern Tunnelling Technology, 2024, 61(2): 178-189. DOI: 10.13807/j.cnki.mtt.2024.02.016.
- [12] 李守巨, 曹丽娟. 盾构机土仓压力控制模型及其参数辨识[J]. 煤炭学报, 2012, 37(2): 206-210. DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2012.02.006.
- LI Shouju, CAO Lijuan. Pressure control model on soil chamber of shield machine and its parameter identification[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(2): 206-210. DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2012.02.006.
- [13] 王志云, 李守巨, 于贺. 盾构机土仓压力平衡系统混合建模方法研究进展[J]. 水利水电技术, 2019, 50(增刊1): 6-11. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2019.S1.002.
- WANG Zhiyun, LI Shouju, YU He. Some developments for hybrid modeling procedures for pressure balance system in soil chamber of shield machine[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2019, 50(Sup.1): 6-11. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2019.S1.002.
- [14] 张潮, 郭京波, 张海东, 等. 基于模糊PID的盾构土仓压力控制研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2019, 32(3): 82-88. DOI: 10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.20180024.
- ZHANG Chao, GUO Jingbo, ZHANG Haidong, et al. Research of earth pressure balance control based on the fuzzy PID[J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University (Natural Science Edition), 2019, 32(3): 82-88. DOI: 10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.20180024.
- [15] 胡梦涛, 李大华, 张自光. 合肥地铁某盾构区间土仓压力理论计算[J]. 湖南工业大学学报, 2021, 35(6): 17-23. DOI: 10.3969/j.issn.1673-9833.2021.06.003.
- HU Mengtao, LI Dahua, ZHANG Ziguang. Theoretical calculation of silo compartment pressure in a shield section of a subway in Hefei[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2021, 35(6): 17-23. DOI: 10.3969/j.issn.1673-9833.2021.06.003.
- [16] 成晓元. 盾构机土仓压力预测及智能化转速控制装置研制[D]. 福州: 福建工程学院, 2023. DOI: 10.27865/d.cnki.gfgxy.2023.000301.
- CHENG Xiaoyuan. Development of pressure prediction and intelligent speed control device for soil bin of shield tunneling machine[D]. Fuzhou: Fujian University of Technology, 2023. DOI: 10.27865/d.cnki.gfgxy.2023.000301.
- [17] 黄新杰. 盾构机密封舱土压系统的预测控制研究[D]. 长沙: 中南大学, 2023. DOI: 10.27661/d.cnki.gzhnu.2023.001827.
- HUANG Xinjie. Research on predictive control of shield machine's sealed cabin earth pressure system[D]. Changsha: Central South University, 2023. DOI: 10.27661/d.cnki.gzhnu.2023.001827.
- [18] 刘宣宇, 许胜, 张凯举, 等. 基于启发式动态规划的盾构土压平衡优化控制[J]. 大连理工大学学报, 2018, 58(5): 526-532. DOI: 10.7511/dllgxb201805013.
- LIU Xuanyu, XU Sheng, ZHANG Kaiju, et al. Optimization control for soil pressure balance of shield based on heuristic dynamic programming[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2018, 58(5): 526-532. DOI: 10.7511/dllgxb201805013.
- [19] FORRESTER A I J, SÓBESTER A, KEANE A J. Multi-fidelity optimization via surrogate modelling[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2007, 463(2088): 3251-3269. DOI: 10.1098/rspa.2007.1900.

- [20] KENNEDY M, O' HAGAN A. Predicting the output from a complex computer code when fast approximations are available[J]. *Biometrika*, 2000, 87(1): 1-13. DOI: 10.1093/biomet/87.1.1.
- [21] SHI M L, LV L Y, SUN W, et al. A multi-fidelity surrogate model based on support vector regression[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2020, 61(6): 2363-2375. DOI: 10.1007/s00158-020-02522-6.
- [22] 王洪新, 傅德明. 土压平衡盾构掘进的数学物理模型及各参数间关系研究[J]. *土木工程学报*, 2006, 39(9): 86-90. DOI: 10.3321/j.issn:1000-131X.2006.09.014.
WANG Hongxin, FU Deming. A mathematical model and the related parameters for EPB shield tunneling[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2006, 39(9): 86-90. DOI: 10.3321/j.issn:1000-131X.2006.09.014.
- [23] 亢晨钢, 李守巨, 刘迎曦. EPB盾构机土仓压力分布有限元数值模拟[J]. *工程建设*, 2009, 41(4): 1-6, 14. DOI: 10.3969/j.issn.1673-8993.2009.04.001.
KANG Chengang, LI Shouju, LIU Yingxi. Numerical simulation of earth pressure distribution in chamber of EPB shield by finite element method[J]. *Engineering Construction*, 2009, 41(4): 1-6, 14. DOI: 10.3969/j.issn.1673-8993.2009.04.001.
- [24] SHI M L, LI H Y, LIU X M. Multidisciplinary design optimization of dental implant based on finite element method and surrogate models[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2017, 31(10): 5067-5073. DOI: 10.1007/s12206-017-0955-x.
- [25] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61. DOI: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.

(责任编辑:刘平;校对:彭三军)

(上接第48页)

- [17] 周访滨, 谢财昌, 王俊, 等. 栅格DEM坡体因子融合方法[J]. *测绘通报*, 2022(8): 104-109. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0240.
ZHOU Fangbin, XIE Caichang, WANG Jun, et al. Slope body factor fusion of grid DEM[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2022(8): 104-109. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0240.
- [18] WILSON J P. Digital terrain modeling [J]. *Geomorphology*, 2012, 137(1): 107-121. DOI: 10.1016/j.geomorph.2011.03.012.
- [19] 呼雪梅, 秦承志. 数字地形分析中适宜分析窗口选择方法的评价[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(10): 1365-1372. DOI: 10.13203/j.whugis.20140476.
HU Xuemei, QIN Chengzhi. Analysis on the approach to determine an appropriate window size for grid-based digital terrain [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(10): 1365-1372. DOI: 10.13203/j.whugis.20140476.
- [20] 国家测绘局. 基础地理信息数字成果 1:5 000 1:10 000 1:25 000 1:50 000 1:100 000 数字高程模型: CH/T 9009.2—2010[S]. 北京: 测绘出版社, 2010.
State Bureau of Surveying and Mapping of the People's Republic of China. Digital products of fundamental geographic information 1:5 000 1:10 000 1:25 000 1:50 000 1:100 000 digital elevation models: CH/T 9009.2—2010[S]. Beijing: Sino Maps Press, 2010.
- [21] 孙博文, 张广超, 王飞. LYQJ40 t-18 m架桥机抗风稳定性能研究[J]. *交通科学与工程*, 2024, 40(2): 99-107. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2022110120240492.
SUN Bowen, ZHANG Guangchao, WANG Fei. Study on wind-resistance stability of LYQJ40 t-18 m bridge erection machine[J]. *Journal of Transport Science and Engineering*, 2024, 40(2): 99-107. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2022110120240492.
- [22] 周访滨, 肖智文, 刘学军, 等. 栅格DEM山顶点提取的坡向分布特征法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(3): 419-425. DOI: 10.13203/j.whugis.20210479.
ZHOU Fangbin, XIAO Zhiwen, LIU Xuejun, et al. Mountain peak extraction of grid DEM based on aspect distribution feature [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(3): 419-425. DOI: 10.13203/j.whugis.20210479.

(责任编辑:毛娜;校对:刘平)