

融合可掘性指标与支持向量回归的 地铁盾构机姿态预测方法*

张 振¹ 梁 杰¹ 张玉龙² 陈 铁¹ 刘 刚¹

(1. 中国水利水电第七工程局有限公司, 610213, 成都; 2. 重庆市铁路(集团)有限公司, 401120, 重庆)

摘 要 [目的]地铁盾构机姿态偏差控制不当会对成型隧道的服役状态造成不利影响,预知施工过程中盾构机的姿态是及时调整其姿态的前提,而现有预测模型多存在可解释性差、数据量要求较高等问题。需研究新的盾构机姿态预测方法。[方法]为增加模型的可解释性,引入了表征盾构机在所处地层掘进状态的可掘性指标 SE(掘进比能),作为模型的特征参数,并利用在小样本学习方面具有优势的支持向量回归方法建立盾构机姿态预测模型。利用 K 折交叉验证进行超参数调优,评估预测模型的性能和泛化能力。[结果及结论]将融合模型应用于重庆轨道交通 27 号线工程实例中,表征盾构机姿态的 4 项参数的预测结果的拟合优度 R^2 分别为 0.94、0.94、0.90、0.87。融合可掘性指标后,支持向量回归模型的平均预测精度提高了 11.96%;相较于反向传播神经网络模型,融合模型预测精度提升了 6.41%。支持向量回归模型通过引入具有物理意义的特征参数,能够更准确地预测盾构机姿态,可为施工过程中实时调整盾构机姿态提供有效支撑。

关键词 地铁;盾构机姿态;掘进比能;支持向量回归

中图分类号 U455.43

DOI:10.16037/j.1007-869x.20253059

Metro Shield Machine Attitude Prediction Method Integrating Excavation Index and Support Vector Regression

ZHANG Zhen¹, LIANG Jie¹, ZHANG Yulong², CHEN Tie¹, LIU Gang¹

(1. Sinohydro Bureau 7 Co., Ltd., 610213, Chengdu, China;

2. Chongqing Railway Group Co., Ltd., 401120, Chongqing, China)

Abstract [Objective] Improper control of metro shield machine attitude deviation will adversely affect the service status of the formed tunnel. Predicting the attitude of shield machine in the construction process is the premise for timely adjusting the attitude, but most of the existing prediction models have problems such as poor interpretability and high data requirements. [Method] To increase the interpretability for models,

the excavation index SE (specific energy), representing the excavation state of the shield machine in surrounding stratum, is introduced as a characteristic parameter of the model. The shield machine attitude prediction model is established using support vector regression method, which has advantages in small sample learning. K-fold cross validation is used to tune hyperparameters and evaluate the performance and the generalization ability of the prediction model. [Result & Conclusion] The integrated model is applied to Chongqing Rail Transit Line 27 engineering case, the goodness-of-fit R^2 of the prediction results of the four parameters characterizing shield machine attitude are 0.94, 0.94, 0.90, and 0.87, respectively. The integration of excavation index improves the average prediction accuracy of support vector regression model by 11.96%. Compared to the back propagation neural network model, this integrated model improves prediction accuracy by 6.41%. By introducing characteristic parameters with physical significance, the support vector regression model can more accurately predict the shield machine attitude and provide effective support for real-time shield machine attitude adjustments during the construction process.

Key words metro; shield machine attitude; excavation specific energy; support vector regression

盾构法是地铁隧道建设的主流施工技术^[1],但在施工中,若盾构机姿态偏差较大,却不能得以及时纠正,会引起成型隧道管片出现破损及渗漏水、隧道侵限,影响列车运行,或涉及到设计调线等工程质量、安全问题^[2]。

目前,主要依靠盾构司机根据激光自动导向系统测量的数据被动地调整盾构机姿态。然而,这种策略存在滞后性,控制质量难以保证。因此,学界开始对盾构机姿态进行预测,预测方法有物理模型法^[3-5]和数值分析法^[6-8]。物理模型法基于大量假设,成本高且实际操作性差;数值分析法虽然有准

* 中国水利水电第七工程局科技研发项目(20228035445)

确反映内部规律的优点,但其计算量大,难以动态实时地计算和分析。

部分学者认为可以将盾构机姿态预测视为时间序列预测问题,采用深度学习预测模型^[9-10]。深度学习模型虽然能较好地预测盾构机姿态,但是存在着可解释性差的问题,且对数据量的要求较高。

鉴于此,本研究引入了反映盾构机掘进状态的可掘性指标——掘进比能(Specific Energy, SE),用以提升模型的可解释性,再利用支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)模型建立盾构机姿态预测模型,并将所提出的融合模型应用于重庆轨道交通27号线盾构施工工程中,验证该模型在盾构机姿态预测方面的有效性。

1 盾构机姿态预测融合模型

1.1 预测方法框架

表征盾构机姿态的参数包括盾首水平和垂直偏差、盾尾的水平和垂直偏差^[11],分别记为HDSH、VDSH、HDST、VDST,如图1所示。

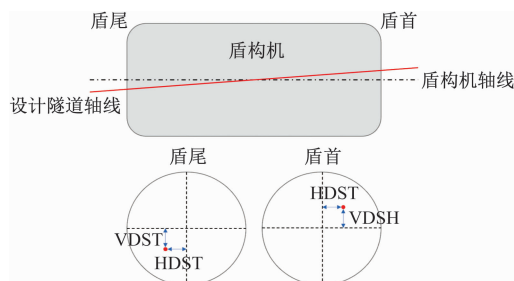


图1 表征盾构机姿态信息的参数示意图

Fig. 1 Schematic diagram of parameters representing the attitude information of shield machine

鉴于实际盾构掘进过程的复杂性,收集的数据中不可避免地存在空白和异常数据,需要对数据预处理;同时提取可掘性指标SE作为模型的输入参数,建立预测模型;最后利用该模型预测盾构机姿态。预测模型实现框架如图2所示。

1.2 数据预处理

数据的预处理主要包括对数据进行清洗和归一化。用数据集 X 和 Y 表示现场采集到的数据,分别如式(1)、(2)所示。

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1i} & \cdots \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2i} & \cdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \\ x_{j1} & x_{j2} & \cdots & x_{ji} & \cdots \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_j \ \cdots]^T \quad (2)$$

式中:

X ——采集到的盾构机姿态影响因素数据矩阵;

Y ——采集到盾构机姿态参数数据矩阵;

x_{ji} ——第 j 环采集到的第 i 个影响盾构机姿态的因素的数值;

y_j ——第 j 环表征盾构机姿态的参数。

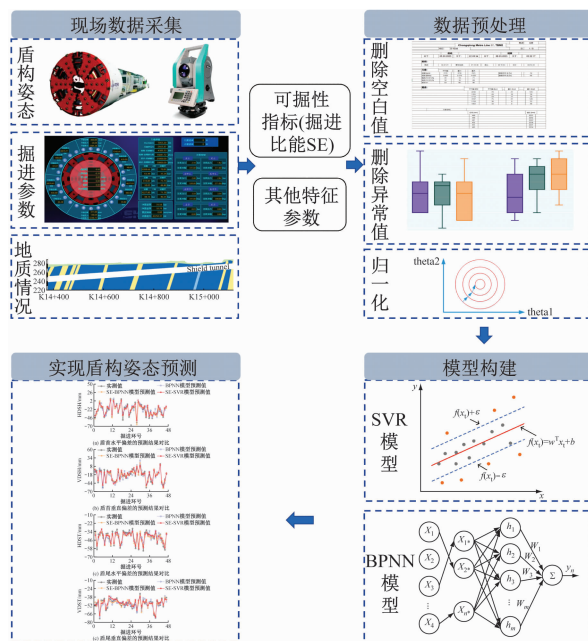


图2 盾构机姿态预测方法实现框架

Fig. 2 Framework of shield machine attitude prediction method

空白值和异常值采用前后数据均值替代。

为了提高泛化性能,需要对数据进行归一化处理,可通过式(3)实现:

$$x'_{ji} = \frac{x_{ji} - (x_i)_{\min}}{(x_i)_{\max} - (x_i)_{\min}} \quad (3)$$

式中:

x'_{ji} ——归一化后的参数;

x_i ——第 i 个影响盾构机姿态因素的数值;

$(x_i)_{\max}$ —— x_i 的最大值;

$(x_i)_{\min}$ —— x_i 的最小值。

1.3 模型建立

1.3.1 可掘性指标

相关研究表明,可掘性反映了地层岩性、盾构及其周围环境之间的关系^[12],并与盾构机掘进姿态存在关联,代表性指标有掘进比能SE。SE反映了盾构机在单位体积岩土体掘进过程中消耗的机械

能,受地层强度、刀具磨损状态及盾构推力等因素综合影响。SE 通过量化机-岩相互作用强度,为模型提供了物理可解释的输入参数,从而间接映射盾构机姿态的动态响应。SE 可表示为:

$$E_s = \frac{2\pi TN + Fv}{0.25\pi D^2 v} \quad (4)$$

式中:

E_s ——掘进比能,单位 $\text{kW} \cdot \text{h}/\text{m}^3$;

T ——刀盘扭矩,单位 $\text{kN} \cdot \text{m}$;

N ——刀盘转速,单位 r/min ;

F ——总推进力,单位 kN ;

v ——推进速度,单位 mm/min ;

D ——盾构刀盘直径,单位 m 。

1.3.2 支持向量回归方法

模型函数为:

$$f(x_j) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_j + b \quad (5)$$

式中:

x_j ——第 j 个样本的值;

\mathbf{w} ——权重向量;

b ——偏置项。

SVR(支持向量回归)的优化目标是 $\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$,

其中位于边界内的点需要满足的条件为:

$$|y_j - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_j - b| \leq \varepsilon \quad (6)$$

式中:

y_j ——第 j 个样本的真实目标值;

ε ——允许误差容忍阈值。

当预测结果超出允许误差区间时,将会产生惩罚项。加入惩罚项后的 SVR 问题可以表示为:

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \max \{0, |y_j - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_j - b| - \varepsilon\},$$

$$y_j - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_j - b \leq \varepsilon \quad (7)$$

式中:

C ——惩罚系数,根据实际情况调优。

1.3.3 K 折交叉验证

K 折交叉验证将训练集划分为 K 份,轮流用其中一份做验证,其余 $K-1$ 份做训练,重复 K 次,计算每次的验证误差,最终取平均值作为模型的泛化误差,用于超参数调优。

1.3.4 预测模型的评判指标

选择拟合优度 R^2 ^[13] 作为模型的评价指标,其计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - y_j)^2}{\sum_{j=1}^n (\bar{y} - y_j)^2} \quad (8)$$

式中:

n ——数据量;

\hat{y}_j ——模型第 j 个输出;

y_j ——第 j 个盾构姿态偏差实测值;

\bar{y} ——实测数据平均值。

2 工程实例应用

2.1 工程概况

重庆轨道交通 27 号线西永站穿越中梁山西侧区间的左线采用盾构法施工,具体线路走向如图 3 a) 所示。盾构机从 DK15+223 往 DK14+443 方向掘进,区间设计隧道轴线所处地质主要为泥岩和砂岩,其具体地质情况如图 3 b) 所示。

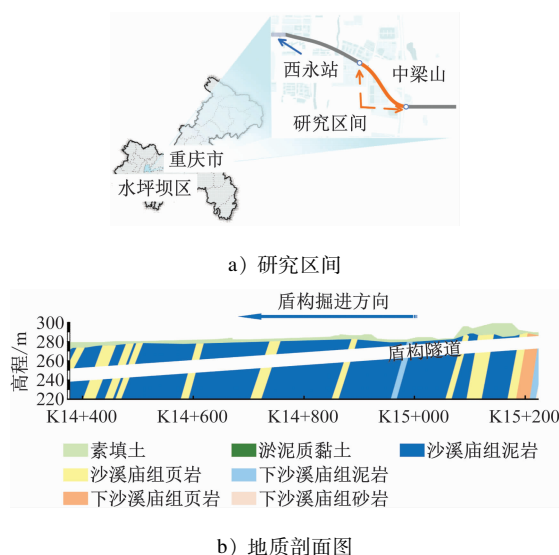


图 3 研究区域位置及地质概况图

Fig. 3 Diagram study area location and geological profile

共采集了 240 环的盾构姿态(见图 4)及相关影响因素的数据,包括:刀盘转速、扭矩,螺旋输送机转速、扭矩,推进速度,6 组油缸推力、起始行程,注浆压力,土仓压力,上覆土体的厚度,掌子面土体的重度、黏聚力、内摩擦角、弹性模量。

2.2 方法应用

利用式(4),结合现场施工参数中的 T 、 N 、 F 、 v 、 D (8.83 m),可以计算出 SE。在文献调研的基础上,为各超参数设定了候选值,如表 1 所示。通过训练来选取最优的超参数组合。通过网格搜索遍历

表1的每一组超参数来确定每个 SE-SVR 模型的最优超参数组合,评价指标为平均平方误差 (Mean Squared Error, MSE),结果如表2所示。

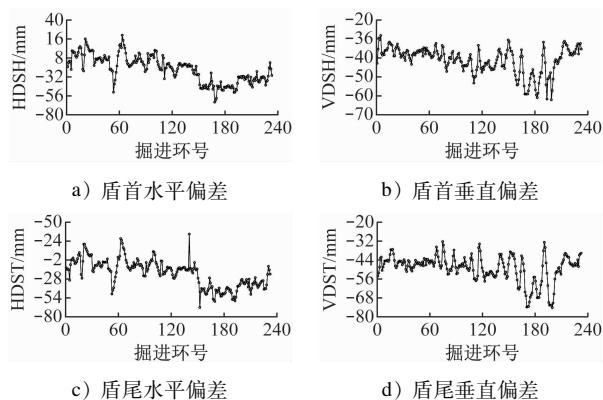


图4 研究区间盾构机姿态数据

Fig. 4 Measured data of shield machine attitude collected in the study area

表1 SE-SVR 模型各超参数的候选取值

Tab.1 Candidate values of hyperparameters of the SE-SVR model

超参数	取值范围	取值步长
K	[2,10]	1
C	[1,20]	1

表2 各模型的最优超参数组合

Tab.2 Optimal hyperparameter combination for each model

模型输出	超参数取值	
	$K/\text{份}$	C
HDSH	14	2
VDSH	13	3
HDST	12	1
VDST	28	18

2.3 模型预测结果

利用训练完成的 SE-SVR 模型来预测测试集的盾构机姿态,结果如图5所示。预测值的趋势与实际数据匹配较好,表明 SE-SVR 模型能较好地预测掘进过程中盾构机姿态的变化趋势。

为了验证引入物理力学知识是否能提升 SVR 模型的预测精确度,将 SE-SVR 盾构机姿态预测模型分别与传统模型 BPNN 模型、SE-BPNN 模型的预测结果进行对比,结果如图6所示,评价指标对比见表3。

SE-SVR 模型的 R^2 相较于 SVR 模型提高了 11.96%,相较于 SE-BPNN 模型平均提高了

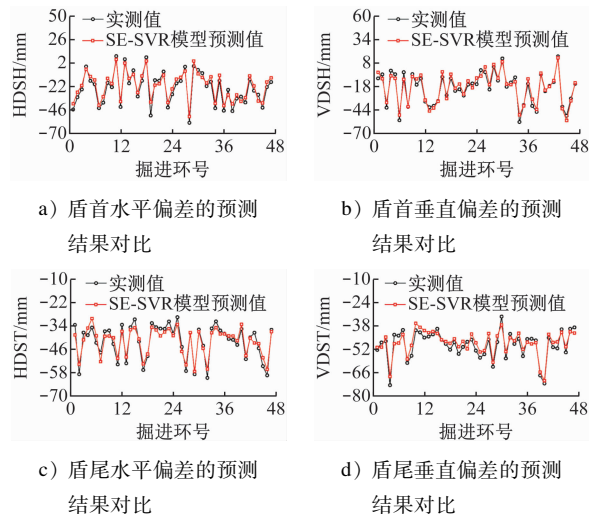


图5 SE-SVR 模型预测结果

Fig. 5 Prediction results of SE-SVR model

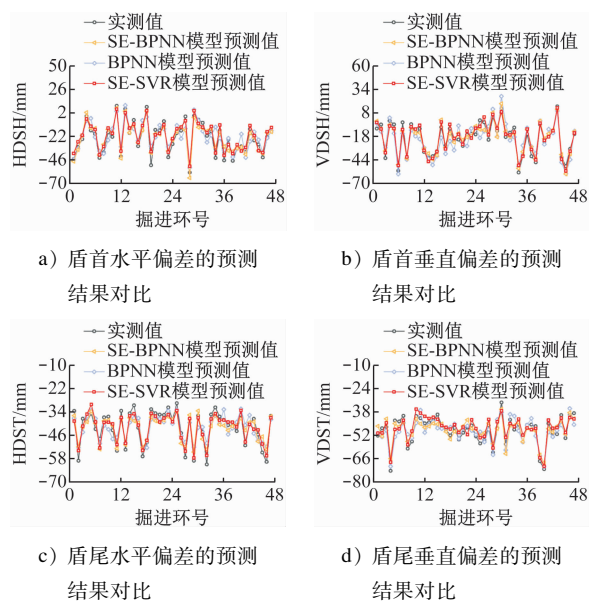


图6 三种预测模型结果对比

Fig. 6 Comparison of results among three prediction models

表3 三种模型预测精确度对比

Tab.3 Comparison of prediction accuracy of three models

模型	R^2			
	HDSH	VDSH	HDST	VDST
SEF-SVR	0.94	0.94	0.90	0.87
SE-BPNN	0.88	0.89	0.83	0.83
BPNN	0.72	0.75	0.70	0.73

6.41%,相较于 BPNN 模型平均提高了 25.86%。蓝色曲线代表的 BPNN 模型预测值与实际值的贴合程度较差。而相较于其他两种模型,红色曲线所代表的 SE-SVR 模型预测值更接近实测值,说明

SE-SVR 模型挖掘出盾构机掘进参数、地质参数与盾构机姿态之间的非线性映射关系的能力强于 SE-BPNN 模型和 BPNN 模型。由此可见,本研究所提出的 SE-SVR 模型更适用于小样本数据情况下的盾构机姿态预测。

3 结语

1) 引入可掘性指标可以提升模型对盾构机-岩土相互作用的理,有助于提高模型的预测性能,SE-SVR 模型的精确度相较于 SVR 模型提高了 11.96%。

2) 相较于 BPNN 和 SE-BPNN 模型,SE-SVR 模型的预测精确度分别提高了 25.86% 和 6.41%,验证了 SVR 模型处理小样本问题的优势,更适用于样本量较少的盾构机姿态预测问题。

本研究取得了一定成果,但由于研究问题的复杂性及智能算法在盾构工程中的应用尚不成熟,仍存在若干需要完善之处。如当前研究中盾构机姿态预测与施工现场姿态调整是分别独立进行的,如何将盾构姿态预测模型与盾构机操作系统有效整合,将是下一步研究的重点方向。

参考文献

- [1] 肖飞. 新建盾构隧道下穿施工对既有铁路影响分析[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(12): 201.
XIAO Fei. Impact analysis of new shield tunnel under-passing construction on existing railways[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(12): 201.
- [2] 龚率, 张小波, 乔燕燕, 等. 采用新检测方法的地铁盾构隧道管片姿态检测信息管理系统[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(8): 209.
GONG Shuai, ZHANG Xiaobo, QIAO Yanyan, et al. Detection information management system of metro shield segment attitude with new detection methods[J]. Urban Mass Transit, 2021, 24(8): 209.
- [3] FESTA D, BROERE W, BOSCH J W. Kinematic behaviour of a tunnel boring machine in soft soil: theory and observations[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2015, 49: 208.
- [4] 赵凯, 黄昕, 谢良甫, 等. 软土盾构掘进竖向姿态分析及控制策略研究[J]. 矿业科学学报, 2025, 10(2): 258.
ZHAO Kai, HUANG Xin, XIE Liangfu, et al. Vertical attitude and its control strategy for shield tunneling in soft soil[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2025, 10(2): 258.
- [5] 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.
HUANG Wei, REN Meng, CHEN Peishuai, et al. Theoretical analysis model of shield horizontal attitude[J]. Tunnel Construction, 2022, 42(1): 83.
- [6] SUN W, SHI M L, ZHANG C, et al. Dynamic load prediction of tunnel boring machine (TBM) based on heterogeneous in-situ data[J]. Automation in Construction, 2018, 92: 23.
- [7] 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.
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.
- [8] 钟小春, 易斌斌, 竺维彬, 等. 粉细砂地层盾构机姿态突变判断方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(7): 42.
ZHONG Xiaochun, YI Binbin, ZHU Weibin, et al. Mutation judgement methods for shield tunneling through fine silt stratum[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(7): 42.
- [9] CHEN L, TIAN Z Y, ZHOU S H, et al. Attitude deviation prediction of shield tunneling machine using time-aware LSTM networks[J]. Transportation Geotechnics, 2024, 45: 101195.
- [10] 刘哲, 许超, 熊栋栋. 基于融合注意力机制的盾构姿态组合预测模型研究[J]. 隧道建设(中英文), 2025, 45(1): 139.
LIU Zhe, XU Chao, XIONG Dongdong. Combined prediction of shield attitude based on fusion attention mechanism[J]. Tunnel Construction, 2025, 45(1): 139.
- [11] 李增良. 基于深度学习的盾构竖向姿态组合预测[J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(5): 758.
LI Zengliang. Combined prediction model for shield vertical posture based on deep learning[J]. Tunnel Construction, 2021, 41(5): 758.
- [12] 张沛然, 杨果林, 吕涛, 等. 盾构施工地层可掘性及对机-岩状态识别案例分析[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2021, 48(7): 99.
ZHANG Peiran, YANG Guolin, LYU Tao, et al. Boreability of strata by shield construction and case analysis of its application in machine-geotechnical state recognition[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2021, 48(7): 99.
- [13] 王义盛, 杨志超, 张炎, 等. 砂性地层盾构掘进撕裂刀磨损规律分析[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(8): 82.
WANG Yisheng, YANG Zhichao, ZHANG Yan, et al. Tearing cutter wear law analysis of shield excavation in sandy stratum[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(8): 82.

· 收稿日期:2025-02-18 修回日期:2025-03-20 出版日期:2025-06-10
Received:2025-02-18 Revised:2025-03-20 Published:2025-06-10
· 通信作者:张振,高级工程师, zzhen202312@163.com
· ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license