

基于LSTM算法的复杂红层超大直径盾构隧道掘进姿态预测

宋朝¹, 许学昭¹, 周楚昊²

(1. 广州市高速公路有限公司, 广东 广州 511458; 2. 华南理工大学, 广东 广州 511458)

摘要: 为解决超大直径盾构机在掘进过程中由于地质分布不均匀、人工操作误差导致掘进姿态、轨迹与隧道设计轴线发生偏差的问题, 提出基于LSTM神经网络建立复杂红层超大直径盾构隧道掘进姿态预测方法, 充分考虑了复杂红层地质以及掘进机等12个参数, 采用Pearson方法分析地质参数与掘进参数的相关性, 有效提高模型预测精准度。依托广州市海珠湾隧道工程, 以盾构掘进西线为例, 验证了方法的有效性。结果表明: 该模型能够较为精准的预测盾构姿态, 对盾构竖直姿态预测决定系数(R²)超过0.8, 水平和竖直盾构姿态均方根误差均在10以内。算法可以协助盾构机在施工过程中保持稳定, 减少姿态偏差, 有助于提高隧道的施工质量, 确保开挖的隧道符合设计要求。

关键词: 复杂红层; 超大直径盾构; pearson相关性; 姿态预测; LSTM神经网络

中图分类号: U45

文献标志码: B

文章编号: 1009-7716(2025)07-0229-06

Attitude Prediction of Super-large Diameter Shield Tunneling in Complex Red Layers Based on LSTM Algorithm

SONG Chao¹, XU Xuezhao¹, ZHOU Chuhao²

(1. Guangzhou Expressway Co., Ltd., Guangzhou 511458, China; 2. South China University of Technology, Guangzhou 511458, China)

Abstract: To solve the problems of deviation among the tunneling attitude, trajectory and tunnel design axis caused by uneven geological distribution and manual operation errors during the tunneling process of super-large diameter shield machines, an attitude prediction method of super-large diameter shield tunneling in mixed red layers based on LSTM neural network is proposed to fully consider 12 parameters of complex red layer geology and tunneling machines. Pearson method is used to analyze the correlation between the geological parameters and the tunneling parameters, which effectively improves the accuracy of model prediction. Relying on the Guangzhou Haizhu Bay Tunnel Project, and taking the shield tunneling on the west line as an example, the effectiveness of the method is verified. The results show that this model can predict the attitude of shield tunneling relatively accurately. The determination coefficient (R²) for the vertical attitude prediction of the shield exceeds 0.8, and the root mean square errors of both the horizontal and vertical shield attitudes are within 10. The algorithms can assist the shield machines in maintaining stability during the tunneling process, and reduce the attitude deviations, which is helpful to improve the construction quality of the tunnels, and ensure that the excavated tunnels meet design requirements.

Keywords: complex red layers; super-large diameter shield; Pearson correlation; attitude prediction; LSTM neural network

0 引言

随着城市经济的发展, 城市片区之间互联互通需求日益增大, 受到山体河流等地形影响, 采用盾构法修建城市交通通道已成为重要举措。超大直径盾构机在掘进过程中穿越复杂的地质条件, 由于地质

分布不均匀、人工操作不当容易产生掘进姿态、轨迹与隧道设计轴线发生偏差, 盾构机卡壳, 刀具损坏等情况, 严重时引发地表建筑沉降等隧道施工安全事故。

盾构掘进偏差由以下几个原因造成: 一是复杂地质条件对盾构姿态有极大的影响, 尤其是在广州上软下硬的特殊地质条件, 在掘进过程中容易发生盾构机头“俯冲”情况^[1-2]; 二是盾构隧道设计轴线DTA设计中, 盾构存在直线和圆曲线, 实际施工中盾

收稿日期: 2024-07-08

作者简介: 宋朝(1993—), 男, 硕士, 工程师, 从事公路项目建设管理工作。

构机需要不断调整姿态实现圆曲线行程的掘进^[3];三是人工操作的误差^[4]。目前盾构机控制大部分依赖操作员现场判断和施工经验进行。目前传统的人工经验操作盾构机已难以满足复杂地质条件下超大直径盾构机的精细化施工要求,亟须提出一种智能化的盾构掘进姿态预测和控制手段,减少掘进姿态与设计轴线偏差,提高盾构效率和安全性。

国内外已有学者对盾构姿态预测开展相关研究。陈悦^[5]依托北京东六环改造工程采取人工神经网络等方法对盾构参数进行预测以及粒子群算法对掘进参数进行多目标控制,设计了参数智能决策控制系统;吴坚等^[6]提出了LSTM和GRU模型盾构总推力预测方法,利用箱型分析以及多贝西小波重构降噪进行数据处理,从而提高模型的精度及准确性;曾毅等^[7]采用LSTM方法对泥水平衡盾构姿态进行预测;徐进等^[8]基于小波变换与长短期记忆神经网络预测模型预测盾构姿态,得出该方法辅助施工可以提高决策效率,规避异常掘进姿态;李洋^[9]根据盾构机纠偏半径等相关参数以及盾构机纠偏时的转向力矩与推力力矩关系建立了纠偏数学模型;刘肖楠^[10]利用粒子群优化算法非线性PID控制设计出纠偏控制器,并仿真验证出具有控制精度高、鲁棒性好的特点。

上述研究主要以盾构掘进参数及盾构机尺寸为基础建立数学模型以实现盾构姿态预测,对实际施工过程中地质变化因素稍欠缺,尤其是复杂的红层地质对超大直径盾构的影响缺少针对性研究。因此,本文依托广州市海珠湾隧道项目,通过对地质红层参数、盾构施工参数等12项参数进行分析,基于LSTM神经网络建立了复杂红层超大直径盾构姿态预测模型,为盾构机施工提供辅助参考依据。

1 技术路线和流程

1.1 技术路线和方法

1.1.1 技术路线

根据上述的盾构掘进偏差原因分析并结合国内外研究情况,提出技术路线和流程(见图1)。

1.1.2 LSTM模型

长短期记忆神经网络(long short term memory, LSTM)是由德国两位学者 Hochreiter 和 Schmidhuber 基于循环神经网络算法进行优化改进(见图2)。模型输入序列数据后,通过链式连接和递归运算等过程实现数据预测的目的。LSTM可以避免长期依赖

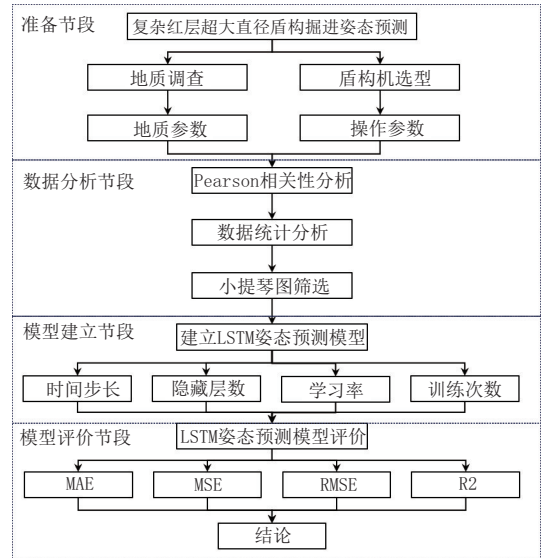


图1 盾构姿态预测流程图

问题,特别适合应用在盾构姿态预测中。

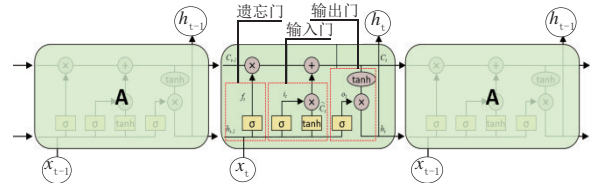


图2 LSTM原理图

LSTM的每个节点均有3个门,分别是遗忘门、输入门、输出门。3者实现对模型信息的传递和保留。具体流程如下。

遗忘门 f_t 选择性地对以往上一细胞状态保留有价值的信息,计算见式(1):

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

式中: f_t 为遗忘门的输出; t 为时间; σ 为sigmoid函数; W_f, b_f 分别为遗忘门的权重及偏置; h_{t-1}, x_t 分别为上一个细胞输出信号和本细胞输入信号。

输入门主要确定新输入的信息哪部分需要保留并存放至细胞状态中。通过sigmoid函数确定需要新增数据 i_t ,以及通过tanh函数生成 $\tilde{C}_t$ 待选量并组成输入门。计算见式(2)、式(3):

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

式中: i_t 为输入门的输出; $\tilde{C}_t$ 为待选量; W_i, b_i 分别为输入门中的权重及偏置; W_c, b_c 分别为记忆细胞中的权重及偏置; h_{t-1}, x_t 分别为上一个隐藏状态和记忆细胞信息。

输出门主要是将遗忘门和记忆门的信息通过计算后形成新的细胞状态。计算见式(4)、式(5):

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (4)$$

$$h_i = o_i \cdot \tanh \tilde{C}_i \quad (5)$$

式中: o_i 为输出门的输出信息; W_o, b_o 分别为输出门的权重及偏置; h_{i-1}, x_i 分别为上一个细胞输出信号和本细胞输入信号; h_i 为该细胞的输出值; $\tilde{C}_i$ 为待选量。

1.2 参数选择

1.2.1 地质参数

盾构掘进地质主要根据沉积环境和土层性质划分,地质土层核心参数包括变形模量、泊松比、内摩擦角、黏聚力和密度。其中以变形模量作为主要参数,不同地质断面根据土层分布比例进行算术平均计算:

$$\bar{\xi}_n = \sum_{m=1}^i \frac{S_{nm}}{S_n} \cdot \xi_m \quad (6)$$

式中: n 为环号; m 为地层类别; i 为一个断面中地层类别数量; $\bar{\xi}_n$ 为第 n 环算术平均变形模量; ξ_m 为 m 类地层的变形模量; S_{nm} 为第 n 环 m 类地层面积; S_n 为第 n 环全断面面积。

1.2.2 盾构参数

根据盾构机自身参数属性,分析得出主要包括掘进推力、掘进速度、掘进刀盘扭矩、掘进刀盘转速、滚动角、气泡仓压力、出浆流量、盾首水平偏差(HDSH)、盾首竖直偏差(VDSH)、盾尾水平偏差(HDST)、盾尾竖直(VDST)偏差共11个参数,见表1。其中后四个参数同为盾构姿态参数。

表1 盾构参数表

参数	单位	参数	单位
掘进推力	kN	变形模量	MPa
掘进速度	mm/min	出浆流量	m ³ /h
刀盘扭矩	MN·m	盾首水平偏差	mm
刀盘转速	rpm	盾首竖直偏差	mm
滚动角	mm/m	盾尾水平偏差	mm
气泡仓压力	0.1 MPa	盾尾竖直偏差	mm

1.3 数据分析阶段

1.3.1 相关性分析

为进一步分析所选参数之间的相关性,采用皮尔逊相关系数(Pearson)方法进行分析。Pearson相关性系数计算公式如下:

$$r_p = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})(B_i - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i - \bar{B})^2}} \quad (7)$$

式中: A, B 为两个变量; $\bar{A}$ 和 $\bar{B}$ 为两个变量的平均值; i 为个体数。

1.3.2 整体统计分析

采用折线图和小提琴图对样本数据进行分析,考虑实际施工过程中因工作安排、突发事件等形成的异常数据,进行识别、筛选和清洗。

1.4 模型评价参数

本研究采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)3个评价指标对预测模型进行评价。

平均绝对误差(MAE)计算见式(8):

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |\tilde{y}_i - y_i| \quad (8)$$

式中: m 为样本数量; y_i 为真实值; $\tilde{y}_i$ 为预测值。

均方根误差(RMSE)计算公式见式(9)。RMSE的计算数值与样本数据有关,范围没有限制。在实际工程经验中,超大直径盾构RMSE在10以内时,预测效果较好。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\tilde{y}_i - y_i)^2} \quad (9)$$

式中: m 为样本数量; y_i 为真实值; $\tilde{y}_i$ 为预测值。

决定系数 R^2 用来衡量量纲不同的模型效果,公式见式(10),一般其数值在 $[0, 1]$ 之间,当数值越接近1时,说明模型对数据的预测越好,越接近0时,说明预测效果越差。在统计学中一般认为数值大于0.8时,预测效果就比较好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (\tilde{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

式中: m 为样本数量; y_i 为真实值; $\tilde{y}_i$ 为预测值; $\bar{y}_i$ 为均值。

2 依托工程概况

2.1 工程概况

海珠湾隧道工程即广州南站快速通道工程北段工程,路线全长约4.35 km。海珠湾隧道项目东线盾构隧道总长度2.10 km,西线盾构隧道总长度2.09 km。采用2台泥水平衡盾构机施工,最小平曲面半径为1 000 m,最大坡度为4%。盾构机从南浦工作井东、西线先后始发,由南向北掘进穿越中核商务大厦、三枝香水道进入洛溪岛、沿江路桥、洛溪南闸、洛溪小学、洛溪村村民自住房屋、洛溪岛中凯文化创意园、下穿珠江后航道沥滘水道进入海珠区、中化广东到达南洲工作井拆卸吊出。盾构机的开挖直径为15.07 m,属于超大直径盾构。项目工程平面

见图3。

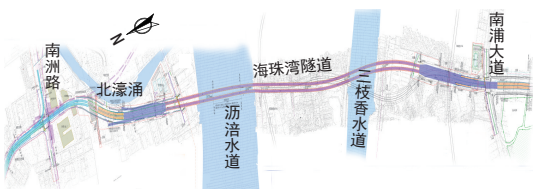


图3 海珠湾隧道工程总平面示意图

2.2 项目地质红层分析

本工程盾构段地层自上而下依次为人工填土、海陆交互相淤泥质土、冲洪积中粗砂、强风化带、中风化带,盾构局部位置涉及沿线建筑桩基,地质剖面如图所示。根据盾构掘进设计轴线确定各环段通过的地质类型(见表2)。

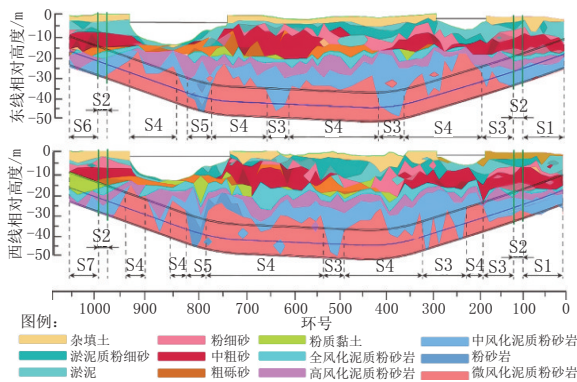


图4 项目地质剖面图

表2 盾构机掘进路径涉及地质类型一览表

掘进路径涉及地质类型		环数
S1	粉细砂、中粗砂以及风化程度较高的泥质粉砂岩	0 ~ 100
S2	中分化泥质粉砂岩及建筑桩基	101 ~ 125、976 ~ 990
S3	中风化和微风化泥质粉砂岩	126 ~ 190、231 ~ 325、481 ~ 530
S4	全断面微风化泥质粉砂岩	191 ~ 230、326 ~ 480、531 ~ 780、826 ~ 860
S5	粉砂岩和微风化泥质粉砂岩	781 ~ 825、896 ~ 940
S6	粉细砂、中粗砂、粉质黏土以及风化程度较高的泥质粉砂岩	861 ~ 895、941 ~ 975
S7	粉质黏土、风化程度较高的泥质粉砂岩	991 ~ 1 048

2.3 前期数据分析

2.3.1 相关性分析

对掘进推力、掘进速度、掘进刀盘扭矩、刀盘转速、滚动角、气泡仓压力、出浆流量、地质变形模量、盾首轴线水平偏差、盾首轴线竖直偏差、盾尾轴线水平偏差、盾尾轴线竖直偏差12个核心参数进行Pearson相关性分析,使用python绘制相关性热力图,(见图5)。

所选的12个参数其相关性绝对值绝大部分在0~0.3之间;变量间存在弱关系;绝对值介于0.3~0.5,

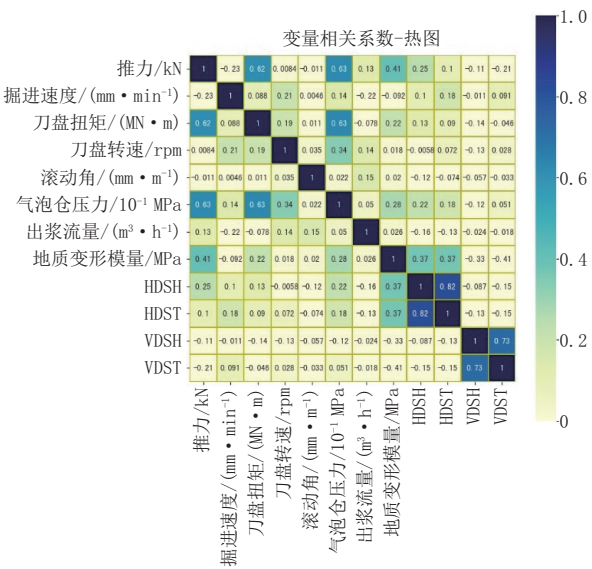


图5 相关系数热力图

变量间存在中度相关;个别系数绝对值超过0.5。其中,地质变形模量与掘进推力相关系数高达0.41,与HDSH、HDST、VDSH、VDST均超过0.33,中度相关。与刀盘扭矩、气泡仓压力超过0.2,说明地质条件与盾构参数以及盾构姿态存在弱至中度相关性。掘进速度、掘进刀盘扭矩、掘进刀盘转速、滚动角和出浆流量与盾构姿态四个参数相关系数均小于0.2相关性较弱,在下一阶段分析时不作为输入参数。

2.3.2 数据统计分析

研究选取隧道西线0环至941环掘进数据进行分析,对盾构机输入参数趋势变化逐项进行分析研究。以掘进推力和出浆流量为例,见图6。

(1)掘进推力

掘进推力趋势图呈现两边变化较大,中间平稳的态势。掘进起初和收尾阶段由于经过粉细砂、中粗砂、粉质黏土以及风化程度较高的泥质粉砂岩等地质较为松软区段,推力略微下降至60 000 kN,在掘进在100 ~ 200环区间位置为中分化泥质粉砂岩及建筑桩基,在局部触碰建筑桩基,推力需要超过120 000 kN才能保持掘进速度。

(2)气泡仓压力

盾构掘进过程中气泡仓压力维持在0.25 MPa以上,0.3 ~ 0.4 MPa之间。

2.3.3 小提琴分析法筛选

采用小提琴分析法对7个输入参数进行异常值识别,利用python筛选并剔除异常数据。该方法准确率较高,对参极端数据可以有效筛选。图7所示为盾构参数的小提琴图、图8所示为盾构姿态4个参数的小提琴图。

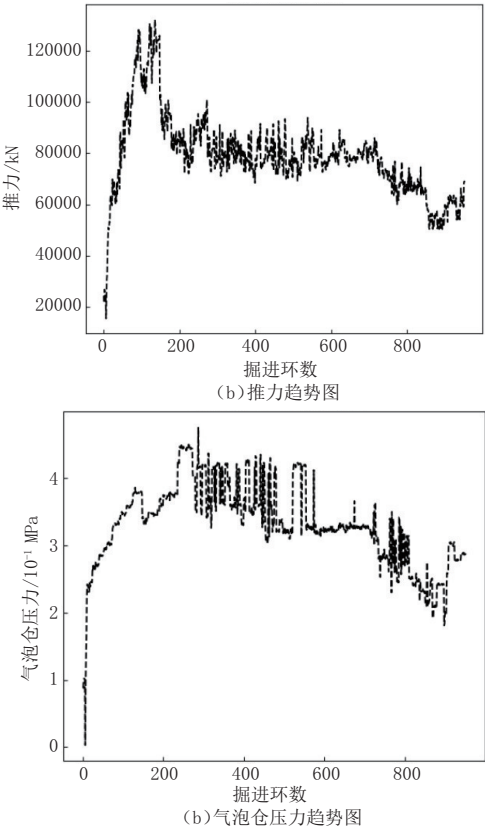


图6 掘进推力(左)气泡仓压力(右)趋势图

2.4 LSTM 模型预测

2.4.1 参数确定

模型选取西线第0环到第753环(共753环)用于训练,第754环至941环(共195环)用于预测对比,训练序列、预测序列比例为8:2。样本参数共7种,

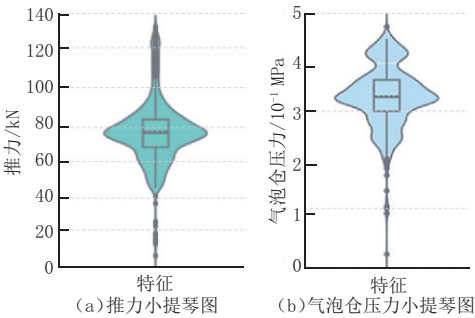


图7 盾构参数小提琴图

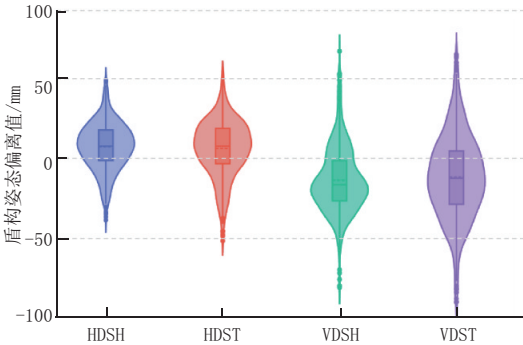


图8 盾构姿态参数小提琴图

包括盾构推力、气泡仓压力、地形弹性模量、盾构姿态(4个数据),将HDSH、VDSH、HDST、VDST作为预测目标值,建立多个盾构姿态预测模型,主要优化参数包括:隐藏层数、最大迭代次数、学习率(lr)、时间步数、损失函数(loss)以及批量处理数量。盾构姿态预测参数见表3。盾构姿态实际和预测对比见图9。盾构姿态预测参数散点密度见图10。

表3 盾构姿态预测参数表

参数	HDSH		HDST		VDSH		VDST	
	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后
MAE	5.684	4.361	7.351	4.742	9.358	7.382	9.231	5.742
MSE	34.704	27.97	62.423	43.441	124.321	82.332	77.413	59.549
RMSE	8.833	5.289	8.652	6.591	11.425	9.116	10.624	7.717
R ²	0.623	0.708	0.656	0.759	0.737	0.813	0.861	0.929

2.4.2 模型计算

采用JUPYTER 软件python 编程进行建模计算,使用了adam 优化器,其中当时间步数为12,学习率为0.02时,Epochs 为100,预测结果最佳。

2.4.3 模型评价

总体而言,LSTM 模型对真实值提供了较为准确的预测,通过参数优化和数据筛选后,预测的盾构姿态 HDSH、HDST、VDSH、VDST 的RMSE 值保持在10 以内,R2 方面VDSH 和VDST 超过0.8,表明该模型准确率较高,具有较大的参考价值。

3 结 语

本研究建立了LSTM 神经网络盾构姿态预测模型,并依托海珠湾隧道项目分析了形象盾构掘进参数,对复杂红层超大直径盾构掘进姿态进行预测,得到以下结论:

(1)采用 Pearson 相关系数法得出各个盾构参数与盾构姿态存在相关性,尤其是盾构区间的地质情况与盾构姿态偏移有较大的联系。

(2)通过 LSTM 神经网络算法能够较为精准地预测盾构姿态,预测结果对施工有较大的参考价值,可

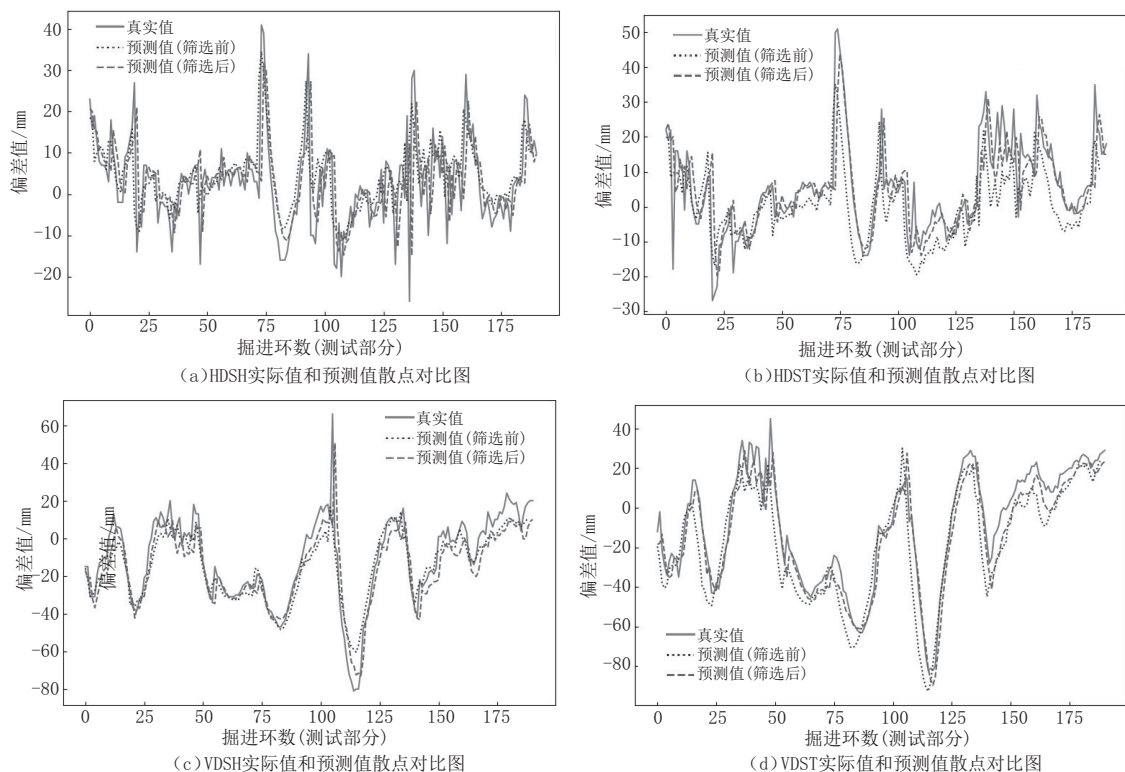


图9 盾构姿态实际和预测对比图

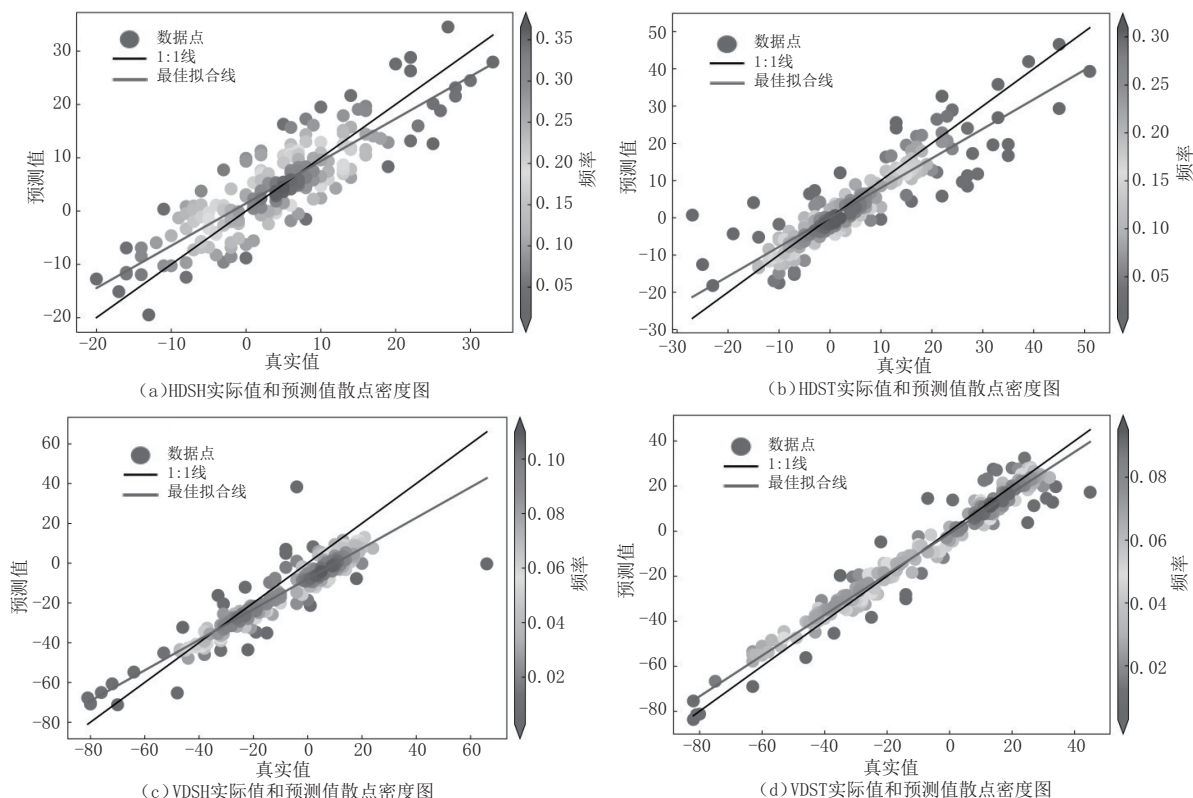


图10 盾构姿态预测参数散点密度图

以指导施工人员操作超大直径盾构机确保在施工过程中姿态保持稳定,减少姿态偏差,有助于提高隧道的施工质量,确保开挖的隧道符合设计要求。

下一步可结合其他修正模型进一步优化,从而进一步提高精准度,研发模拟自动控制系统,提高

施工控制水平。

参考文献:

- [1] 宋剑. 软土地层盾构机掘进姿态及管片破损控制分析[D]. 北京: 清华大学, 2020.
- [2] 俞艳波, 杨双龙, 杨立涛, 等. 基于盾构法的矿山隧道贯通测量偏差纠正方法[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(1): 35-38.

(下转第272页)