

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2022.133



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



基于小波降噪的神经网络盾构泥水分离系统 参数预测方法

周翠红¹, 周富强¹, 刘兆赫¹, 翟志国²

(1. 北京石油化工学院 机械工程学院, 北京 102617; 2. 中铁隧道集团二处有限公司, 河北 三河 065201)

摘要: 泥水盾构穿越复合地层时, 掘进控制参数和泥水分离系统参数往往出现大幅波动, 影响施工安全和掘进效率。为提升施工过程的安全稳定性, 实现异常工况预测, 依托望京隧道盾构工程, 针对地层状况采用筛分、双旋流、离心/压滤固液分离协同控制技术, 采集盾构机掘进参数(掘进速度、刀盘转速和总推进力等)和泥水分离系统运行参数(进浆量、进浆密度和进浆黏度等), 通过 Cook 距离离群检测和小波阈值去噪处理提升数据质量; 以双旋流分离密度比值、黏度比值等 12 个参数为输入, 排浆量、排浆密度和排浆黏度为输出, 建立 BP 神经网络泥水分离系统参数的预测模型, 并选取 3 个不同地层环段进行预测对比分析。预测结果表明: 预测平均绝对误差均在 5% 以内, 该预测模型在复合地层下仍具有较高的准确性。

关键词: 盾构隧道; 泥水分离; Cook 距离; 小波去噪; BP 神经网络; 参数预测

中图分类号: U231.3; U455.43 文献标志码: A 文章编号: 2096-6717(2025)01-0011-07

Parameter prediction method of shield slurry separation system by neural network based on wavelet denoising

ZHOU Cuihong¹, ZHOU Fuqiang¹, LIU Zhaohe¹, ZHAI Zhiguo²

(1. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, P. R. China;
2. The 2nd Engineering Co. Ltd. of China Railway Tunnel Group, Sanhe 065201, Hebei, P. R. China)

Abstract: When the slurry shield passes through the composite formation, the parameters of shield tunneling control and slurry separation system generally fluctuate greatly, influencing construction safety and tunnelling efficiency. In order to improve the safety and stability of the construction process and prevent abnormal working condition prediction, based on the Wangjing Tunnel, the coordinated control technique, including solid-liquid separation screening, two-stage cyclone, and centrifugal/pressure filtration are adopted according to the stratum conditions. Shield tunneling parameters (tunnelling speed, cutter head speed, total propulsion force, etc.) and slurry separation parameters (feed quantity, feed gravity, feed viscosity, etc) are collected. Data quality can be improved through Cook distance outlier detection, wavelet threshold denoising. 12 parameters are selected as inputs, such as specific gravity ratio and viscosity ratio of two-stage cyclone separation, and the output parameters are discharge volume, discharge specific gravity and discharge viscosity, A BP neural

收稿日期: 2022-07-20

基金项目: 国家自然科学基金 (51104022)

作者简介: 周翠红 (1973-), 女, 博士, 教授, 主要从事分离理论与分离设备研究, E-mail: zhoucuihong@bipt.edu.cn.

Received: 2022-07-20

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 51104022)

Author brief: ZHOU Cuihong (1973-), PhD, professor, main research interests: separation theory and separation equipment, E-mail: zhoucuihong@bipt.edu.cn.

network was established to predict parameters of the slurry separation system, three different formation annulus were selected for prediction. Results show that the average prediction errors are all within 5%, while predictions have high accuracy under the composite formation.

Keywords: shield tunnel; slurry separation; Cook distance; wavelet denoising; BP neural network; parameter prediction

泥水平衡盾构在地面沉降控制和地层适应性上具有显著优势,在城市核心区大直径隧道修建中应用越来越广泛。在施工过程中,需要采用性能优良的膨润土泥浆来保持开挖面的稳定,一般情况下,掘土 1 m^3 要产生 $2 \sim 3 \text{ m}^3$ 的废弃泥水,若不经妥善的泥水分离处理,不仅会浪费资源和污染生态环境,还会明显影响盾构的整体掘进速度和效率^[1-3]。在北京铁路地下直径线、广州狮子洋通道、武汉越江隧道、杭州庆春路过江隧道、济南穿黄隧道等项目中,维修泥水进排浆输送系统、泥水分离系统等相关故障耗费了大量工期^[4-6]。为了提升泥水盾构施工效率,目前主要研究掘进过程参数,而泥水分离参数和掘进参数交互分析与模拟甚少,故二者之间的交互作用分析及模拟成为热点。

泥水分离系统的重要评价指标包括排浆密度、黏度和排浆量,掘进过程中应保持前两个指标稳定,数值过高影响系统的输送能力,数值过低不利于掌子面的稳定,排浆量则体现了系统的处理能力。这 3 个指标彼此存在非线性关系,且波动较大,导致数据之间的交互作用分析和模拟十分困难。人工神经网络具有良好的自学习适应能力、非线性映射能力和并行信息处理能力,为未知的及非线性系统的建模提供了新的思路。该方法克服了传统技术在处理模糊、不确定信息时的许多弊端,因此在地下工程中得到广泛应用^[7-9]。

用于神经网络的数据预处理非常重要,主要方法有 K-Means 聚类法、均匀设计法、SDAE 网络降噪法、小波变换表示法、Mahalanobis 距离法和滑动平均法。李亚等^[10]和 Elbaz 等^[11]基于 K-Means 聚类法建立了预测模型,该模型比标准模型收敛更快,精度更高;张玉平等^[12]通过均匀设计法确定 BP 神经网络训练样本,采用附加动量法优化网络结构,缩减了训练时间且反演过程收敛稳定;Xiao 等^[13]基于 SDAE 和 GANs 处理融合数据,重构了 SDAE 网络中的降噪环节并提升了降噪效果,保留了数据的主要特征,避免数据训练不足导致的过拟合;Shahsenov 等^[14]通过连续小波变换表示数据特征,并分析小波类型和伪频率范围的灵敏度,在神经网络训练学习中取得了良好效果;徐一帆等^[15]和孙峻枫等^[16]基于 Mahalanobis 距离法检测离群数据并采用

滑动平均法去噪,建立 BP 神经网络并预测复合地层掘进参数,均取得了良好预测效果。样本数据质量显著影响神经网络预测效率和精度,Cook 距离离群法和小波阈值去噪法在提升数据质量方面有显著优势;前者基于 Cook 距离公式,某点的 Cook 距离越大,表示剔除该点后参数估计值的变化越大,即为强影响数据^[17];后者基于小波分解函数和阈值降噪函数,通过小波函数变换收到的含噪信号,产生小波系数并分层后选择合适阈值函数降噪,最终得到去噪信号^[18]。

笔者依托京沈客专京冀段望京隧道盾构工程,针对隧道穿越地层复杂、盾构排放泥浆不能及时有效处理导致掘进速度与泥水分离效率难以匹配,进而造成进浆密度增加、黏度增大、掘进扭矩增大、设备磨损加快、效率降低等综合问题,采用筛分、双旋流、离心/压滤固液分离协同控制技术,形成泥水“分级分离-循环利用”系统。通过监测泥水分离系统参数(进排浆量、进排浆黏度、两级旋流比值等)和掘进过程参数等,利用 Cook 距离离群检测、小波阈值降噪对数据进行预处理并建立 BP 神经网络预测分析排浆密度、黏度和排浆量的变化,通过评估预测结果针对性地调整泥水分离系统参数和掘进控制参数,为现场施工提供技术支撑和指导。

1 工程概况

望京隧道为双洞单线隧道,使用 2 台泥水盾构机施工,开挖直径为 10.9 m ,盾构掘进长度为 3740 m ,刀盘采用辐条式,最大开口率为 49% ,最大掘进速度为 50 mm/min ,最大进排浆流量为 $1800 \text{ m}^3/\text{h}$ 。穿越地层以黏土层、粉质黏土层、粉土层和粉细砂层等细颗粒地层为主,地质剖面图如图 1 所示,泥水分离主要流程图如图 2 所示。先用双层式振动筛选机进行粗颗粒筛分,小于 3 mm 的颗粒随泥浆直接进入一级旋流器。一级旋流器上端溢流出的小于 $75 \mu\text{m}$

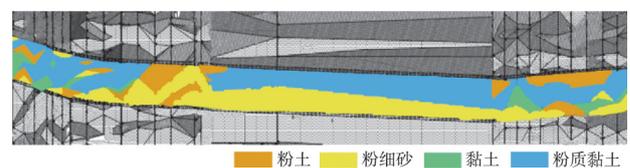


图 1 隧道剖面图

Fig. 1 Profile of the tunnel section

泥浆颗粒进入二级旋流器,溢流出的小于 20 μm 泥浆颗粒送至沉淀池。经过二级旋流器分离的泥浆满足配置新泥浆的粒径要求,送至调整池供制浆系统使用。

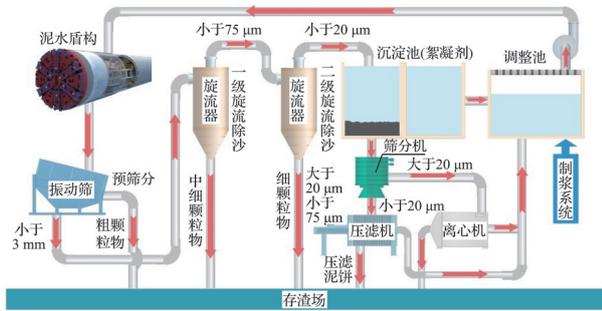


图 2 泥水分离流程图

Fig. 2 Diagram of slurry separation process

2 盾构泥水分离系统参数分析

在工程中对掘进参数和泥浆特性参数进行监测,以保证系统运行的平稳性,具体监测参数如下:第 1 类为盾构机掘进参数:掘进速度、刀盘转速、总推进力、贯入度;第 2 类为泥水分离系统运行参数:进浆量、进浆密度、进浆黏度、排浆量、排浆密度、排浆黏度、初筛后的密度与黏度、一级旋流处理后的密度与黏度、二级旋流处理后的密度与黏度、二次初筛后的密度与黏度、二次进浆的密度与黏度、沉淀池出料及经过调整池后进入盾构机掌子面的密度与黏度。运行过程中每天进行多次测量,以保证泥水分离系统的正常运行,从而保障泥水盾构机的正常运行。

2.1 掘进速度

盾构机掘进速度随环号变化曲线如图 3 所示。由图 3 可见,掘进速度总体波动较大,数值主要在 15~45 mm/min 内变化。结合图 1 穿越地层结构图进行分析,0~300 环掘进速度处于较低水平波动状态,工作状态处于始发端,速度较低且存在波动;地层结构包含多种土层,如粉土、黏土、粉质黏土等,盾构穿越复合地层时,掌子面岩体软硬不均极易导致掘进参数出现大幅波动,使得盾构掘进系统以及泥水配套措施都受到了一定影响。300~1 000 环掘

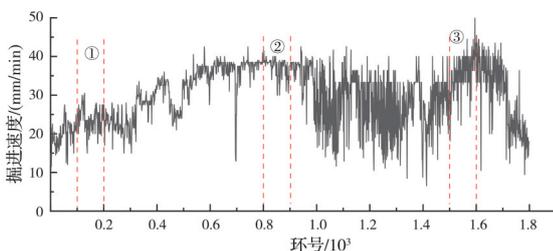


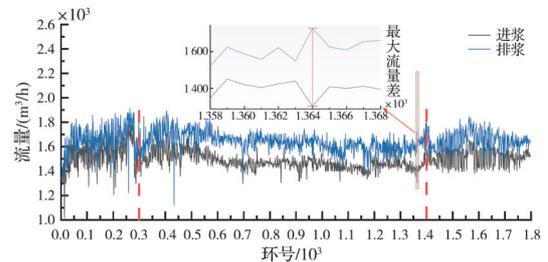
图 3 掘进速度变化曲线

Fig. 3 Variation curve of the tunnelling speed

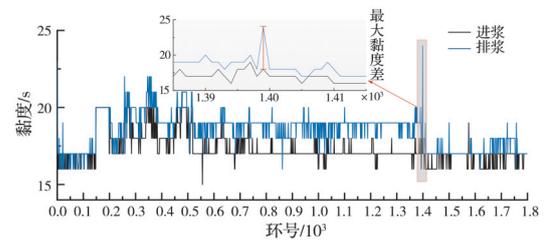
进速度处于相对较高水平且波动较小,穿越地层主要包括粉质黏土和粉细砂,地质相对稳定,数据也相对稳定。从 1 000 环到最终,掘进速度频繁出现大范围波动,说明后半段地层性质更复杂,地层对于掘进系统和泥水分离系统的影响加重,因此需要根据地层情况来调整泥水分离系统,从而保障盾构机的掘进速度。

2.2 泥浆特性参数

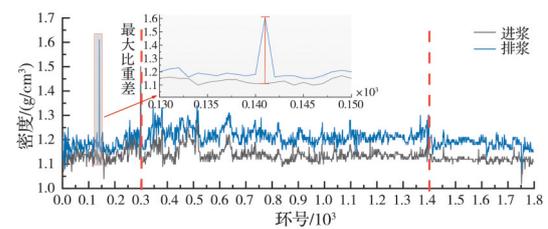
绘制系统的进排浆量、进排浆黏度和进排浆密度变化曲线如图 4 所示。由图 4 可见,各曲线大致可分为 3 个部分,在 0~300 环和 1 400~1 800 环处于波动较大范围,在 300~1 400 环处于较稳定状态,与掘进区段的地质结构分布也一致,在粉细砂和黏土地层(300~1 400 环),泥水特性参数变化相对平稳;其余环段,地质结构复杂,对盾构刀盘切削掌子面土体及泥水分离系统均产生了消极影响。其中,进排浆量均值差为 152 m³/h,最大流量差为 416 m³/h;进排浆黏度均值差为 1.3 s,最大黏度差为 6 s;进排浆密度均值差为 0.07 g/cm³,最大密度差为 0.50 g/cm³。由以上结果可知,在黏土、粉质黏土等细颗粒地层,泥水分离系统通过预筛分、两级旋流、沉淀和调整



(a) 进排浆量



(b) 进排浆黏度



(c) 进排浆密度

图 4 泥浆特性参数变化曲线

Fig. 4 Variation curves of slurry characteristic parameters

等步骤,实现了在城区细颗粒地层中大直径泥水盾构的高效掘进。

3 盾构泥水分离系统参数预测分析

3.1 数据预处理

1) 数据离群检测

盾构实际掘进过程中往往会存在一些异常值,采用Cook距离异常值检测方法进行离群检测,此方法常用于各种数据分析中异常数据的判断。Cook距离公式如式(1)所示,通常情况下离群判断标准如式(2)所示,即正常值与离群值的边界^[19]。

$$D_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\hat{Y}_j - \hat{Y}_{j(i)})^2}{p \times S_{ME}} \quad (1)$$

式中: \hat{Y}_j 为使用所有观测计算的第j个y(目标参数)的线性拟合值; $\hat{Y}_{j(i)}$ 为使用除观测i外所有观测计算的第j个y的线性拟合值;p为回归模型的系数个数; S_{ME} 为均方误差。

$$x_i \begin{cases} \text{正常点}, D_i < \delta \\ \text{离群点}, D_i > \delta \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\delta = 4/(n - k - 1)$,n为样本量大小,k为预测变量数目。

如图5所示,虚线边界上方为离群值,通过数据标签在数据库中将剔除。Cook距离离群检测方法去除了对整体影响较大的异常离群值,但又保留了合理范围内的较大值,体现了数据的内在规律特性。

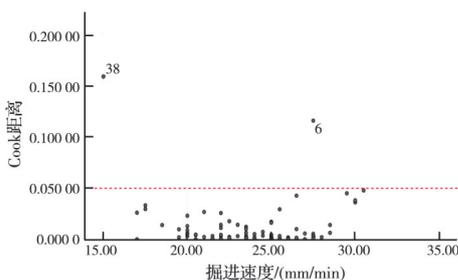


图5 Cook距离法离群点

Fig. 5 Outliers by Cook distance

2) 数据小波去噪

为进一步提升数据的整体质量,选择小波去噪法对盾构掘进参数进行去噪处理。利用小波分析对数据去噪后,通过少量有用信号分量即可表示原始信号,小波分析的多变率分析能够保护数据的非平稳特征;通过相关操作和选择不同函数,使用小波分析能够达到理想效果。

小波阈值去噪法关键是阈值函数的选择,常用的函数有软阈值函数和硬阈值函数,其表达式分别

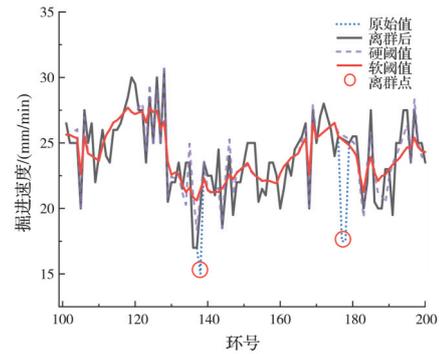


图6 小波去噪效果对比图

Fig. 6 Diagram of wavelet denoising effect

如式(3)和式(4)所示^[20]。

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k}, & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} \text{sng}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda), & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中: λ 为门限阈值; $W_{j,k}$ 为含噪信号小波变换后的小波系数; $\hat{W}_{j,k}$ 为估计系数;j为分解层数;sng(x)为符号函数。

Sym小波函数具有较好的对称性,一定程度上能够减少对信号进行分析和重构时的相位失真。通过Matlab输入wavemenu命令调取小波分析工具箱GUI工作环境,选择一维小波分析,导入需要去噪的数据,选择Sym2小波函数分析,分解为3层。去噪方法选择阈值估计方法,阈值函数的选择必须与所要解决的问题相匹配,对环段①进行软硬阈值处理效果对比,声噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)如表1所示。可以看出,软阈值处理后的SNR指标更高,比硬阈值高4.33 dB, RMSE指标中软阈值处理结果也相对较低,故软阈值降噪综合效果更优。因此,选择软阈值去噪处理,处理后效果对比如图6所示。

表1 不同阈值函数处理效果对比

Table 1 Different threshold function processing effect

阈值函数	SNR/dB	RMSE/dB
硬阈值	17.35	1.12
软阈值	21.68	0.85

3.2 BP神经网络模型建立

BP神经网络是基于误差反向传播的前馈网络模型,利用梯度搜索技术,使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差达到最小。通常结构为3层:输入层、隐含层和输出层,假设BP神经网络每层有N个节点,sigmoid函数为非线性作用函数,一般采用 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$,学习集包括U个样本模

式 (X_m, Y_m) 。对第 M 个学习样本 $(M=1, 2 \dots U)$, 节点 j 的输入总和记为 net_{mj} , 输出记为 O_{mj} , 对节点 M 的计算公式如式(5)所示^[21]。

$$\begin{cases} net_{mj} = \sum_{j=1}^n \omega_{ji} O_{mj} \\ O_{mj} = f(net_{mj}) \end{cases} \quad (5)$$

式中: ω_{ji} 为权值修正函数, 如式(6)所示, η 为学习效率, 作用是加快网络收敛速度; p_{mj} 为期望输出值。

$$\omega_{ji} = \omega_{ji}(t) + \eta \xi_{mj} O_{mj}$$

$$\xi_{mj} = \begin{cases} f(net_{mj})(p_{mj} - O_{mj}), \text{输出节点} \\ f(net_{mj}) \sum_k \xi_{mj} \omega_{kj}, \text{输入节点} \end{cases} \quad (6)$$

残差计算公式为: $\delta_i = y_i - f_i$, y_i 为节点 i 的目标值; ϕ 为神经网络结构, 损失函数如式(7)所示。

$$L[y_i, \phi(x_i)] = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \delta_i^2 \quad (7)$$

研究输入层节点数目设置为 12(掘进速度、刀盘扭矩、刀盘转速、总推进力、贯入度、进浆量、进浆密度、进浆黏度、一级分离密度/初筛分离密度、二级分离密度/一级分离密度、一级分离黏度/初筛分离黏度和二级分离黏度/一级分离黏度), 输出层节点数目设置为 3(排浆量、排浆密度、排浆黏度)。整体神经网络结构模型如图 7 所示, 根据经验公式 $S=2N+1$, 式中 S 为隐层神经元数, N 为输入节点个数, 多次优化隐含层层数与神经元个数, 以预测环段①进行网络结构搜寻, 结果如表 2 所示, 最终设置网络结构为 12-10-3。学习速率取 0.01, 迭代次数取 10 000, 精度目标值取 0.01。

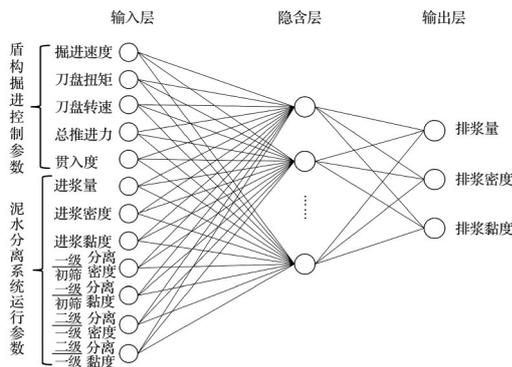


图 7 BP 神经网络结构模型

Fig. 7 BP neural network structure model

表 2 不同神经元个数预测误差

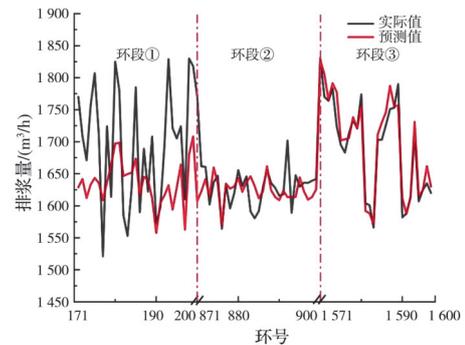
Table 2 Prediction error with different number of neuron

隐层神经元个数	平均绝对误差/%	隐层神经元个数	平均绝对误差/%	隐层神经元个数	平均绝对误差/%
5	13.8	10	4.9	19	11.7
7	11.5	11	8.3	21	15.9
9	7.2	15	16.8	25	18.4

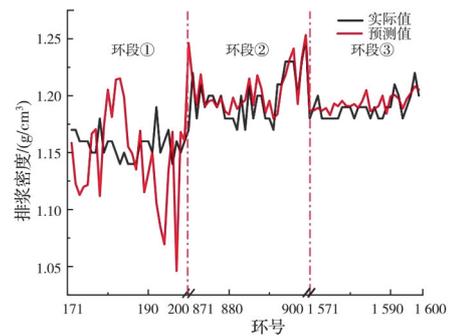
共监测到 55 738 个数据点, BP 神经网络可用样本共 1 798 条。根据地层分布状况和数值变化规律, 分别选取 101~200 环、801~900 环和 1 501~1 600 环 3 个部分中的数据作为样本数据进行训练, 选取的区段示意如图 3 中①、②、③区域所示。其中前 70% 作为训练组, 后 30% 作为验证组。

3.3 预测结果及误差分析

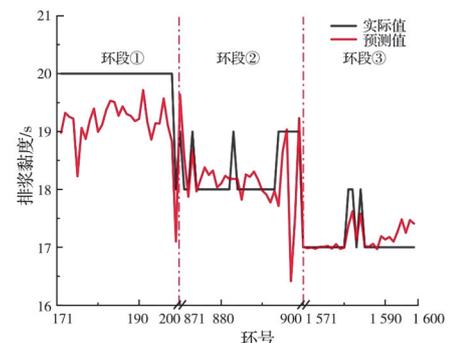
预测模型对于目标的预测值与实际值对比如图 8 所示。为进一步验证小波变换降噪效果和评估本神经网络的预测能力, 需计算预测值和实际值的相对误差并进行评价分析, 相对误差如式(8)所示, 最大误差、最小误差和平均误差取相对误差的绝对值。小波变换降噪处理效果对比如图 9 所示, 网络结构设置均与前文相同, 可以看到, 通过采用小波变换对样本数据进行降噪处理后, 预测结果准确度



(a) 排浆量



(b) 排浆密度



(c) 排浆黏度

图 8 目标值预测结果对比

Fig. 8 Comparison of target value prediction results

显著提升。

$$\delta = [(\chi_p - \chi_o) / \chi_o] \times 100\% \quad (8)$$

式中： χ_p 为预测值； χ_o 为原始值。

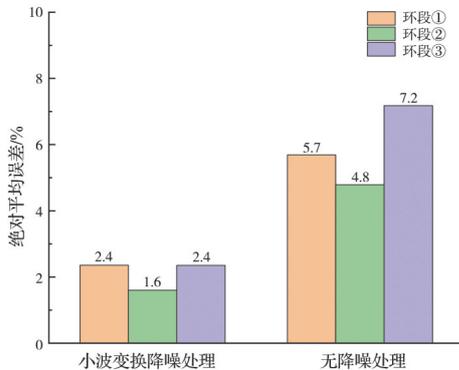


图 9 小波变换降噪处理效果对比

Fig. 9 Comparison of wavelet transform denoising effect

图 10 为整体预测相对误差箱状图,由图 10 可见,经过离群检测、小波降噪并通过所建的 BP 神经网络对排浆量、排浆密度和排浆黏度预测,样本数据的平均绝对误差均在 5% 以下,总体上达到了较高精度,已达到指导隧道盾构掘进和泥水分离系统运转的要求^[22]。对比 3 种预测结果可以看出,环段①和环段③所处地层为复合地层,地质种类较复杂,地层颗粒粒径变化范围大,但仍表现出了良好的预测能力,环段③的误差值保持在 5% 以内,环段①的最大误差为 10.78%;环段②处于地质较单一地层,主要包含黏土和粉质黏土,预测误差均值表现较好,但对于极少数异常工况预测误差达 13.62%,说明仍对极少数异常工况无法准确预测,但整体效果可以肯定。

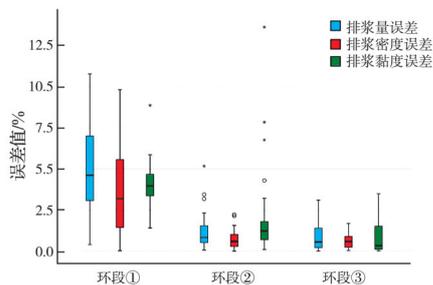


图 10 相对误差箱状图

Fig. 10 Box diagram of relative error

4 结论

针对现阶段泥水盾构掘进过程参数提取处理和泥水分离系统预测研究问题,依托实际工程,创新组合运用 Cook 距离离群检测和小波阈值去噪法提升数据质量,并以 12 个掘进控制参数和泥水分离系统运行参数为输入建立 BP 神经网络对排浆量、排浆密度和排浆黏度进行预测分析,主要结论

如下:

1)对望京隧道区间中的掘进速度参数与泥浆特性进行直观分析,将 Cook 距离离群检测法和小波阈值去噪法组合应用到采集的盾构掘进控制参数和泥水分离系统运行参数处理中,软阈值降噪得到的 SNR 指标相对更高, RMSE 指标相对更低,在不改变数据内在规律的前提下提高了数据的整体质量,提升了预测精度。

2)以盾构掘进控制参数和泥水分离系统运行参数(包含二级旋流器处理后的密度、黏度特性等)建立复杂地层下盾构泥水分离参数预测模型,分别选取 3 个不同环段的排浆量、排浆密度和排浆黏度进行预测分析,在复合地层条件下平均绝对误差均在 5% 以内。

参考文献

- [1] 苏清贵, 翟志国, 邓亨义. 泥水盾构施工废弃泥浆的环保处理技术[J]. 隧道建设, 2012, 32(Sup2): 222-226.
SU Q G, ZHAI Z G, DENG H Y. Treatments of waste slurry of slurry shield machine [J]. Tunnel Construction, 2012, 32(Sup2): 222-226. (in Chinese)
- [2] 林存刚, 吴世明, 张忠苗, 等. 泥水盾构隧道施工引起的地面沉降分析及预测[J]. 土木建筑与环境工程, 2012, 34(5): 25-32.
LIN C G, WU S M, ZHANG Z M, et al. Analysis and prediction of ground settlements due to slurry shield tunneling in a river-crossing tunnel [J]. Journal of Civil, Architectural & Environmental Engineering, 2012, 34(5): 25-32. (in Chinese)
- [3] 廖晨. 超大直径泥水盾构穿越施工对周边环境的影响研究[D]. 广州: 广州大学, 2020.
LIAO C. Research of the environmental influence induced by adjacent tunneling with a large-diameter slurry TBM [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2020. (in Chinese)
- [4] 罗庆中, 李娜, 贾光智. 中国铁路发展战略研究[J]. 科技导报, 2020, 38(9): 26-31.
LUO Q Z, LI N, JIA G Z. Study on China's railway development strategy [J]. Science & Technology Review, 2020, 38(9): 26-31. (in Chinese)
- [5] 赵海涛. 京张高铁大直径泥水盾构施工泥浆环保处理措施研究[J]. 铁道勘察, 2020, 46(1): 79-81, 94.
ZHAO H T. Study on mud environmental protection treatment measures for construction of large diameter slurry shield in Beijing-Zhangjiakou high-speed railway [J]. Railway Investigation and Surveying, 2020, 46(1): 79-81, 94. (in Chinese)
- [6] 许维青, 李义华, 翟志国, 等. 一种泥水盾构机在细颗粒地层中施工的泥浆多级分离方法: CN107416994B

- [P]. 2020-08-28.
XU W Q, LI Y H, ZHAI Z G, et al. Multi-stage slurry separation method for construction of slurry shield machine in fine particle stratum: CN107416994B [P]. 2020-08-28. (in Chinese).
- [7] MAHDEVARI S, TORABI S R. Prediction of tunnel convergence using Artificial Neural Networks [J]. Tunneling and Underground Space Technology, 2012, 28: 218-228.
- [8] 沈翔, 袁大军, 吴俊, 等. 复杂地层条件下盾构掘进参数分析及预测[J]. 现代隧道技术, 2020, 57(5): 160-166.
SHEN X, YUAN D J, WU J, et al. Analysis and prediction of driving parameters of shield tunnelling in complex strata [J]. Modern Tunneling Technology, 2020, 57(5): 160-166. (in Chinese)
- [9] AYAWAHPEA, SEBBEH-NEWTONS, AZUREJWA, et al. A review and case study of artificial intelligence and machine learning methods used for ground condition prediction ahead of tunnel boring machines [J]. Tunneling and Underground Space Technology, 2022, 125: 104497.
- [10] 李亚, 刘丽平, 李柏青, 等. 基于改进K-Means聚类 and BP神经网络的台区线损率计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4543-4552.
LI Y, LIU L P, LI B Q, et al. Calculation of line loss rate in transformer district based on improved K-means clustering algorithm and BP neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4543-4552. (in Chinese)
- [11] ELBAZ K, YAN T, ZHOU A, et al. Deep learning analysis for energy consumption of shield tunneling machine drive system [J]. Tunneling and Underground Space Technology, 2022, 123: 104405.
- [12] 张玉平, 马超, 李传习, 等. 基于均匀设计及BP神经网络的大体积混凝土热学参数反分析[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2021, 43(2): 148-157.
ZHANG Y P, MA C, LI C X, et al. Inverse analysis on thermal parameters of mass concrete based on uniform design and BP neural network [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2021, 43(2): 148-157. (in Chinese)
- [13] XIAO X, XIAO Y, ZHANG Y, et al. A fusion data preprocessing method and its application in complex industrial power consumption prediction[J]. Mechatronics, 2021, 77: 102520.
- [14] SHAHSENOV I, MALIKOV R, COOK P, et al. Prediction of Gamma Ray data from pre-stack seismic reflection partial angle stacks using Continuous Wavelet Transform and convolutional neural network approach [J]. Journal of Applied Geophysics, 2022, 197: 104523.
- [15] 徐一帆, 王士民, 何川, 等. 基于BP神经网络的复合地层盾构掘进参数预测[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(7): 120-125.
XU Y F, WANG S M, HE C, et al. Prediction of driving parameters of shield tunnel in composite strata based on back propagation neural network [J]. Railway Standard Design, 2022, 66(7): 120-125. (in Chinese)
- [16] 孙峻枫, 陈凡, 宋天田, 等. 基于神经网络的双模盾构复合地层掘进参数预测模型[J]. 铁道标准设计, 2023, 67(5): 100-108.
SUN J F, CHEN F, SONG T T, et al. Tunneling parameter prediction model of dual-mode shield in composite strata based on neural network[J]. Railway Standard Design, 2023, 67(5): 100-108. (in Chinese)
- [17] 王志坚, 罗舒琪, 王斌会. 基于稳健Cook距离的时间序列异常值诊断[J]. 统计与决策, 2022, 38(3): 40-44.
WANG Z J, LUO S Q, WANG B H. Outlier diagnosis of time series based on robust cook distance [J]. Statistics & Decision, 2022, 38(3): 40-44. (in Chinese)
- [18] 章浙涛. 小波分析理论及其在变形监测中的应用研究[D]. 长沙: 中南大学, 2014.
ZHANG Z T. Theory of wavelet analysis and its application in deformation monitoring [D]. Changsha: Central South University, 2014. (in Chinese)
- [19] 李成仁, 陆游, 袁豹. 基于Cook距离的协方差函数拟合点优选[J]. 测绘工程, 2014, 23(5): 21-23.
LI C R, LU Y, YUAN B. Optimal selection of covariance function fitting points based on Cook distance [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2014, 23(5): 21-23. (in Chinese)
- [20] 求森. 基于小波分析和神经网络的城市轨道交通客流时间序列预测[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
QIU S. Prediction of urban rail transit passenger flow time series based on wavelet analysis and neural network [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017. (in Chinese)
- [21] 李晓峰, 刘光中. 人工神经网络BP算法的改进及其应用[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2000, 32(2): 105-109.
LI X F, LIU G Z. The improvement of BP algorithm and its application [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2000, 32(2): 105-109. (in Chinese)
- [22] 李明阳, 杨海涛, 邹高明. 复合地层土压平衡盾构掘进参数模拟分析研究[J]. 隧道建设, 2012, 32(3): 287-295.
LI M Y, YANG H T, ZOU G M. Simulation analysis on boring parameters of EPB shield in complex strata [J]. Tunnel Construction, 2012, 32(3): 287-295. (in Chinese)