

DOI:10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.20241024003

文章编号:1674-599X(2025)01-0129-11

引用格式:陈峰,喻晨宇,蒋田勇,等.桥梁监测信号异常值剔除与去噪方法研究[J].交通科学与工程,2025,41(1):129-139.

Citation: CHEN Feng, YU Chenyu, JIANG Tianyong, et al. Outlier removal and denoising methods for bridge monitoring signals[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2025, 41(1): 129-139.

桥梁监测信号异常值剔除与去噪方法研究

陈峰¹, 喻晨宇², 蒋田勇², 蒋天滋¹, 廖生明³

(1. 湖南轨道技术应用研究中心有限公司, 湖南 长沙 410000; 2. 长沙理工大学 土木与环境工程学院, 湖南 长沙 410114; 3. 凤凰磁浮文化旅游有限责任公司, 湖南 湘西土家族苗族自治州 416007)

摘要:【目的】针对桥梁监测信号中的异常值识别和环境噪声干扰问题,提出了基于最小二乘法改进箱型图异常值的识别算法和快速集合经验模态分解法联合小波阈值的去噪方法。【方法】首先,采用改进后的箱型图算法对异常值进行识别和替换。然后,利用快速集合经验模态分解法对异常值处理后的桥梁监测信号进行分解,计算分解分量的方差贡献率,去除方差贡献率较小的模态分量,并使用小波阈值法处理剩余信号。最后,重构信号得到去噪后的信号。【结果】对模拟信号和实测信号进行分析可以发现:基于最小二乘法改进后的箱型图算法在异常数据上的召回率达到了100%。同时快速集合经验模态分解联合小波阈值的去噪方法可有效地滤除噪声信号。分析含有不同噪声的模拟信号可知:相比于小波阈值、快速集合经验模态分解法以及经验模态分解法联合小波阈值的方法,使用本文方法去噪后的监测数据均方根误差最小。实测信号的处理结果显示:本文方法去噪后的信号平滑度指标值以及噪声模均比其他方法的好。【结论】基于最小二乘法改进的箱型图算法和快速集合经验模态分解法联合小波阈值的去噪方法能够有效地解决桥梁监测信号中的异常值识别和噪声问题,研究成果可为桥梁信号的预处理提供参考。

关键词:桥梁工程;信号预处理;改进箱型图;快速集合经验模态分解;小波阈值去噪

中图分类号:U448

文献标志码:A

Outlier removal and denoising methods for bridge monitoring signals

CHEN Feng¹, YU Chenyu², JIANG Tianyong², JIANG Tiangzi¹, LIAO Shengming³

(1. Hunan Rail Transit Technology Application Research Center Co., Ltd., Changsha 410000, China; 2. School of Civil and Environmental Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 3. Fenghuang Maglev Cultural Tourism Co., Ltd., Xiangxi Tujia and Miao Autonomous Prefecture 416007, China)

Abstract: [Purposes] To address the issues of outlier detection and environmental noise interference in bridge monitoring signals, this study proposes an outlier detection algorithm based on a least squares-improved boxplot and a denoising method combining fast ensemble empirical mode decomposition (FEEMD) with wavelet thresholding. [Methods] First, an improved boxplot algorithm was employed to identify and replace outliers. Subsequently, the FEEMD method was utilized to decompose the bridge monitoring signals after outlier processing. The variance contribution rates of the decomposed components were calculated, and the modal components with small variance contribution rates were removed. The remaining signals were subjected to wavelet thresholding. Finally, the signals were reconstructed to obtain the denoised signals. [Findings] Analysis of both simulated and actual

收稿日期:2024-10-24

基金项目:国家自然科学基金项目(52378123);湖南省自然科学基金项目(2025JJ50242)

通信作者:蒋田勇(1978—),男,教授,主要从事桥梁结构智能监测方面的研究工作。E-mail:tianyongjiang@csust.edu.cn

投稿网址:https://jtkxygc.csust.edu.cn/jtkxygc/home

measured signals reveals that the boxplot algorithm improved upon the least squares method achieves a recall rate of 100% for identifying anomalous data. Meanwhile, the denoising method combining the fast ensemble empirical mode decomposition with wavelet thresholding can effectively filter out interfering noise signals. By analyzing simulated signals contaminated with various types of noise, it is found that compared to methods such as wavelet thresholding, FEEMD alone, and the combination of empirical mode decomposition (EMD) with wavelet thresholding, the monitoring data denoised using the proposed method exhibits a minimum root mean square error. Results from processing actual measured signals demonstrate that the smoothness index and noise mode after denoising are superior to those obtained from other schemes. [Conclusions] The improved boxplot algorithm based on the least squares method and the denoising method combining FEEMD with wavelet thresholding can effectively address the issues of outlier recognition and noise in bridge monitoring signals. The research findings can serve as a reference for the preprocessing of bridge signals.

Key words: bridge engineering; signal preprocessing; improved boxplot; fast ensemble empirical mode decomposition; wavelet threshold denoising

随着“交通强国”战略的稳步实施,截至2023年底,我国公路桥梁的数量已达到107.93万座,位居世界首位。在此背景下,借助桥梁结构健康监测系统,提升现有桥梁的结构安全性及耐久性,对于保障和延长其使用寿命至关重要。然而,监测系统每天采集的数据通常含有大量异常值和噪声,这些干扰可能导致数据损坏。因此,必须对长期监测数据中的异常数据进行预处理和信号去噪。

近年来,随着传感器技术和数据分析方法的快速发展,桥梁等大型基础设施的健康监测取得了显著的成果。通常可以基于统计学方法监测异常数据,例如 Z 分数、 3σ 法则和箱型图法等^[1]。这些方法具有简单、适用广、可解释性强等优点。 Z 分数和 3σ 法是建立在正态分布假设下的统计学方法,但实际桥梁监测数据往往不服从正态分布,因此前两种方法并不适用。而箱型图法是一种可以显示数据分散情况和异常值的统计方法,这种方法不需要假设数据服从特定分布,因此可以应用于桥梁结构的监测信号上。岳加利等^[2]基于箱型图和拉格朗日插值法实现了对桥梁结构监测数据中异常值的剔除和补全。但在实际复杂工程环境中,桥梁的监测数据往往会受到趋势项(如温度变化、长期载荷效应等)的影响,导致直接使用箱型图法来识别桥梁结构监测数据中的异常值效果不佳。

此外,由于桥梁信号常受到环境噪声的影响,需要进行去噪处理^[3-5]。传统方法(如傅里叶变换降噪^[6]、维纳滤波^[7]、中值滤波^[8]、小波变换去噪方法^[9])虽然简单快速,但处理非线性非静态数据时效

果不佳,对白噪声的适应性差。BOUDRAA等^[10]提出了基于数据驱动经验模态分解的信号滤波方法,实现对加性高斯白噪声的去噪。闵海根等^[11]认为经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法是一种信号分析方法,应与其他方法相结合才能达到去噪目的。余腾等^[12]提出了一种小波去噪与EMD分解融合的方法,可实现噪声剔除并提取大桥振动信息的目的。EMD联合小波去噪虽然可去除数据中的噪声,但也会产生模态混叠问题,可能导致模态中的信息丢失。因此,本文提出了基于数据驱动的桥梁长期监测信号预处理方法,主要包括两个部分:1)针对异常值的处理,本文提出了基于最小二乘法改进的箱型图算法,可以避免趋势项引起的异常值误判,同时使用三次样条插值法进行插值处理,实现了对数据中异常值的剔除和补全;2)针对监测信号中的噪声,本文提出了快速集合经验模态分解(fast ensemble empirical mode decomposition, FEEMD)联合小波阈值的桥梁信号去噪方法。该方法能够高效地滤除干扰和噪声,同时保留有效信号,显著提升了预处理数据的准确性和可靠性。

1 桥梁信号预处理算法原理

1.1 基于最小二乘法改进箱型图的异常值识别算法

1.1.1 箱型图法

箱型图法作为一种无需对数据施加特定限制的可视化方法,能够直观地展现数据的离散分布特

征。它定义了一个明确的标准来识别异常值,即大于上界或小于下界的数值均被视为异常值。箱型图如图1所示,图1中包含下边缘、下邻、下四分位数(Q_1)、中位数(Q_2)、上四分位数(Q_3)、上邻和上边缘。异常值是大于上边缘值或者小于下边缘值的所有数据,下邻和上邻分别代表了集中去除异常值后数据的最小值和最大值。

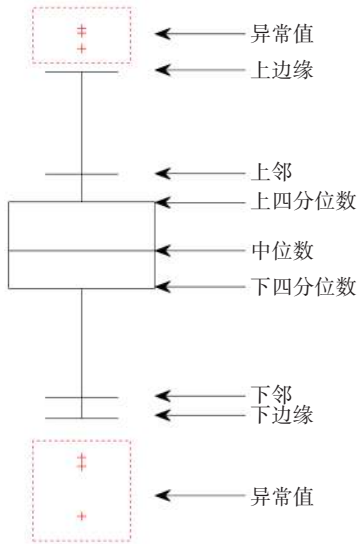


图1 箱型图

Fig. 1 Boxplot

将监测数据按照从小到大的顺序依次排列可得到有序数列($X_1 \sim X_n$),中位数 Q_2 记为:

$$Q_2 = \begin{cases} X_{0.5(n+1)} & n \text{ 为奇数} \\ \frac{X_{0.5n} + X_{0.5(n+1)}}{2} & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (1)$$

下四分位数 Q_1 为区间 $[X_1, Q_2]$ 的中位数,表明样本中只有四分之一的数值小于 Q_1 ;上四分位数 Q_3 为区间 $[Q_2, X_n]$ 的中位数,表明样本中只有四分之一的数值大于 Q_3 。

异常值的判定标准为:

$$X_i < Q_1 - K \times I_{QR} \text{ 或 } X_i > Q_3 + K \times I_{QR} \quad (2)$$

式中: I_{QR} 为四分位距, $I_{QR}=Q_3-Q_1$;K为步长系数。

1.1.2 改进箱型图的异常值识别算法

桥梁结构的监测信号中,由于受到趋势项的影响,某些突变值虽然在局部表现为极大值,但不一定是全局视野内的最大值,为了有效地识别突变异常点,本文提出了一种基于最小二乘法改进的箱型图算法,实现桥梁结构监测信号中异常数据的剔除和插样补全。

设包含异常数据的桥梁监测信号为 $x(n)$,将其分解为两部分:

$$x(n) = \tilde{x}(n) + r(n), n = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

式中: $r(n)$ 为趋势项; $\tilde{x}(n)$ 为原监测信号减去趋势项的部分。

基于最小二乘法改进的箱型图算法流程如下:

1) 使用最小二乘法对采集得到的桥梁监测信号 $x(n)$ 进行趋势项拟合,则可计算得到 $\tilde{x}(n)$;

2) 对信号 $\tilde{x}(n)$ 进行排序,将位于第25%位的数据定义为 Q_1 (下四分位数),第50%位的数据定义为 Q_2 (中位数),以及第75%位的数据定义为 Q_3 (上四分位数);

3) 取四分位距 $I_{QR}=Q_3-Q_1$,定义 $Q_1-1.5 \times I_{QR}$ 为下边缘, $Q_3+1.5 \times I_{QR}$ 为上边缘;

4) 在趋势项 $r(n)$ 的基础上设置上下限,定义 $r(n)+Q_1-1.5 \times I_{QR}$ 为下限, $r(n)+Q_3+1.5 \times I_{QR}$ 为上限;

5) 监测 $x(n)$ 中的所有数据,对低于下限和高于上限的数据进行标记;

6) 应用三次样条插值法对标记的异常值进行替换。

1.2 基于FEEMD联合小波阈值去噪算法

1.2.1 快速集合经验模态分解原理

集合经验模态分解作为一种辅助信号处理方法,通过将高斯白噪声添加到原始时间序列中,并利用经验模态分解法进行信号分解,确保时间序列能均匀分布,有效地避免了频率混叠。在解决了模态混合问题后,集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)展现出了在处理非平稳和非线性信号方面的卓越性能。为了进一步提升EEMD的运行效率,ZHENG等^[13]对FEEMD进行了研究,并给出了数值算例,以此验证快速集合经验模态分解是一种高效的计算方法。

FEEMD算法中的两个关键参数是白噪声振幅 k 和EMD循环次数 M 。本文充分考虑经验数据^[14],取 k 为0.05~0.50, M 为100。FEEMD的基本步骤如下:

1) 在原始的监测信号 $x(t)$ 中加入随机高斯白噪声序列 $n_m(t)$,得到加噪后的信号 $x_m(t)$:

$$x_m(t) = x(t) + n_m(t) \quad (4)$$

式中: t 为时间; $n_m(t)$ 为第 m 次FEEMD试验中使用的噪声。

2) 应用经验模态分解法将加入随机噪声后的信号 $x_m(t)$ 分解为一系列本征模态函数(intrinsic mode function, IMF) $c_{i,m}(t)$ 和残余分量 $n_{n,m}(t)$ 。

3) 加入不同的白噪声序列,重复步骤1)和步骤

体布置如图5(b)所示。

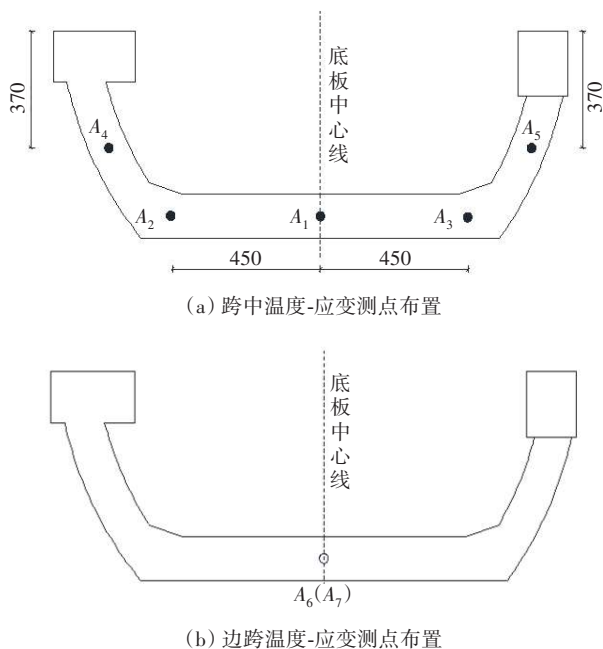


图5 模型梁温度-应变测点布置图(单位:mm)

Fig. 5 Temperature and strain measurement points layout for model beam (unit: mm)

同时,在模型梁的1/4跨截面、跨中截面和3/4跨截面底板下方的中心线处分别布置三个温度-挠度测点(B_1 、 B_2 、 B_3 测点)进行长期监测。

模型梁外部的温度-挠度测点采用长沙金码测控股份有限公司生产的智能通用位移计(型号为JMDL-2105AT)进行测量。这款传感器的量程达到了 ± 50 mm,具备0.5% FS(量程范围)的测量精度,0.01 mm的灵敏度, ± 0.5 °C的温度测量精度。而对于模型梁内部的温度-应变测点,则选用了长沙金码测控股份有限公司生产的智能弦式埋入应变计(型号为JMZX-215HAT),其量程为 $\pm 1\,500 \times 10^{-6}$,测量精度同样为0.5% FS,灵敏度达 0.1×10^{-6} ,温度测量精度为 ± 0.5 °C。为实现这些传感器信号的实时自动数据采集、存储、传输、报告与预警,本文采用了由长沙金码提供的综合采集主机(JMZX-5ZH)、综合采集模块(JMZX-10SH)以及全密封标配机箱(JMBV-1140)所组成的自动监测设备。

在模型梁浇筑完成28 d后,将其放置在公路实验中心的试验场地,并采用砝码对模型梁进行加载,同时利用自动监测设备对相关数据进行采集,其中温度-挠度测点每1 h采集一次。U形梁在2023年7月27日至2023年11月15日的温度-应变测点($A_1 \sim A_7$)数据如图6所示,温度-挠度测点($B_1 \sim B_3$)数据如图7所示,在测试期间共采集了2 500 h的数据。

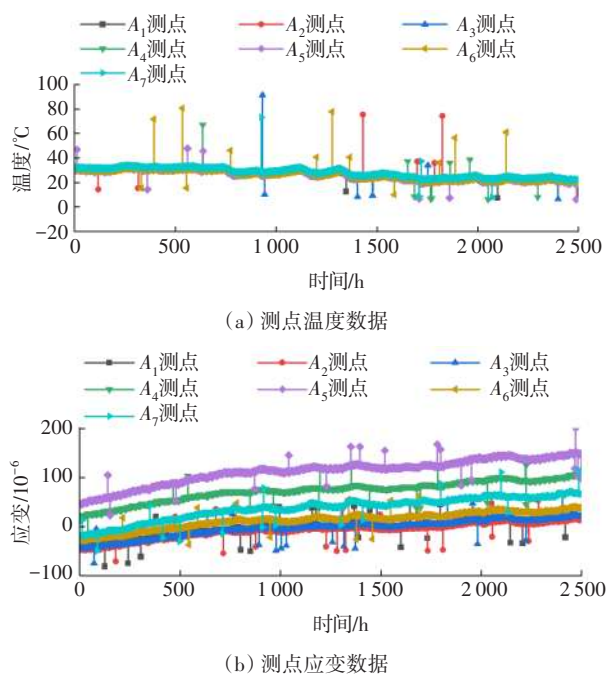


图6 温度-应变测点监测数据

Fig. 6 Temperature and strain monitoring data

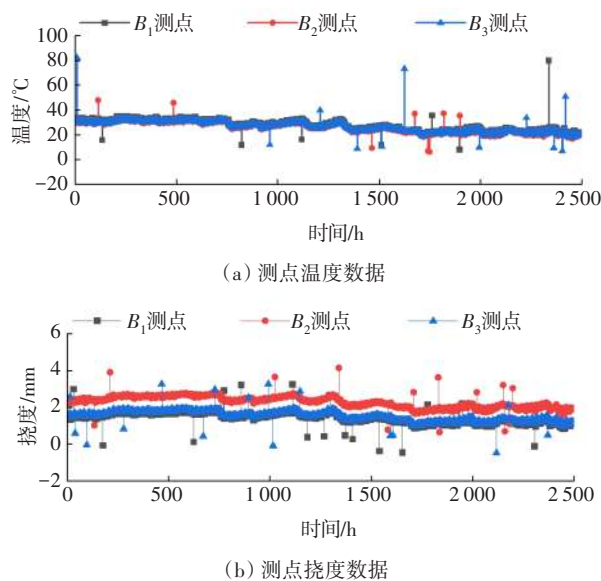


图7 温度-挠度测点监测数据

Fig. 7 Temperature and deflection monitoring data

2.2 长期监测数据异常值识别和替换处理结果分析

在监测过程中,由于传感器接触不良、数据传输错误或设备故障等,监测数据可能会出现突变,形成异常值。这些异常值若不处理,将对结构的评估与安全预警产生不利影响。基于此,分别采用箱型图和基于最小二乘法改进后的箱型图对温度-挠度测点数据和温度-应变测点数据进行异常值监测。以 A_1 和 B_2 测点的监测数据为例,异常值监测效果对比如图8和图9所示。此外,异常值监测方

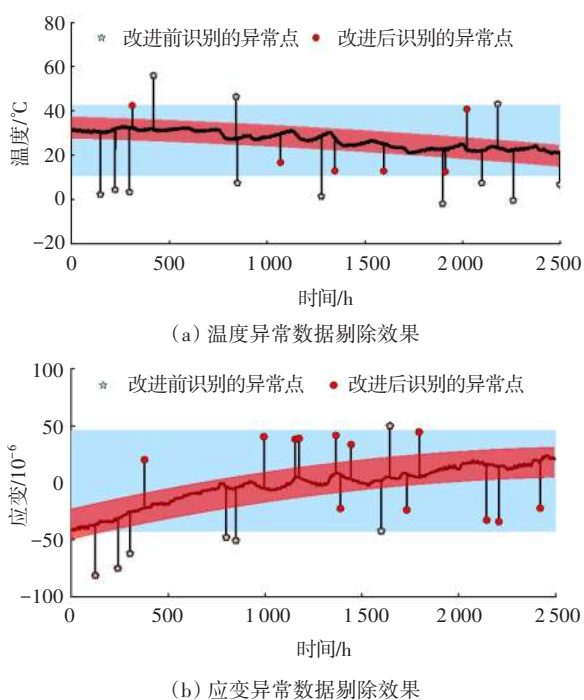


图8 A_1 测点温度-应变异常数据剔除效果对比图
Fig. 8 Temperature and strain at A_1 measurement point before and after outlier removal

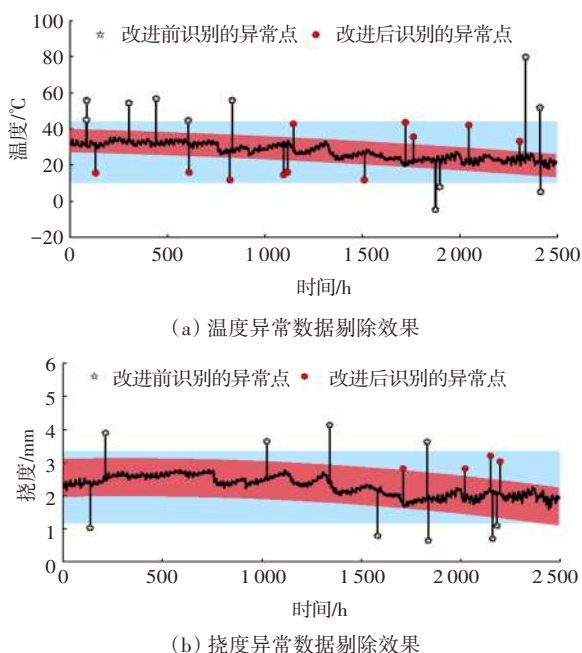


图9 B_2 测点温度-挠度异常数据剔除效果对比图
Fig. 9 Temperature and deflection at B_2 measurement point before and after outlier removal

法常用的评价指标包括精确率、召回率和 F_1 分数。这些指标的计算方法和意义如下:

1) 精确率:表示在所有被分类为正例的样本中,实际为正例的比例,精确率越高,说明异常值监测器判定的结果越可信。

$$P_{\text{precision}} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (9)$$

式中: T_p 为真正例,指预测为正例而且实际上也是正例的数据; F_p 为假正例,指预测为正例实际上却是负例的数据。

2) 召回率:表示在所有实际为正例的样本中被正确预测的比例。召回率高意味着模型能够更好地捕捉到真正的异常样本。

$$R_{\text{recall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (10)$$

式中: F_N 为假负例,指预测为负例实际上却是正例的数据。

3) F_1 分数:是调和精确率与召回率的评价指标,较高的 F_1 分数代表模型的异常监测结果比较稳定。

$$F_1 = \frac{2 \times P_{\text{precision}} \times R_{\text{recall}}}{P_{\text{precision}} + R_{\text{recall}}} \quad (11)$$

四组数据异常值监测结果的统计结果见表1,图8和图9的浅色阴影部分代表了传统箱型图法所判定的正常数据范围。然而,在长期监测的信号中,由于趋势项的存在,传统箱型图法的应用效果并不理想。由表1可知,该方法仅能识别出部分异常值,因此其召回率相对较低,仅为59.90%。此外,如图9(b)所示,受温度骤降等外部因素的影响,挠度值在某一范围内发生了显著变化。传统的箱型图法在处理这类数据时,仅关注数据的离散程度,而忽略了数据的趋势和背景变化,导致部分正常的挠度数据被错误地识别为异常信号,这进一步降低了其精确率,导致其精确率仅为49.72%。

表1 四组数据异常值监测结果统计

Table 1 Statistical results of anomaly detection for four data sets

方法	精确率/%	召回率/%	F_1 /%
箱型图法	49.72	59.90	54.34
改进箱型图法	100.00	100.00	100.00

相比之下,图8和图9的深色阴影部分是使用最小二乘法改进后的箱型图判定的正常数据范围,其对异常值的识别效果较好。这种方法通过最小二乘法拟合信号的趋势项,并与箱型图法相结合,有效地剔除了异常数据。该方法识别出的正常数据范围能够紧密地贴合数据的整体趋势,异常点得到了明显的突显,异常值识别效果较好,其召回率和精确率均达到100.00%。综上所述,本文提出的基于最小二乘法改进的箱型图方法,在长期监测数据的异常值识别方面展现出了显著的优势。

为了进一步提高数据的准确性和可靠性,本文,引入三次样条插值法来替换异常值。经过三次样条插值法处理后的插值结果如图10所示。由图10可知,温度、应变和挠度数据在插值后呈现出更加平稳的趋势,表明三次样条插值法在数据处理中表现出色,有利于后续桥梁状态评估与安全预警。

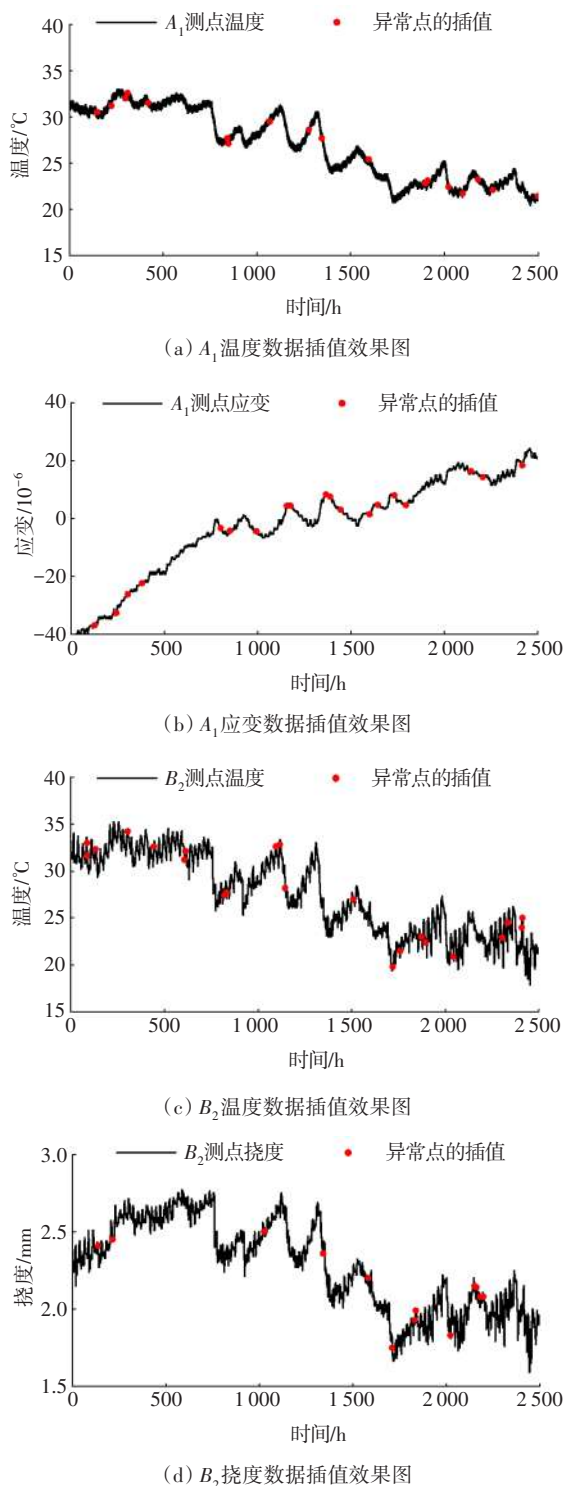


图10 异常数据替换效果图

Fig. 10 Outlier replacement effect illustration

3 监测信号去噪处理结果分析

3.1 模拟信号去噪效果分析

本文利用MATLAB软件进行仿真试验,验证去噪算法的可行性。通常情况下,桥梁的环境振动频率较低,为0.3~10.0 Hz。为模拟这种信号,本文使用无限冲击响应滤波器生成了0~10 Hz的非线性、非平稳含噪随机信号,并添加了趋势项。为了全面地评估算法性能,本文设置了四组试验(含噪信号的初始信噪比为5、10、15、20 dB)进行对比,含噪信号的初始信噪比为20 dB的仿真模拟随机信号如图11所示。

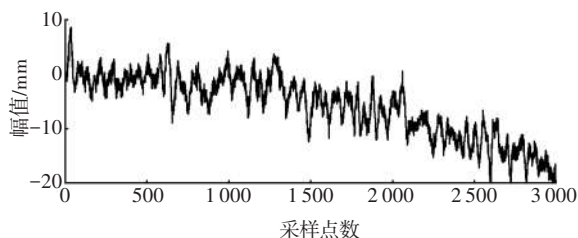


图11 初始信噪比为20 dB的仿真模拟信号

Fig. 11 Simulated signal with initial signal-to-noise ratio of 20 dB

根据文献[18],本文在桥梁信号去噪处理中采用了软阈值函数,并用db9小波基函数进行3层小波分解,同时采用固定式阈值估计法对桥梁信号进行去噪。结果表明,运用本文提出的去噪方法并结合较小的模态分量,能有效地保留关键本征模态函数分量来近似表达原始信号的特征,同时减少信息损失。为了直观地对比去噪效果,将本文方法与另外三种去噪方法应用于模拟信号,并对去噪前后的信号进行对比分析,结果如图12所示。从图12可以看出,这四种方法均展现出了良好的去噪性能。虽然使用本文方法去噪后的信号在一些波峰位置仍然与原始信号存在偏差,但偏差较小,说明本文方法有较好的去噪效果。观察图12的放大区域A、B、C、D可以发现,采用小波阈值去噪、EMD与小波阈值结合去噪、FEEMD去噪的信号与原始未受噪声干扰信号在峰值部位有较为显著的偏差。相比之下,本文提出的去噪算法在峰值区域与原始信号更为吻合,显示出优越的去噪性能。

为了深入地评估本文所提方法在去噪方面的性能,本文采用了信噪比和均方根误差这两个指标对去噪后的信号进行了量化评估。

1) 信噪比(signal-to-noise ratio, SNR):

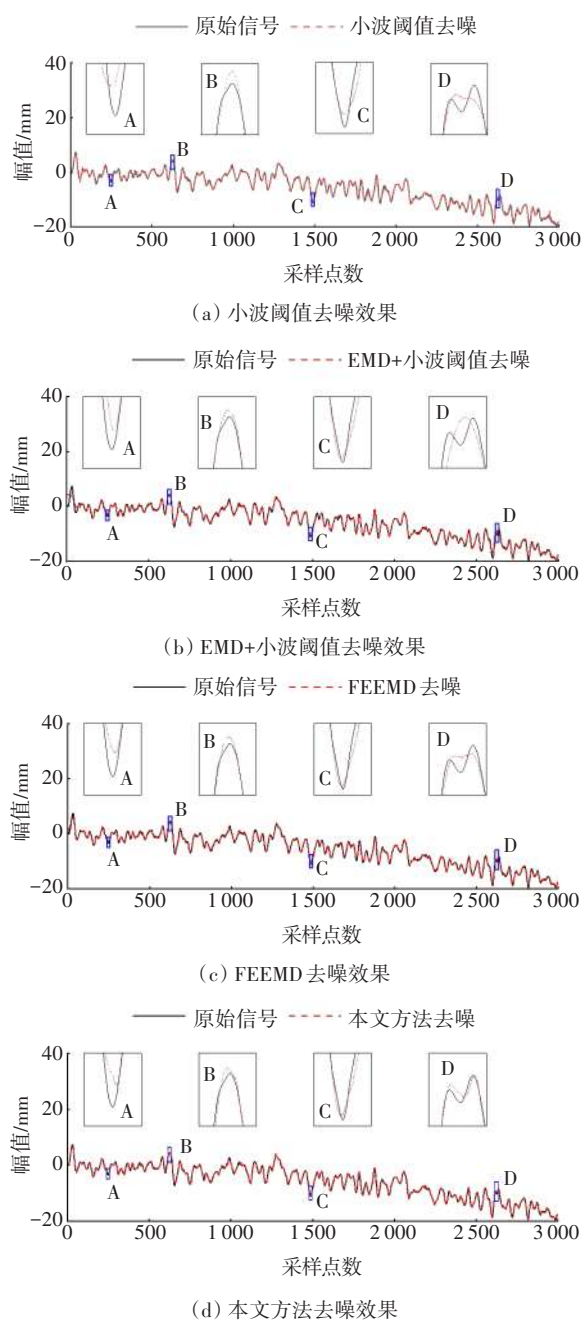


图12 初始信噪比为20 dB的仿真模拟信号

Fig. 12 Simulated signal with initial signal-to-noise ratio of 20 dB

$$S_{NR} = 10 \times \lg \left[\frac{\sum_{t=1}^n x^2(t)}{\sum_{t=1}^n (x(t) - \hat{x}(t))^2} \right] \quad (12)$$

2) 均方根误差(root mean square error, RMSE):

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x(t) - \hat{x}(t))^2} \quad (13)$$

式(12)~(13)中: n 为采样点数; $x(t)$ 为原始信号; $\hat{x}(t)$ 为去噪后的信号。不同含噪信号的初始信噪

比下四种方法的去噪指标见表2。

表2 不同初始信噪比下四种方法去噪效果评价表

Table 2 Evaluation table of denoising effects of four methods under different initial signal-to-noise ratio

去噪方法	5 dB		10 dB		15 dB		20 dB	
	信噪比/dB	均方根误差/mm	信噪比/dB	均方根误差/mm	信噪比/dB	均方根误差/mm	信噪比/dB	均方根误差/mm
本文方法	15.81	1.321 7	21.63	0.675 9	25.64	0.425 7	28.50	0.306 3
小波阈值	11.16	2.256 6	12.10	2.026 0	20.18	0.799 0	26.17	0.400 8
EMD+小波阈值	12.42	1.953 0	17.34	1.107 3	15.03	1.445 7	23.46	0.547 5
FEEMD	14.60	1.518 8	19.67	0.836 4	24.56	0.482 6	27.95	0.326 4

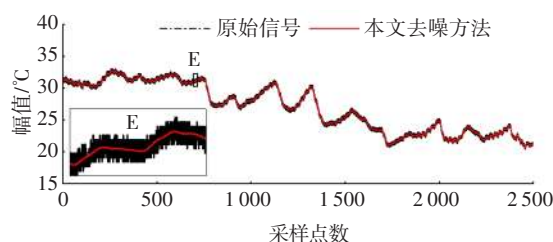
本文去噪方法在上述四种初始信噪比下的均方根误差值分别为1.321 7、0.675 9、0.425 7和0.306 3 mm,均为四种去噪方法中的最小值,说明本文去噪方法的去噪效果相较于其他方法具有更优的去噪效果,能够更出色地保留原始信号的特征。

上述四种初始信噪比下,本文去噪方法得到的信噪比分别为15.81、21.63、25.64和28.50 dB。相较于其他方法,本文方法的信噪比均有所提高。说明本文去噪方法对不同强度的噪声都具有良好的适用性,能够有效地去除噪声干扰,提升信号质量。与其他三种方法相比,本文方法在信噪比方面的表现尤为突出,能够更为彻底地清除信号中的噪声成分。

通过对比细部图像以及定量分析信号去噪性能指标可以看出,相较于另外三种去噪方法,本文方法不仅能保留信号的更多细节,也在非线性和非平稳随机信号的去噪方面展示出更佳的性能。

3.2 实测信号去噪效果分析

以 A_1 和 B_2 测点的监测信号为例,应用本文算法对异常数据处理后的监测数据进行去噪处理,去噪前后效果对比如图13和图14所示。对比图13和图14的放大区域E可以发现,本文的去噪方法可以有效地滤除监测信号中混杂的各种噪声。



(a) A_1 温度信号去噪效果图

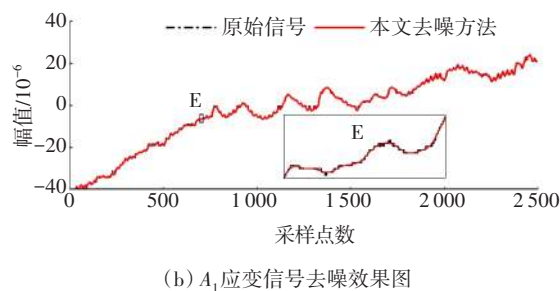


图 13 A_1 测点监测数据去噪前后效果图
Fig. 13 Denoising effect of monitoring data at A_1 measurement point

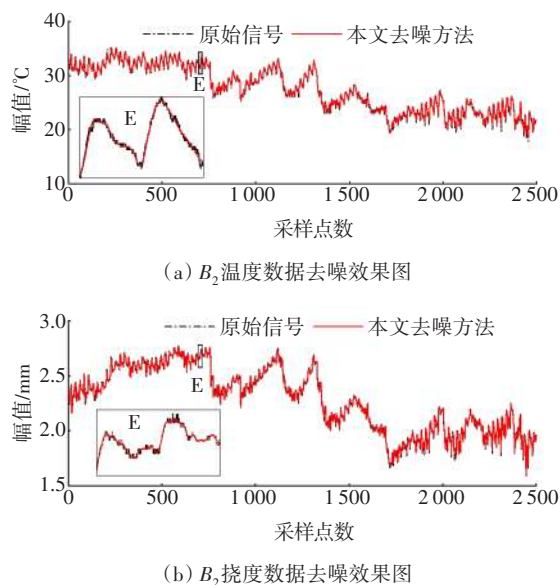


图 14 B_2 测点监测数据去噪前后效果图
Fig. 14 Denoising effect of monitoring data at B_2 measurement point

由于无法获得纯净的参考信号,本文采用以下三个指标评估模型梁的实测信号去噪质量:

1) 平滑度指标^[19](root of variance ratio, RVR):

$$R_{VR} = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} [\hat{x}(t+1) - \hat{x}(t)]^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} [x(t+1) - x(t)]^2}} \quad (14)$$

2) 信号能量比(signal energy ratio, SER):

$$S_{ER} = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n [\hat{x}(t)]^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n [x(t)]^2}} \quad (15)$$

3) 噪声模^[20] (noise mode, NM):

$$N_M = \sqrt{\sum_{t=1}^n [x(t) - \hat{x}(t)]^2} \quad (16)$$

去噪效果评价结果见表3。为客观评估去噪方法的有效性,需综合考量信号能量比与噪声模两项核心指标。在能量比评价维度,当信号能量比高于99.7%时可判定噪声去除充分^[21-22]。如表3所示,EMD+小波阈值法处理 A_1 测点应变、 B_2 测点温度及挠度信号的能量比分别为99.10%、99.42%、99.53%,均低于基准阈值99.7%,表明该方法存在有效信号损失风险,故在后续的对标研究中需剔除其干扰数据。

在噪声模评价方面,本文方法相较于小波阈值与FEEMD方法展现出了显著优势。用其处理后的噪声模值分别为41.231 °C、28.044×10⁻⁶、11.601 °C和0.680 mm,表明在维持原始信号细节完整性的同时实现了最优噪声消除效果。

从信号平滑度指标分析,本文方法同样表现突出。上述四项信号去噪后的平滑度指标分别为0.038、0.262、0.310、0.417,均为四类方法中最低值。该数值越趋近于零,说明信号平滑度越佳,说明本文方法在抑制噪声干扰过程中有效地保留了信号细节特征。

表 3 不同测点监测信号去噪效果评价表

Table 3 Denoising effect evaluation table for monitoring signals at different measurement points

去噪方法	A_1 测点温度信号			A_1 测点应变信号			B_2 测点温度信号			B_2 测点挠度信号		
	平滑度	能量比	噪声模/°C	平滑度	能量比	噪声模/10 ⁻⁶	平滑度	能量比	噪声模/°C	平滑度	能量比	噪声模/mm
本文方法	0.038	0.999 8	41.231	0.262	0.999 9	28.044	0.310	0.999 9	11.601	0.417	0.999 9	0.680
小波阈值	0.058	0.999 8	40.423	0.259	0.999 9	13.497	0.351	0.999 9	10.151	0.420	0.999 9	0.673
EMD+小波阈值	0.046	0.999 9	40.432	0.145	0.991 0	325.784	0.282	0.9 942	22.646	0.366	0.995 3	3.715
FEEMD	0.999	0.999 9	8.345	1.113	0.999 9	25.496	0.310	0.999 9	11.481	0.481	0.999 9	0.553

4 结论

为了减少桥梁监测信号中的异常值和环境噪声对桥梁状态评估和健康监测的影响,提出了一种基于最小二乘法改进的箱型图异常值剔除算法和联合FEEMD与小波阈值的去噪方法。通过数值仿真试验和实际监测数据验证,得出以下结论:

1) 针对传统箱型图法对包含趋势项的长期监测数据中异常值识别准确性较低的问题,本文提出了基于最小二乘法改进的箱型图异常值识别方法。试验结果显示,该方法在应用于实测信号时,能够将召回率和精确率提高至100.00%,效果显著。

2) 通过仿真试验验证,联合FEEMD与小波阈值的去噪方法在非线性和非平稳随机信号去噪方面表现卓越。结果显示,本文方法在不同初始信噪比下,去噪后信号的均方根误差,明显比其他去噪方法的低。此外,信噪比均有所提高。这表明该方法不仅显著降低了噪声水平,还有效保留了原始信号特征,大大提高了信号的平滑度。

3) 基于实际监测信号,对比分析了本文去噪方法、单一小波阈值去噪、FEEMD及EMD联合小波阈值去噪方法的性能指标。结果显示,使用本文方法去噪后的信号平滑度、噪声模均比其他几种方法的好。这表明本文的去噪方法具有较强的去噪能力,适用于桥梁监测信号的去噪分析。

参考文献(References):

- [1] 宋智超. 轧机实时数据采集及异常点分析[D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
SONG Zhichao. Real-time data acquisition and abnormal point analysis of rolling mill[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [2] 岳加利, 郝静, 卢海林, 等. 桥梁结构监测数据异常值处理方法[J]. 武汉工程大学学报, 2022, 44(1): 107-111.
YUE Jiali, HAO Jing, LU Hailin, et al. Outliers processing method of bridge structure monitoring data[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2022, 44(1): 107-111.
- [3] 孙利民, 尚志强, 夏烨. 大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J]. 中国公路学报, 2019, 32(11): 1-20. DOI: 10.19721/j.cnki.1001-7372.2019.11.001.
SUN Limin, SHANG Zhiqiang, XIA Ye. Development and prospect of bridge structural health monitoring in the context of big data[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(11): 1-20. DOI: 10.19721/j.cnki.1001-7372.2019.11.001.
- [4] 王凌波, 王秋玲, 朱钊, 等. 桥梁健康监测技术研究现状及展望[J]. 中国公路学报, 2021, 34(12): 25-45.
WANG Lingbo, WANG Qiuling, ZHU Zhao, et al. Current status and prospects of research on bridge health monitoring technology[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(12): 25-45.
- [5] 潘永杰, 蔡德钧, 冯仲伟, 等. 桥梁结构健康监测技术标准现状分析与思考[J]. 铁道建筑, 2022, 52(10): 8-16.
PAN Yongjie, CAI Degou, FENG Zhongwei, et al. Status analysis and consideration of technical standards for bridge structure health monitoring[J]. Railway Engineering, 2022, 52(10): 8-16.
- [6] 胡振邦, 许睦旬, 姜晓东, 等. 基于小波降噪和短时傅里叶变换的主轴突加不平衡非平稳信号分析[J]. 振动与冲击, 2014(5): 20-23, 36. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2014.05.004.
HU Zhenbang, XU Muxun, JIANG Gedong, et al. Analysis of non-stationary signal of spindle sudden unbalance based on wavelet denoising and short-time Fourier transform[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014(5): 20-23, 36. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2014.05.004.
- [7] 王佳佳, 周克良. 优化的维纳滤波算法在心音信号中降噪的应用[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2021, 33(2): 150-154.
WANG Jiajia, ZHOU Keliang. Application of optimized Wiener filter algorithm for noise reduction in heart sound signals[J]. Journal of Shenyang University (Natural Science), 2021, 33(2): 150-154.
- [8] PASQUINI C, BOATO G, ALAJLAN N, et al. A deterministic approach to detect median filtering in 1D data[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2016, 11(7): 1425-1437. DOI: 10.1109/TIFS.2016.2530636.
- [9] 程馨. 基于小波分析的桥梁工程结构健康检测[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2021.
CHENG Xin. Structural health detection of bridge engineering based on wavelet analysis[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2021.
- [10] BOUDRAA A O, CEXUS J C. EMD-based signal filtering[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56(6): 2196-2202. DOI: 10.1109/TIM.2007.907967.
- [11] 闵海根, 方煜坤, 吴霞, 等. 弱GNSS信号下基于EMD和LSTM的车辆位置预测方法研究[J]. 中国公路学报, 2021, 34(7): 128-139. DOI: 10.3969/j.issn.1001-7372.2021.07.011.
MIN Haigen, FANG Yukun, WU Xia, et al. Position prediction based on empirical mode decomposition and long short-term memory under global navigation satellite system outages[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(7): 128-139. DOI: 10.3969/j.issn.1001-7372.2021.07.011.

- [12] 余腾,胡伍生,吴杰,等. 基于小波阈值去噪与EMD分解方法提取润扬大桥振动信息[J]. 振动与冲击, 2019, 38(12):264-270. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2019.12.038.
- YU Teng, HU Wusheng, WU Jie, et al. Extraction of Runyang bridge vibration information based on a fusion method of wavelet threshold denoising and EMD decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38 (12) : 264-270. DOI: 10.13465/j. cnki. jv s.2019.12.038.
- [13] ZHENG K, LUO J F, ZHANG Y, et al. Incipient fault detection of rolling bearing using maximum autocorrelation impulse harmonic to noise deconvolution and parameter optimized fast EEMD [J]. ISA Transactions, 2019, 89: 256-271. DOI: 10.1016/j.isatra. 2018.12.020.
- [14] SUN W, LIU M H. Wind speed forecasting using FEEMD echo state networks with RELM in Hebei, China [J]. Energy Conversion and Management, 2016, 114: 197-208. DOI: 10.1016/j.enconman.2016.02.022.
- [15] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627. DOI: 10.1109/18.382009.
- [16] PENG K, GUO H Y, SHANG X Y. EEMD and multiscale PCA-based signal denoising method and its application to seismic P-phase arrival picking [J]. Sensors, 2021, 21(16): 5271. DOI: 10.3390/s21165271.
- [17] 肖凯. 基于刚度相似原理的斜拉桥缩尺模型的设计研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
- XIAO Kai. Design and research on scale model of cable-stayed bridge based on stiffness similarity principle[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2012.
- [18] 蒋田勇, 喻晨宇, 黄可, 等. 基于AO算法优化VMD参数联合小波阈值的桥梁信号去噪方法[J]. 中国公路学报, 2023, 36(7): 158-168. DOI: 10.19721/j.cnki.1001-7372.2023.07.013.
- JIANG Tianyong, YU Chenyu, HUANG Ke, et al. Bridge signal denoising method based on AO algorithm to optimize VMD parameters combined with wavelet threshold [J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36 (7) : 158-168. DOI: 10.19721/j. cnki. 1001-7372.2023.07.013.
- [19] 陈强, 黄声享, 王伟. 小波去噪效果评价的另一指标[J]. 测绘信息与工程, 2008, 33(5): 13-14. DOI: 10.3969/j.issn.1007-3817.2007.05.019.
- CHEN Qiang, HUANG Shengxiang, WANG Wei. An evaluation indicator of wavelet denoising [J]. Journal of Geomatics, 2008, 33 (5) : 13-14. DOI: 10.3969/j. issn.1007-3817.2007.05.019.
- [20] 石志远, 徐卫明, 周波, 等. 基于经验模态分解和小波阈值的自适应降噪方法[J]. 海洋测绘, 2021, 41(6): 54-57, 72.
- SHI Zhiyuan, XU Weiming, ZHOU Bo, et al. A self-adapting denoising method based on empirical mode decomposition and wavelet threshold [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2021, 41(6): 54-57, 72.
- [21] 吕立蕾. 多光谱激光雷达小波去噪效果评价体系[J]. 海洋测绘, 2016, 36(4): 72-75. DOI: 10.3969/j. issn.1671-3044.2016.04.018.
- LYU Lilei. Evaluation system of wavelet de-noising effect for multispectral LiDAR [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2016, 36 (4) : 72-75. DOI: 10.3969/j.issn.1671-3044.2016.04.018.
- [22] 蒋林锡, 吴伟, 秦少敏. 混行交通流下单交叉口车道布设和信号配时[J]. 交通科学与工程, 2023, 39(5): 139-148. DOI: 10.16544/j. cnki. cn43-1494/u. 2022031623101997.
- JIANG Linxi, WU Wei, QIN Shaomin. The method of lane layout and signal timing at a single intersection under mixed traffic flow [J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2023, 39 (5) : 139-148. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2022031623101997.

(责任编辑:薛仪)

(上接第104页)

- Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2022, 13(6):53-78.
- [16] KINGMA D P, BA J L. Adam: a method for stochastic optimization [C]//3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015-Conference Track Proceedings. Washington DC: ICLR, 2015: 1-15. DOI: 10.48550/arXiv.1412.6980.
- [17] 周瑞高. 大跨度连续刚构桥施工监控及误差分析[D]. 济南: 山东大学, 2011.
- ZHOU Ruigao. Construction monitoring and error analysis of long-span continuous rigid frame bridge [D]. Jinan: Shandong University, 2011.
- [18] 宋宽彬, 王笑风, 褚付克, 等. 基于正交试验的胶粉改性沥青配方优化[J]. 交通科学与工程, 2021, 37(4): 14-19. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2021.04.014.
- SONG Kuanbin, WANG Xiaofeng, CHU Fuke, et al. Formulation optimization of crumb rubber modified asphalt based on orthogonal test [J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2021, 37 (4) : 14-19. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2021.04.014.
- [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on ImageNet classification [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2015: 1026-1034. DOI: 10.1109/ICCV.2015.123.

(责任编辑:熊怡)