



基于均值滤波-小波分解时频联合方法的高桩码头监测大数据降噪方法研究*

张舸帆¹, 苏静波¹, 吴锋², 高刚刚², 沈龙清³

(1. 河海大学 港口海岸与近海工程学院, 江苏 南京 210098;
2. 中交上海港湾工程设计研究院有限公司, 上海 200032; 3. 华设设计集团股份有限公司, 江苏 南京 210014)

摘要: 在智慧水运高速发展的背景下, 高桩码头全寿命周期的安全状态监控已成为保障港口基础设施可靠性的核心课题, 然而复杂环境导致的异常监测数据制约了高桩码头状态的精准评估和预测。针对高桩码头监测数据中、高频噪声与瞬态畸变频发, 以及传统降噪方法难以适配非平稳信号特性的问题, 提出了一种基于均值滤波-小波分解的时频联合降噪方法, 建立了以相关系数、信噪比为核心的多指标评估模型, 通过对比分析和特征参数优化筛选最优参数组合, 并且从数据质量改善与预测精度提升两个维度展开验证。研究表明, 基于均值滤波-小波分解的时频联合降噪方法, 在抑制随机噪声、提高信噪比的同时, 有效平衡了信号细节保留与趋势平滑需求, 其降噪后数据与原始信号相关性显著优于单一滤波方法。研究成果为高桩码头监测数据的处理和预测提供了兼顾效率与精度的解决方案。

关键词: 高桩码头; 监测大数据处理; 时频联合降噪; 小波分解; LSTM神经网络

中图分类号: U656.113

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2026)01-0078-10

A denoising method for high-pile wharf monitoring big data based on mean filtering-wavelet decomposition time-frequency joint method

ZHANG Gefan¹, SU Jingbo¹, WU Feng², GAO Ganggang², SHEN Longqing³

(1. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. CCCC Shanghai Harbor Engineering Design & Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200032, China;

3. China Design Group Co., Ltd., Nanjing 210014, China)

Abstract: Under the context of rapid development in intelligent water transport, the safety status monitoring of the entire life-cycle of high-pile wharves has become a core issue in ensuring the reliability of port infrastructure. However, abnormal monitoring data caused by complex environmental conditions severely constrain accurate assessment and prediction of the status of high-pile wharves. To address the frequent occurrence of high-frequency noise and transient distortion in monitoring data from high-pile wharves, as well as the incompatibility of conventional denoising methods with non-stationary signal characteristics, a time-frequency joint denoising method integrating mean filtering and wavelet decomposition is proposed. A multi-indicator evaluation model prioritizing correlation coefficient and signal-to-noise ratio is established. Through comparative method analysis and feature parameter optimization, the optimal parameter combination is selected and validated from two dimensions: data quality improvement and prediction accuracy enhancement. Research shows that the time-frequency

收稿日期: 2025-05-15 录用日期: 2025-06-25

*基金项目: 国家自然科学基金项目(51679081)

作者简介: 张舸帆(2001—), 男, 硕士, 研究方向为高桩码头结构监测和损伤评估。

通信作者: 苏静波(1979—), 男, 教授、博导, 研究方向为港航海工结构及其与环境相互作用。E-mail: jbsu@hhu.edu.cn

joint denoising method based on mean filtering wavelet decomposition effectively balances signal detail preservation and trend smoothing requirements while suppressing random noise and improving signal-to-noise ratio. The correlation between the denoised data and the original signal is significantly better than that of a single filtering method. The research results provide a solution that balances efficiency and accuracy for the processing and prediction of monitoring data for high-pile wharves.

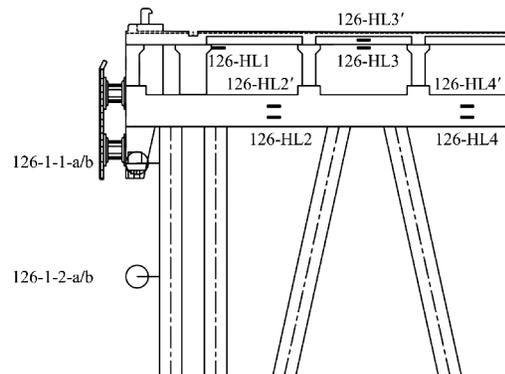
Keywords: high-pile wharf; monitoring data processing; time-frequency joint denoising; wavelet decomposition; LSTM neural network

近年来, 结构健康监测技术在高桩码头的安全运维中发挥着日益关键的作用, 高桩码头结构健康状态监测也愈发受到重视^[1-3]。然而, 高桩码头长期暴露于复杂的海洋环境中, 其监测数据来源复杂^[4], 不仅承受潮汐涨落、船舶系缆等动态荷载的随机波动^[5], 还需面临传感器在高湿、盐雾腐蚀下性能退化的问题^[6], 加之多通道数据传输中难以规避的电磁干扰^[7], 导致数据异常值频发。这些问题生成的伪趋势则会扭曲码头沉降规律分析, 干扰长期维护决策; 而突变的噪声峰值更会影响预测模型的稳定性, 增加误报和漏警风险。

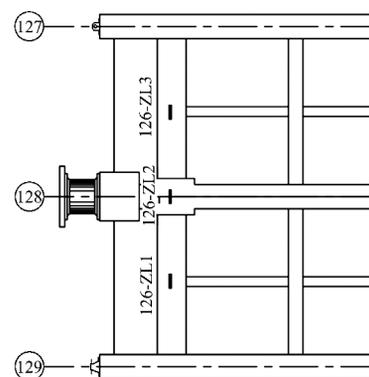
目前, 国内外学者已经在桥梁结构数据降噪领域取得进展。Li 等^[8]在模拟和实验室悬索桥模型中基于小波传递模式谱(WTPSS)与深度卷积自编码器(CAE)的无监督损伤检测框架验证了其处理海量监测数据的有效性; Huang 等^[9]利用物理辅助变分模分解(VMD)和时间卷积网络(TCN)方法显著降低了温度数据提取与恢复的精度误差; Zhang 等^[10]通过构建小波分析和深度学习的钢-混组合梁损伤识别方法有效提升了损伤定位预测准确率。这些数据处理策略为大型结构的大数据健康监测方法提供了技术基础。然而, 海洋环境下高桩码头的监测信号具有区别于桥梁结构的时频特性, 导致传统方法在噪声分离精度与信号保真度领域面临新挑战。为此, 本文从荷载响应的主要特征出发, 提出时-频域协同降噪方法, 在噪声剥离与信号保真间实现效果平衡, 结合 LSTM 神经网络系统验证联合降噪方法在高桩码头复杂环境下的预测精度, 从而提高高桩码头预警的准确度。

1 高桩码头结构监测数据特征分析

针对某内河港口高桩梁板的结构特点展开全寿命周期监测, 通过在桩身竖直断面、纵横梁纵向布设横梁光纤光栅式和振弦式传感器实现对桩基应力、纵横梁应力等内容的监测。在完成传感器数据的采集、传输和储存后进行监测数据的处理和分析。分别截取位于码头前沿靠江侧的 126-HL3 号横梁传感器、126-ZL2 号纵梁传感器以及 126 号排架 1 号桩的 PHC126-1-2-b 号传感器进行降噪研究工作, 具体位置见图 1。



a) 横梁及桩基传感器监测点



b) 纵梁传感器监测点

图 1 测点布置

Fig. 1 Layout of measurement points

以2020年10月1日00时01分至10月2日14时01分横梁、纵梁以及PHC管桩的应力监测数据为研究对象,采样频率单位为min/次,应力单位为MPa。根据太仓港港口调度日志,1—2日的监测时段内,目标码头监测区域无船舶靠泊作业。该时段太仓港受到长江口正规半日潮控制,实测潮位波动范围1.32~3.75 m,平均潮差2.01 m;江面盛行3~5 m/s东南风;天气晴朗,日均气温21.5℃,昼夜温差较大,为16~25℃。实测数据应力变化曲线见图2。

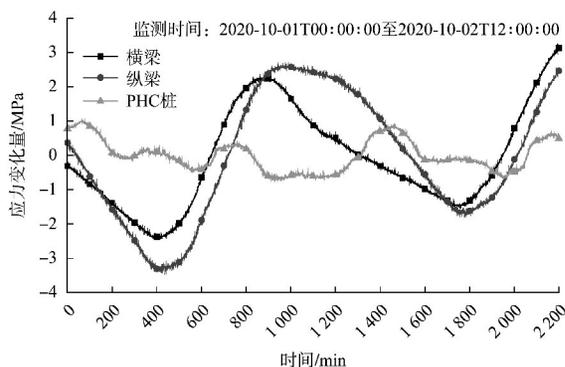


图2 实测数据应力变化曲线

Fig. 2 Stress variation curve of field-measured data

由图2可知,高桩码头的监测数据呈现出以下几个特点。

1) 周期性波动显著。在2200 min监测时段内,应力变化量呈规律性起伏:横梁与纵梁数据峰谷值出现时间具有一致性,于10月1日13:30达到峰值,在10月1日及2日06:30出现谷值,这两个时间点分别对应一日内的高温和低温时段,说明该波动特征与温度应力作用存在显著的相关性;PHC桩数据波动呈现两涨两落态势,与同期潮位波动规律高度吻合。这种数据周期性变化与环境荷载之间的强关联性,表明监测系统对环境变化具有良好的响应能力。

2) 高频噪声与局部突变干扰特征突出。数据中存在0.05~0.10 MPa的小幅随机噪声波动,且在峰谷值附近出现局部突变。该类突变主要受到风浪冲击因素的影响,同时叠加了传感器电子噪声、环境振动等因素的耦合作用,反映出传感器

对环境扰动的敏感性。

3) 数据呈现非平稳信号特性。其峰谷值随时间动态变化,在横梁和纵梁监测数据中表现尤为明显,该现象由昼夜温差引发的混凝土不均匀热胀冷缩与潮位升降导致的桩基受荷状态变化共同作用所致。这一特征表明传感器能够忠实反映所在位置材料的受力状态,但对结构状态的宏观评估与趋势判断存在不利影响。

由于高频随机波动可能掩盖真实结构响应特征,非平稳信号特性亦会干扰趋势分析,导致数据周期预测偏差,因此需通过针对性降噪处理提取周期性低频变形规律,在抑制高频噪声的同时保留关键细节特征,为后续神经网络建模提供兼具趋势保真度与细节完整性的标准化数据输入。

2 基于均值滤波-小波分解的时频联合降噪方法

2.1 多维度降噪效果评估模型

高桩码头的准确预测依赖应力、应变数据的真实可靠性,降噪后数据首先需要保留周期性作用引起的低频变形,避免出现降噪数据与原始数据相关性过低导致的趋势误判,使用相关系数反映数据之间关系的密切程度,其值越大表示两者相似度越高,降噪效果越好;此外,码头数据常含高频电磁噪声,需通过信噪比确保噪声有效分离,信噪比反映信号的纯净程度,其值越大代表降噪效果越好;而码头桩基的微小应力变化可能反映潜在损伤,均方根误差能够反映损伤信息,其反映数据集处理误差的平均程度,值越小代表降噪效果越好;考虑到码头大部分时间处在无船舶撞击和门机移动时间中,其数据处理侧重趋势稳定性,需要较高的数据平滑度,其反映降噪后信号局部突变的程度,值越小代表降噪效果越好。具体计算式如下:

$$R = \frac{\text{cov}[x(t), x'(t)]}{\sigma_{x(t)} \sigma'_{x(t)}} \quad (1)$$

$$R_{\text{SN}} = 10 \log_{10}(p_s/p_n) \quad (2)$$

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [x'(t) - x(t)]^2} \quad (3)$$

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} [x'(t+1) - x'(t)]^2}{\sum_{t=1}^{n-1} [x(t+1) - x(t)]^2} \quad (4)$$

式中: R 为相关系数; R_{SN} 为信噪比; E_{RMSE} 为均方根误差; r 为平滑度; $x'(t)$ 为降噪后数据; $x(t)$ 为原始信号; $\sigma_{x(t)}$ 和 $\sigma_{x'(t)}$ 分别为两者所对应的标准差; n 为降噪数据段长度; p_s 为有效信号功率; p_n 为噪声信号功率。

传统降噪评估模型所采用的离散化多指标评估框架,因各指标评价结果的非一致性特征,常面临优劣判别失效的困境。因此,基于相关研究中多维度指标融合的评估思路^[11],采用相关系数、信噪比、均方根误差和平滑度4个维度的赋权方案作为高桩码头数据降噪的评估模型。

根据多准则决策分析(MCDA)的层级赋权原则^[12],将判断矩阵的标度分为“稍微重要、明显重要、非常重要、极端重要”4类进行标的和归一化处理,核心指标权值通常占比70%,辅助指标占比30%,核心指标的作用是主导评估方向,辅助指标则用于优化细节精度。由于该模型采用4个指标进行归一化处理,因此采用10%作为权值梯度最为合理。

4个指标的赋权优先级基于JTS/T 312—2023《港口水工建筑物结构健康监测技术规范》^[13]中的规范技术要求。根据该规范第4.1.1条,规范的核心要求是安全性和适用性监测,因此赋予反映关键构件的应变趋势保真度的相关系数最高权值为40%;根据规范第3.0.8条,其中明确提出监测数据应避免环境干扰,因此信噪比应赋予较高权值,为30%;根据规范第3.0.6条,其中规定了监测精度为测点估计值的1/10,因此均方根误差赋予20%的权重以满足信号的采集精度“剔除粗差”的数据处理逻辑;根据规范第3.0.8条说明中提及的“静态环境基线平滑”原则,平滑度赋予10%的权重,通过设置低权值来平衡趋势稳定性与损伤信号保留,避免过度平滑导致细节

丢失。

因此,提出加权平均方案作为高桩码头数据降噪的评估模型:首先采用阈值极大化法对4个指标进行归一化处理,将各指标通过映射至[0,1]的区间内,从而实现各指标量纲统一,保证其综合评分结果在[0,100]之间;通过相关系数、信噪比、均方根误差和平滑度这4个维度融合评估降噪效果,4个指标权重分配比例分别为40%、30%、20%、10%。该模型强调趋势保真与噪声抑制的优先级,同时兼顾微小损伤信号保留和静态环境下的基线平滑需求,形成与规范要求协同适配的量化评估体系。具体计算式如下:

$$\text{综合评分} = 100 \left[0.4R + 0.3 \frac{R_{\text{SN}}}{R_{\text{SN,max}}} + 0.2 \left(1 - \frac{E_{\text{RMSE}}}{E_{\text{RMSE,max}}} \right) + 0.1 \left(1 - \frac{r}{r_{\text{max}}} \right) \right] \quad (5)$$

2.2 时频联合降噪算法实现流程

由于时域方法擅长捕捉局部突变和瞬态特征,但可能模糊细节;频域方法能精准分离频段噪声,但可能损失时域分辨率。联合两种方法同时处理时域瞬态噪声(如脉冲干扰)和频域稳态噪声(如周期性噪声)能够覆盖更广的噪声类型^[14],提高非平稳信号的处理精度,平衡两者的不足。

因此选择作为时域方法的均值滤波法(MAD)或中值滤波法(MFD)与作为频率方法的小波分解法作为联合方法的基础。将两者相结合,通过分阶段处理实现更全面的噪声抑制。滤波流程见图3,具体过程如下。

1) 初步时域降噪:使用时域滤波方法对原始信号进行预处理滤波,去除高频随机噪声。

2) 频域精细去噪:通过小波基函数的处理将预处理后的信号分解为低频信号和高频信号,通过阈值处理剔除高频噪声成分。

3) 信号重构与优化:对细节系数进行阈值处理(硬阈值或软阈值),抑制噪声。结合低频近似信号和去噪后的高频细节信号,使用逆离散小波变换(IDWT),将处理后的近似和细节系数逐层重构为降噪后的信号。

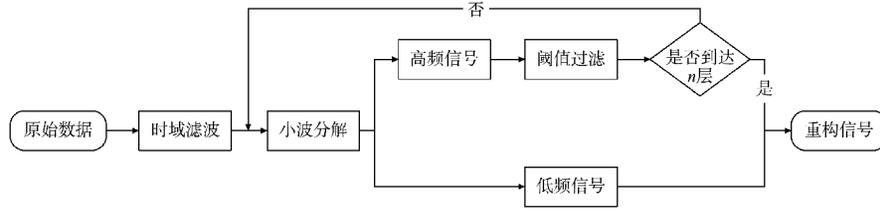


图 3 时域滤波和小波分解联合降噪方法流程

Fig. 3 Flow of joint denoising method of time-domain filtering and wavelet decomposition

为了提高时频联合降噪方法参数与高桩码头受荷特征的适配性, 针对评估模型, 选择均值滤波法(MAD)和中值滤波法(MFD)进行对比, 选出较优的时域方法; 同时将此方法联合小波降噪对数据进行处理, 对小波基函数特征参数的选取展开优化研究。

2.3 时域滤波算法性能对比

选用窗口数为 5 和 7 的 MAD 和 MFD 对 3 个传感器的应力监测数据进行处理, 降噪效果见图 4。利用多维降噪评估模型对不同窗口的降噪方法进行评价, 评价指标的具体结果见表 1。

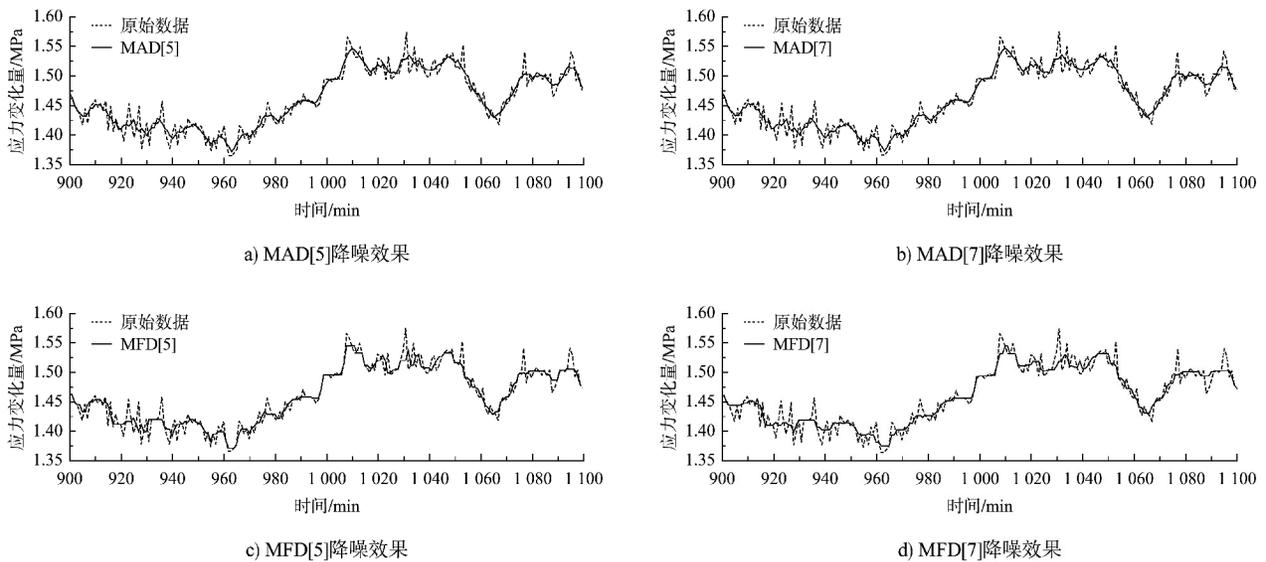


图 4 去噪方法与原始数据对比

Fig. 4 Comparison between denoising methods and original data

表 1 不同方法的去噪质量评价指标

Tab. 1 Evaluation indicators of denoising quality by different methods

降噪方法	构件	均方根误差	信噪比	相关系数	平滑度	综合得分	平均得分
MAD[5]	横梁	0.013 1	41.220 0	0.999 962	0.171 3	75.380 4	75.524 0
	纵梁	0.018 5	40.026 6	0.999 950	0.131 3	75.158 3	
	管桩	0.013 7	43.769 0	0.999 539	0.116 5	76.033 4	
MAD[7]	横梁	0.013 9	40.723 3	0.999 962	0.152 5	74.378 6	74.939 9
	纵梁	0.019 1	39.711 3	0.999 947	0.112 6	75.028 7	
	管桩	0.014 7	43.191 3	0.999 474	0.090 3	75.412 4	
MFD[5]	横梁	0.013 0	41.239 9	0.999 958	0.297 9	71.293 7	70.771 3
	纵梁	0.018 9	39.804 3	0.999 948	0.231 6	70.190 8	
	管桩	0.014 1	43.517 5	0.999 514	0.209 4	70.829 4	
MFD[7]	横梁	0.013 4	41.061 7	0.999 961	0.276 0	71.280 6	71.028 3
	纵梁	0.019 3	39.634 7	0.999 946	0.205 3	70.742 3	
	管桩	0.014 9	43.031 3	0.999 456	0.172 7	71.062 1	

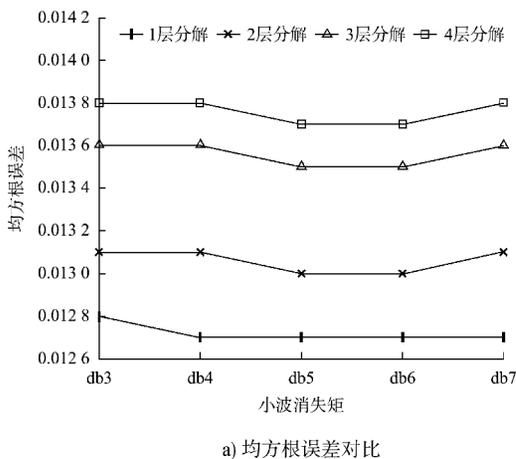
由表 1 可知, 同窗口大小下 MAD 的均方根误差高于 MFD, 表明其在误差抑制上更具优势。MAD[5] 在均方根误差和信噪比上表现更优, MAD[7] 平滑度略有提升但误差增加。而且, MFD 和 MAD 的信噪比在不同构件的评估结果中差异较小 (<1 dB), 说明两者信噪比提升能力相近; 而所有方法相关系数均接近 1, 表明它们均具有良好的保存有效信息的能力。此外, MAD 平滑度显著高于 MFD, 表明均值滤波更适用于噪声剧烈波动场景。

综上所述, 均值滤波方法的综合得分最高, 性能最优, 均方根误差低、信噪比高且平滑度适中, 适用于对误差敏感且需保留信号细节的场景, 小窗口更能兼顾计算速度和降噪效率。

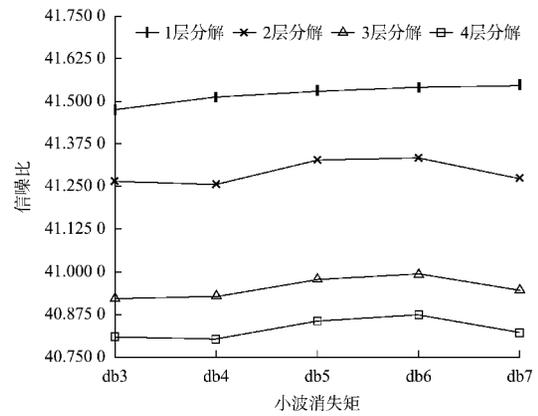
2.4 小波基函数特征参数优化

Daubechies 小波的特征是其紧支集正交性能能够精准捕捉应力突变等瞬态信号, 避免全局分析导致的信息丢失; 通过设置消失矩分离高频噪声与低频有效成分^[15-16]。因此, 采用 Daubechies 小波作为结构监测数据分析的工具。

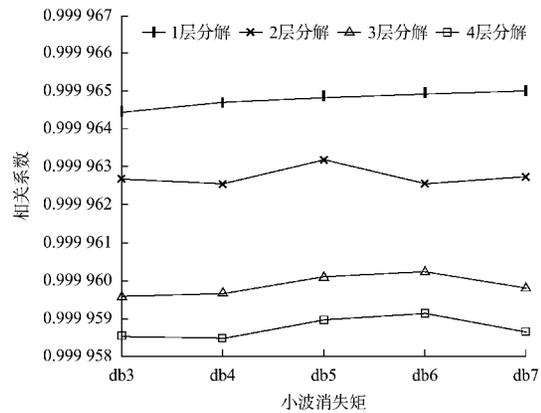
由于联合降噪方法的降噪效果与小波的消失矩和分解层数有关, 需要对小波的消失矩和分解层数进行比选。选择 db3~db7 的小波基函数, 分解层数选择 1~4, 进行固定阈值去噪, 频域滤波方法选择窗口大小为 5 的均值滤波, 在进行均值滤波后进行小波分解重构, 通过重构结果利用多维降噪评估模型进行评估, 具体的评估结果见图 5。



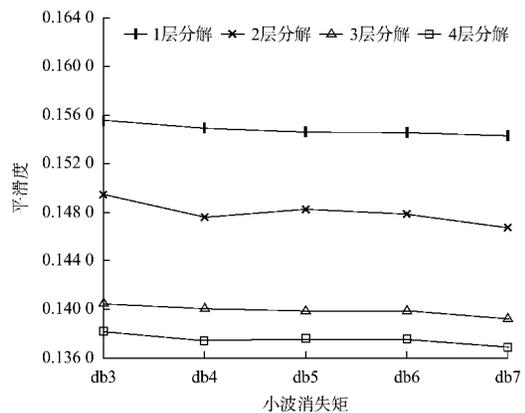
a) 均方根误差对比



b) 信噪比对比



c) 相关系数对比



d) 平滑度对比

图 5 变量影响下的降噪评估结果对比
Fig. 5 Comparison of noise reduction evaluation results under variable influence

由图 5 可知, 均方根误差与小波消失矩的关联并不显著, 而信噪比随消失矩的提高呈现出先增加后降低的趋势, 说明高阶消失矩能在一定程度上有效抑制噪声, 但是继续增加后由于过分突

出长期趋势，在抑制噪声的同时也抑制了部分有效的高频细节，其增益效果反而降低，因此选用 db5 小波最合适；平滑度随消失矩的提高而下降，表明其更多的噪声被抑制，这与从均方根误差和信噪比中得出的结论相吻合。

随着分解层数增加，降噪结果的均方根误差略有上升，说明高尺度分解会引入轻微误差；虽然更多的分解层数将提高数据的平滑程度，但是所有消失矩阶数的信噪比和相关系数均随分解层数增加而显著下降，反映出信号细节的部分丢失。为了防止信号被过度抑制，采用 1~3 分解层数，不使用过高的分解层数。

2.5 时频联合降噪方法参数协同优化

为充分验证时频联合降噪方法对不同环境荷载的适应性，本节结合两类典型监测时段的结构响应数据展开分析。其中，原有(2020年10月1—2日)数据反映了长江口正规半日潮环境下的结构响应特征，其环境扰动较小，为典型的码头工作环境。

而极端环境工况选取 2021 年 7 月 25 日台风“烟花”过境期间的监测数据，此阶段太仓港实测风力达 10~12 级，结构受瞬态冲击荷载作用，传感器数据受环境干扰影响显著。典型环境和极端环境的数据对比见图 6。

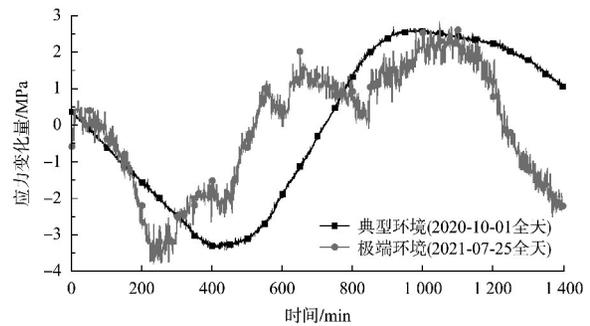


图 6 典型环境和极端环境下码头应力变化曲线
Fig. 6 Stress change curves of wharf under typical and extreme environments

在两种工况下将 db5 小波中分解层数 1~3 的联合方法与传统的中值滤波和均值滤波法进行对比分析，多阶联合降噪方法和单独时域方法的具体对比结果见表 2。

表 2 测点数据联合降噪方法评价指标

Tab. 2 Evaluation indicators of joint denoising method for measurement point data

降噪方法	典型环境					极端环境					平均得分	
	均方根误差	信噪比	相关系数	平滑度	综合得分	均方根误差	信噪比	相关系数	平滑度	综合得分		
常规方法	MAD[5]	0.013 1	41.220 0	0.999 962	0.171 3	75.175 4	0.194 2	18.383 7	0.992 8	0.049 2	75.956 3	75.565 9
	MAD[7]	0.013 9	40.723 3	0.999 962	0.152 5	74.296 6	0.196 0	18.305 2	0.992 7	0.028 0	77.574 4	75.935 5
	MFD[5]	0.013 0	41.239 9	0.999 958	0.297 9	71.083 7	0.208 2	18.787 0	0.991 8	0.110 4	69.672 0	70.377 9
MAD[5]+db5 小波方法	1层分解	0.012 7	41.530 0	0.999 965	0.154 6	76.535 6	0.187 0	18.709 9	0.993 4	0.028 2	79.095 0	77.815 3
	2层分解	0.013 0	41.327 9	0.999 963	0.148 3	76.169 3	0.190 8	18.532 6	0.993 1	0.021 4	79.050 8	77.610 1
	3层分解	0.013 5	40.979 5	0.999 960	0.139 9	75.480 1	0.198 0	18.207 0	0.992 5	0.012 8	78.594 2	77.037 2

由表 2 可知，极端环境下噪声强度与复杂性显著增加，致使各项评估指标波动显著，均方根误差约增加 15 倍，信噪比下降约 55%。这表明强环境干扰导致噪声能量骤增，数据稳定性大幅降低，进而使得误差控制与噪声清除的难度显著提升。尤其是降噪后数据仍保持了较好的相关性，同时处理后数据平滑度较低，这体现出降噪方法

对噪声的有效抑制，显著提高了数据的平顺程度。

在降噪方法对比分析中，无论是典型环境还是极端环境，采用 db5 小波作为基函数且分解层数为 2 的联合方法，在 4 项评估指标上均显著优于传统降噪方法，且在噪声更为复杂的极端环境中，其降噪能力的提升更为明显，在极端环境下综合得分较常规方法得分提升 4.1%，高于典型环

境下提升程度。

在联合方法的内部对比中, 1 层分解方法综合得分略高于 2 层分解方法, 然而因其平滑能力相对不足, 在部分指标上未全面超越传统方法。这一现象表明, 联合降噪方法通过对信号分解层数的调整, 加强了对信号的精细化处理, 在有效抑制强噪声的同时, 较好地保留了信号趋势, 因此更能适应高桩码头在台风等极端工况下的监测数据处理需求。

综上, 确定以窗口 5 的均值滤波与 db5、分解层数为 2 的 Daubechies 小波构成的联合方法为最优方案。该方案在两种工况下较常规方法信噪比平均提升 0.1 dB, 均方根误差降低 6.3%, 且平滑度改善 13.5%。

3 基于 LSTM 的降噪数据预测性能评估

3.1 高桩码头 LSTM 预测模型构建

通过对高桩码头数据的降噪, 能够有效提高高桩码头数据预测模型的准确性, 这有利于提高高桩码头的预警能力和对构件剩余寿命的预测。由于监测数据存在如温度、波浪等周期荷载的影响, 高桩码头预警系统需要考虑数据以非线性叠加的周期性趋势, LSTM (长短期记忆) 神经网络算法能够通过训练学习现有数据趋势进而对监测数据进行预测, 通过实时设立三级动态阈值法以达到准确预警的目的^[17-18]。

此外, 为进一步验证均值滤波与小波降噪联合方法的优越性和可靠性, 使用联合方法处理后的数据进行 LSTM 神经网络的训练学习。LSTM 神经网络通过门控机制实现时序特征的动态建模, 其核心由遗忘门、输入门和输出门构成^[19], 其学习流程见图 7。对于时间步 t 的输入 x_t , LSTM 单元运算可表述为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}; x_t] + b_f) \quad (6)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}; x_t] + b_i) \quad (7)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}; x_t] + b_C) \quad (8)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (9)$$

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}; x_t] + b_o) \quad (10)$$

$$h_t = O_t \odot \tanh C_t \quad (11)$$

式中: f_t 为遗忘门控向量; i_t 为输入门控向量; \tilde{C}_t 为候选记忆向量; C_t 为更新后的细胞状态; O_t 为输出门控向量; t 为当前时间步; x_t 为第 t 时间步输入向量; h_t 为第 t 时间步隐藏状态; W_f 、 W_i 、 W_C 、 W_o 为遗忘门、输入门、候选记忆、输出门的权重矩阵; b_f 、 b_i 、 b_C 、 $b_o \in R^h$ 为对应门的偏置向量; $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数; $[h_{t-1}; x_t]$ 为隐藏状态与输入向量的纵向拼接; \odot 为哈达玛积 (Hadamard product), 即矩阵元素逐点相乘。

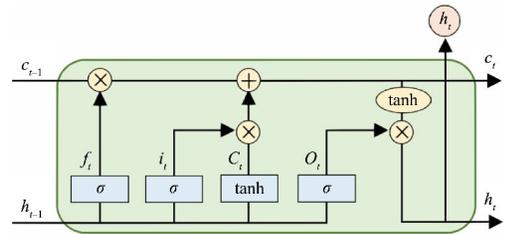


图 7 LSTM 神经网络结构

Fig. 7 Neural network architecture of LSTM

考虑到潮汐荷载的周期性 (12.4 h) 与船舶撞击事件的稀疏性, 采用 10 月 1—2 日高桩码头管桩测点总时长 2 400 min 的数据, 采用 10%~90% 时序分割策略, 前 90% 数据 (0~2 160 min) 作为训练集, 后 10% (2 161~2 400 min) 作为测试集, 确保预测集包含完整涨落潮过程, 基于实验对比结果, 权重初始化采用 Xavier 正态分布, 遗忘门偏置初始值设为 1.0 以缓解梯度消失。

在训练策略方面, 基于已有研究成果, 采用隐藏单元数为 64 的单层 LSTM 结构, 避免深层网络过拟; 合优化器选用 Adam 算法, 初始学习率 $\eta=0.001$; 批量大小设置为 32, 最大迭代次数 950 次, 此时模型预测效果最佳。

3.2 时频联合降噪方法数据预测效果

联合降噪方法处理后数据在 LSTM 神经网络模型下的预测结果见图 8。

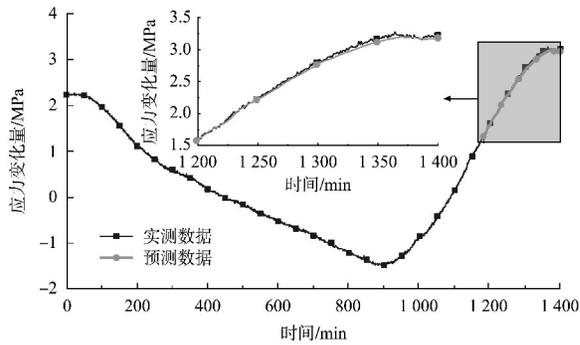


图 8 时频联合降噪方法的预测结果

Fig. 8 Prediction results of time-frequency joint denoising method

为了评估联合降噪方法对预测精度的提升作用，采用均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分误差以及相关系数作为预测精度评价指标进行检验。降噪后数据的 LSTM 预测模型的验证结果见表 3。

表 3 预测精度评价指标

Tab. 3 Prediction accuracy evaluation index

降噪方法	均方根误差	平均绝对误差	平均绝对百分误差/%	相关系数
时频联合	0.016 20	0.012 00	1.025 36	0.997 64
MAD[5]	0.016 63	0.012 46	1.060 08	0.997 50
MAD[7]	0.016 71	0.012 47	1.062 48	0.997 50
db5 小波	0.017 79	0.013 45	1.147 60	0.997 21

由表 3 可知，较其他降噪方法，采用均值滤波-小波分解联合降噪方法处理数据预测结果其均方根误差、平均绝对百分误差、平均绝对误差最优值分别降低 8.6%、10.6% 和 11.6%。此外，联合方法和实测数据之间拥有最高的相关度 $r=0.997 64$ ，说明联合方法实现了细节保留与趋势保真平衡，这表明联合方法显著提升了预测模型输入数据的可靠性。

4 结论

1) 通过监测数据特征分析，明确了其与环境波动之间的相关性，据此确立了兼顾平滑非平稳信号、保留周期性特征、抑制突发噪声与保持一定自适应能力为核心的高桩码头降噪目标。

2) 构建了以相关系数代表信号保真度、信噪

比代表趋势表征能力为核心的多维度评价体系，引入均方根误差与平滑度作为辅助指标，形成量化评估模型。

3) 在时频联合降噪模式中，窗口数为 5 的移动平均法联合分解层数为 2、db5 的 Daubechies 小波的降噪效果最好，其降噪效果在典型和极端工况下均实现最优，推荐作为高桩码头时频联合方法的参数使用。

4) 联合方法降噪后数据在 LSTM 神经网络预测模型的验证中拥有最佳性能，其预测误差较其他预测模型降低一成且相关度显著优于单一方法。该成果支撑三级动态阈值预警系统，为高桩码头的精准化维运提供了高保真、高精度的数据基础。

参考文献:

[1] 吴锋,卓杨,刘旭,等.高桩码头全寿命周期的健康监测技术[J].水运工程,2023(2):44-48,53.
WU F, ZHUO Y, LIU X, et al. Health monitoring technology of high piled wharf based on life cycle theory [J]. Port & waterway engineering, 2023 (2): 44-48, 53.

[2] GUO C, ZOU J P, SUN K. Analysis on structural health monitoring system of high-pile wharf based on optical fiber sensor [J]. Journal of physics: conference series, 2021, 1881(4): 042018.

[3] 李瑞刚,朱明友.高桩码头应变监测与结果分析[J].水运工程,2021(10):236-240.
LI R G, ZHU M Y. Strain monitoring and results analysis of high-piled wharf [J]. Port & waterway engineering, 2021(10): 236-240.

[4] 牛作鹏,邹艳春.BIM+GIS数据融合在码头工程中的应用[J].水运工程,2024(4):138-144.
NIU Z P, ZOU Y C. Application of BIM + GIS data fusion in terminal engineering [J]. Port & waterway engineering, 2024(4): 138-144.

[5] 李金宣,吴雪,柳淑学,等.波浪作用下直立圆柱结构高频响应现象的研究[J].水动力学研究与进展 A 辑,2019,34(2):248-257.
LI J X, WU X, LIU S X, et al. Study on the phenomenon

- of high-frequency response of vertical cylinders under steep waves [J]. Chinese journal of hydrodynamics, 2019, 34(2): 248-257.
- [6] LI Y S, ZHU P R, ZHANG G, et al. Improving seaport wharf maintenance and safety with structural health monitoring system in high salt and humidity environments[J]. Sustainability, 2023, 15(5): 4472.
- [7] 田鸿. 强电磁干扰下光纤网络的数据传输系统改进设计[J]. 现代电子技术, 2016, 39(20): 53-56, 60.
- TIAN H. Design improvement of fiber optic network data transmission system under strong electromagnetic interference [J]. Modern electronics technique, 2016, 39(20): 53-56, 60.
- [8] LI S, CAO Y X, GDOUTOS E E, et al. Intelligent framework for unsupervised damage detection in bridges using deep convolutional autoencoder with wavelet transmissibility pattern spectra [J]. Mechanical systems and signal processing, 2024, 220: 111653.
- [9] HUANG L, XIN J Z, JIANG Y, et al. Bridge temperature data extraction and recovery based on physics-aided VMD and temporal convolutional network [J]. Engineering structures, 2025, 331: 119967.
- [10] ZHANG C P, SHI J F, HUANG C P. Identification of damage in steel-concrete composite beams based on wavelet analysis and deep learning [J]. Structural durability and health monitoring, 2024, 18(4): 465-483.
- [11] 邵旋, 康兴无, 王旭平, 等. 基于多元信息融合的小波降噪质量综合评估指标 [J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(12): 155-160.
- SHAO X, KANG X W, WANG X P, et al. Comprehensive evaluation index of wavelet denoising quality based on multi-information fusion[J]. Journal of ordnance equipment engineering, 2020, 41(12): 155-160.
- [12] 王秀丽, 何金龙. 基于监测数据和改进 AHP-熵权法的空间结构健康状态评估 [J]. 空间结构, 2024, 30(3): 34-43.
- WANG X L, HE J L. Health status evaluation of spatial structure based on health monitoring data and improved AHP-entropy weight method [J]. Spatial structures, 2024, 30(3): 34-43.
- [13] 港口水工建筑物结构健康监测技术规范: JTS/T 312—2023[S]. 北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2023.
- Technical specifications for structural health monitoring of harbor and marine structures: JTS/T 312-2023 [S]. Beijing: China Communications Press Co., Ltd., 2023.
- [14] CHEN B Q, CUI J G, XU Q, et al. Coupling denoising algorithm based on discrete wavelet transform and modified median filter for medical image [J]. Journal of central south university, 2019, 26(1): 120-131.
- [15] SHI Y, XIA X L, CHEN X, et al. A Daubechies wavelet analysis on coupled radiation and conduction in absorbing and scattering medium under pulsed laser [J]. Applied thermal engineering, 2024, 240: 122173.
- [16] SHATI A, HASSAN G M, DATTA A. A comprehensive fusion model for improved pneumonia prediction based on KNN-wavelet-GLCM and a residual network [J]. Intelligent systems with applications, 2025, 26: 200492.
- [17] SHEN M, SHAO F, XU Q, et al. Relative motion prediction of pontoon bridge module offshore connection based on deep learning [J]. Ocean engineering, 2023, 286: 115541.
- [18] 栾宏, 高刚刚, 沈龙清, 等. 基于 EMD-VMD-LSTM 预测算法的高桩码头结构安全预警方法 [J]. 水运工程, 2024(7): 35-41.
- LUAN H, GAO G G, SHEN L Q, et al. Safety warning method for high-pile wharf structures based on EMD-VMD-LSTM prediction algorithm [J]. Port & waterway engineering, 2024(7): 35-41.
- [19] GAO K, ZHOU Z J, QIN Y H. Gas concentration prediction by LSTM network combined with wavelet thresholding denoising and phase space reconstruction [J]. Heliyon, 2024, 10(7): e28112.