

引用本文: 刘彦明, 曹敏, 孙安, 等. 基于 TLGMCC 准则联合 CEEMDAN 与 LWT 的优化降噪方法. 光通信技术, 2025, 49(2): 11-16.

基于 TLGMCC 准则联合 CEEMDAN 与 LWT 的优化降噪方法

刘彦明¹, 曹敏^{2*}, 孙安², 项敢亮²

(1. 中铁一院 轨道交通工程信息化国家重点实验室, 西安 710143; 2. 西北大学 物理学院, 西安 710127)

摘要: 针对分布式光纤声传感系统信号信噪比过低的问题, 提出一种基于时域局部广义最大互相关熵(TLGMCC)准则联合自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEMDAN)与提升小波变换(LWT)的优化降噪方法。首先, 使用自适应噪声完备 CEEMDAN 对原始信号进行分解, 获取模态分量。接着, 将原始信号与这些模态分量分割为多个时间局部片段, 并计算它们对应时间局部片段的相关熵值。然后, 通过 LWT 算法处理弱相关分量, 最后重构剩余分量以完成去噪过程。实验结果表明: 在 5 km 的传感距离和 10 m 的空间分辨率的条件下, 系统的信噪比达到了 54.36 dB, 同时均方根误差降低至 0.091。

关键词: 自适应噪声完备集合经验模态分解; 提升小波变换; 时域局部广义最大互相关熵; 模态分量

中图分类号: TN253 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2025)02-0011-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.02.003

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Optimization denoising method based on combined with TLGMCC criterion CEEMDAN and LWT

LIU Yanming¹, CAO Min^{2*}, SUN An², XIANG Ganliang²

(1. State Key Laboratory of Railway Traffic Engineering Informatisation, First Institute of China Railway, Xi'an 710143, China;

2. School of Physics, Northwestern University, Xi'an 710127, China)

Abstract: Aiming at the problem of excessively low signal-to-noise ratio (SNR) in distributed optical fiber acoustic sensing systems, an optimized noise reduction method is proposed, which is based on the combination of time-domain localized generalized maximum correntropy criterion (TLGMCC), adaptive noise complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise(CEEMDAN), and lifting wavelet transform(LWT). This method first uses adaptive noise CEEMDAN to decompose the original signal, obtaining modal components. Then, the original signal and these modal components are segmented into multiple time-localized segments, and their corresponding local time segment correntropy values are calculated. Afterwards, the LWT algorithm is applied to process weakly correlated components, and finally, the remaining components are reconstructed to complete the denoising process. Experimental results show that under the conditions of a 5 km sensing distance and 10 m spatial resolution, the system's SNR reached 54.36 dB, while the root mean square error was reduced to 0.091.

Key words: complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, lifting wavelet transform, temporal local generalized maximum cross-correlation entropy, intrinsic mode function

收稿日期: 2024-07-30。

基金项目: 陕西省自然科学基金研究计划项目(2021JZ-45)资助; 咸阳市重点研发计划项目资助(L2023-ZDYF-QYCX-008)资助; 轨道交通工程信息化国家重点实验室(中铁一院)开放课题(SKZ22-04)资助。

作者简介: 刘彦明(1969—), 男, 研究生, 教授级高级工程师, 1991年毕业于西南交通大学桥梁工程专业, 主要研究方向为桥梁工程及工程信息化。

*** 通信作者:** 曹敏(2001—), 男, 硕士, 主要研究方向为轴承故障诊断和深度学习。



0 引言

基于相位敏感型光时域反射仪(Φ -OTDR)的分布式光纤声传感技术^[1-3]利用光在光纤中传播时产生的后向瑞利散射效应实现分布式感知。后向瑞利散射光携带光纤沿线的扰动信息并传回注入端, 通过分析其相位变化可获取扰动信息。该技术具有响应速度快、传感距离长、灵敏度高、可实时监测及定位等优点, 广泛应用于各类场景。然而, 系统对微弱振动信号的高灵敏度探测易受高频噪声干扰, 尤其在远距离传感时, 振动信号常被噪声淹没, 导致信号特征复杂、识别精度下降、

刘彦明,曹敏,孙安,等: 基于 TLGMCC 准则联合 CEEMDAN 与 LWT 的优化降噪方法

信噪比(SNR)差、探测距离缩短等问题,严重影响系统性能及工程应用。为此,国内外研究人员提出了许多降噪方法。例如,尚静等人^[4]提出了一种基于小波阈值降噪方法的分布式光纤声传感信号降噪处理技术,有效提升了信号的 SNR,但该方法中的小波阈值去噪算法计算量大、复杂度高且对存储空间要求也高,不利于大规模数据集的实时降噪需求。ZHANG J 等人^[5]提出了将分组匹配与三维滤波相结合的差分强度图像去噪方案,实现了光纤末端 SNR 增加 37.2 dB 的目标。然而,该方案需要进行图像块划分、相似性度量等多个步骤,计算量巨大,同样难以满足实际应用的需求。刘嘉辉等人^[6]提出的双树复小波变换结合样本熵的自适应降噪法,获得了比传统小波阈值降噪更佳的效果。但是,双树复小波分解层数的选择依赖于先验知识,难以精确定义。随后,CHEN W 等人^[7]提出了一种基于经验模态分解(EMD)和皮尔逊相关系数融合的方法,能将 SNR 从 7.32 dB 提高到 13.68 dB;然而,由于 EMD 算法^[8]存在模态混频现象、自适应白噪声限制以及重构分量筛选困难的问题,降低了重构信号的准确性^[9]。在此基础上,熊兴隆等人^[10]提出了一种基于自适应噪声完备经验模态分解(CEEMDAN)的小波信息熵阈值去噪算法,成功地将分布式光纤声传感系统信号的 SNR 提高了 3 dB。HE M 等人^[11]则提出了一种基于 CEEMDAN 和区间阈值结合的降噪方法,使得挖掘信号的 SNR 提升至 52.11 dB。然而,上述这 2 种方法在分量筛选过程中都忽略了时间局部性,未对模态分量在时间轴上进一步细分,从而无法达到更高的滤波精度。

针对现有分布式光纤声传感系统降噪算法的现状 & 问题,本文提出一种基于时域局部广义最大互相关熵(TLGMCC)准则联合 CEEMDAN 与提升小波变换(LWT)的优化降噪方法。

1 基本原理

1.1 CEEMDAN 算法

模态混叠是 EMD 算法中的一个主要问题,具体表现为将不同频率的信号成分错误地混合在一起,导致在分析结果中多个不同的物理模式被合并到同一个分量中。为解决这一问题,可以通过向原始信号中添加适当的人为噪声引入随机成分,以帮助算法更准确地识别出不同的频率模态。

在 CEEMDAN 算法分解过程中^[12],通过在各阶模态函数添加自适应高斯白噪声,能够极大地优化在 EMD 算法中存在的模态混叠等问题。具体步骤如下:

步骤 1:对原始信号进行多次添加白噪声处理,生成含噪信号 $y(i)$ 为

$$y(i)=x+e(i) \quad (1)$$

其中, x 为原始信号, $e(i)$ 为第 i 次添加的标准正态白噪声, $i=1, \dots, I$ 。通过执行 1 次 EMD,计算所得各本征模态函数(IMF)的平均值,从而获取信号的第一个模态分量为

$$d_1=\frac{1}{I} \sum_{i=1}^I d_1[y(i)] \quad (2)$$

其中, $d_1[y(i)]$ 为将含噪信号进行第一阶模态分解, I 为添加噪声的最大次数。

步骤 2:计算第一个残差信号 r_1 。

$$r_1=x-d_1 \quad (3)$$

步骤 3:首先,对残差信号 r_1 继续添加自适应正态白噪声后重构,得到新的分解信号 $r_1+e(i)$;然后,使用 EMD 及其平均值计算出 CEEMDAN 的第二分量。第二模态分量可表示为

$$d_2=\frac{1}{I} \sum_{i=1}^I d_2[r_1+e(i)] \quad (4)$$

步骤 4:当 $k=2,3, \dots, N$ 时,计算第 k 阶残余分量 r_k ,其表达式为

$$r_k=r_{k-1}-d_k \quad (5)$$

步骤 5:对 r_k 加入自适应正态白噪声,进行 EMD 并计算其平均值求出第 2,3, ..., k 阶的模态分量;重复步骤 4 和步骤 5,以此类推。直到信号分解剩趋势项不能再分解为止,此时系统振动信号表示为

$$x=\sum_{k=1}^N M(k)+r_{\text{RES}} \quad (6)$$

其中, $M(k)$ 表示 IMF 分量, r_{RES} 表示趋势项, N 表示算法所分解的最大迭代层数。

1.2 TLGMCC 算法

近年来,以高斯核为基础的最大相关熵准则作为代价函数被广泛应用。然而,高斯核并非总是最佳选择。因此,学者们在最大相关熵的基础上,将其推广到一般情形,基于广义高斯密度函数提出了广义最大互相关熵(GMCC)。引入广义高斯密度函数作为核,由此可以得到广义相关熵为

$$V_{\alpha,\beta}(X,Y)=E[K_{\alpha,\beta}(X,Y)] \quad (7)$$

广义高斯密度函数 $K_{\alpha,\beta}(X,Y)$ 定义为

$$K_{\alpha,\beta}(X,Y)=\gamma_{\alpha,\beta} \exp(-\lambda|X-Y|^\alpha) \quad (8)$$

其中, $\gamma_{\alpha,\beta}$ 为归一化常数, $\gamma_{\alpha,\beta}=0.5(\beta\gamma(\alpha^{-1}))^{-1}$, γ 为伽

马函数, α 为形状参数, $\alpha > 0$, β 为规模参数, $\beta > 0$; λ 为核参数, $\lambda = \beta - \alpha$ 。

当广义相关熵满足正定条件 $0 < \alpha \leq 2$ 时, 此处广义相关熵的值可以用有限长样本的平均值来近似表示, 如式(9)所示。

$$V_{\alpha, \beta}(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [V_{\alpha, \beta}(X, Y)] \quad (9)$$

TLGMCC 即可定义为: 在时间轴上对时序对象进行划分, 并计算每个时间片段的局部 GMCC。通过这种方法, 原本具有单一 GMCC 值的有限长时序对象, 被赋予了多个能够反映其不同时段特征的局部 GMCC 值。这种方法通过对时序对象在时间轴上的细致划分, 充分利用了时序数据的时间局部性特点, 从而更精确地捕捉和表示其动态特性。

TLGMCC 算法的具体过程如下: CEEMDAN 算法将信号分解为 n 组 IMF 分量, 以时间线为标准对各阶 IMF 分量进行样本分割, 将分割窗口中的 k 段作为样本, 每段包含 N 个信号点。然后, 利用 GMCC 在凹区域中必然具有最优解的特性, 计算每段样本中各片段之间的相关熵, 并将其组合成 $k \times n$ 的相关熵集合, 再依据相关熵定义每段样本中的无关分量、弱相关分量和强相关分量。根据实验及信号特征, 本文设定当相关熵低于 0.1 认定为强相关分量; 相关熵高于 0.1 且低于 0.6 认定为弱相关分量; 相关熵高于 0.6 认定为无关分量。同时, 广义相关熵参数设定为 $\alpha = 1.5$, $\beta = 2$ 。

1.3 LWT 算法

由式(1)、式(2)可知, CEEMDAN 算法在其分解过程中会不可避免地受到自适应噪声和模态函数迭代次数的影响。鉴于上述算法的现状与存在的问题, 本文引入了 LWT 算法。对于低相关性的分量, 首先应用 LWT 以获取相应的小波系数和尺度系数; 随后, 对这些系数进行阈值处理以实现降噪。这种方法不仅有助于降低信号中的噪声水平, 还能有效减少信号混叠现象。

LWT 是一种高效的信号处理算法, 旨在通过降低计算复杂度并提高去噪效果来改进传统的小波变换方法。该算法通过一系列被称为“提升”的步骤分解信号, 同时保留信号的关键特征。不同于传统小波变换中需要进行多次卷积和下采样的过程, LWT 算法^[13]采用了一种自适应的分解策略, 通过特定的“提升”步骤实现信号的分解与重构。具体实现步骤如下:

1) LWT。这一过程主要由 3 个步骤组成: 预测、更新以及重构。

◆预测。在这一阶段, 信号的当前样本值会被前一个样本值用作参考进行预测。公式如下:

$$y[i] = x[i] - P(x[j]) \quad (10)$$

其中, $y[i]$ 是经过预测后的系数, $x[i]$ 是原始信号样本值, $P(x[j])$ 是基于先前样本值的预测。预测器通常是基于简单的线性插值或线性预测模型。

◆更新。通过对预测步骤中的结果进行调整来优化当前的系数。在更新过程中, 新系数的计算方式为

$$x[i] = x[i] + U(y[j]) \quad (11)$$

其中, $U(y[j])$ 是基于预测系数的更新操作。更新步骤有助于调整信号强度并保留信号特征。

◆重构。

$$x_r[i] = x[i] + P(y[j]) \quad (12)$$

其中, x_r 为重构后的新信号, $P(y[j])$ 为基于预测系数的反向预测操作, 用于恢复信号。经过以上步骤, 信号会被分解为一系列的高频子带(小波系数)和低频子带(尺度系数)。由于 LWT 的计算过程相对较少, 且通过“提升”操作能够自适应地分解信号, 因此其计算效率较高。

2) 在分解步骤中得到的高频子带(细节系数)通常包含噪声信息。为了去除噪声, 本文使用阈值函数对低于设定阈值的高频子带进行噪声抑制处理。

3) 将经过噪声抑制处理的高频子带与低频子带结合, 利用 LWT 的逆变换方法对信号进行重构, 最终得到噪声抑制后的信号。

由上述运算过程可以看出, 阈值及阈值函数等参数的选择在运算过程中具有重要意义^[14]。本文通过一系列 LWT 实验及结果分析, 最终选择 db4 小波基函数、rigrsure 阈值函数后, 经进行 5 层分解的软阈值处理降噪效果作为算法参数。其中, 本文提出的分解层数为 j 的阈值模型表达式为

$$\lambda_j = \delta_j \sqrt{2 \ln(n_j)} \quad (13)$$

$$\delta_j = \frac{\text{MAD}(|d_{j,k}|)}{0.6745} \quad (14)$$

其中, λ_j 表示提升小波系数阈值, n_j 表示 j 层分解下的长度, δ_j 表示为标准差, $\text{MAD}(\cdot)$ 表示中值函数, $d_{j,k}$ 表示 j 尺度上的小波细节系数用。

1.4 本文优化降噪方法的具体流程

基于上述降噪技术原理, 本文将 CEEMDAN、TLGMCC、LWT 算法相结合, 提出了一种优化降噪方法, 并将其应用于分布式光纤传感系统, 方法流程如图 1 所示。首先, 通过探测的振动信号经过 CEEM-

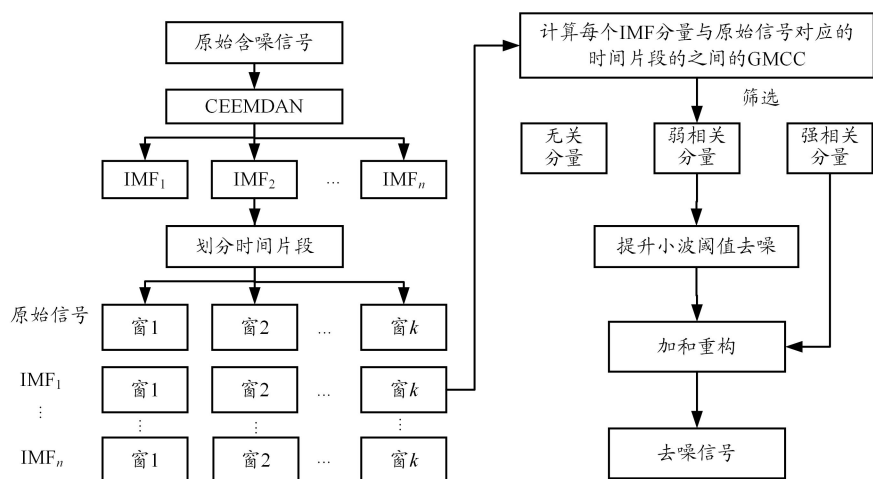


图 1 CEEMDAN-TLGMCC-LWT 优化降噪方法流程图

DAN 分解后,得到一系列频率由高到低的本征模态函数(IMF)。随后,对各阶 IMF 在时间轴上进行固定大小的窗口划分,并计算出各个片段的相关熵。然后,依据相关熵判别信号特征去除无关分量,并通过 LWT 算法进一步去除弱相关分量中存在的高频噪声。最后,将处理后的强相关分量重构,获得降噪信号。

2 仿真及实验

2.1 仿真信号降噪实验

为了验证优化降噪方法的可行性,本文首先设计一个连续的仿真信号,如式(15)所示。

$$y=2\sin[0.5\pi t+\cos(0.5\pi t)]+\text{rand}(n) \quad (15)$$

其中, y 为用于模拟实际的振动信号,原始振动波形如图 2(a)所示; $\text{rand}(n)$ 为叠加的高斯白噪声,叠加噪声后的振动信号如图 2(b)所示。

将构建的振动信号利用所提方法进行降噪处理。降噪具体过程为:首先,利用 CEEMDAN 算法对仿真信号进行分解,得到各阶 IMF,再将各阶 IMF 划分为 5 段时间局部分量,计算与振动信号的相关熵,进而对每个 IMF 的时间局部分量进行分类和筛选;然后,根据相关熵去除无关分量后,对弱相关分量进行提升小波阈值降噪;最后,与强相关分量进行重构,获得降噪信号。降噪后的仿真信号如图 3 所示。可以看出,降噪信号中的振动信息与原始振动波形信号的特征基本一致,且绝大多数的随机噪声得到滤除。上述实验可初步验证本文所提方法的有效性。

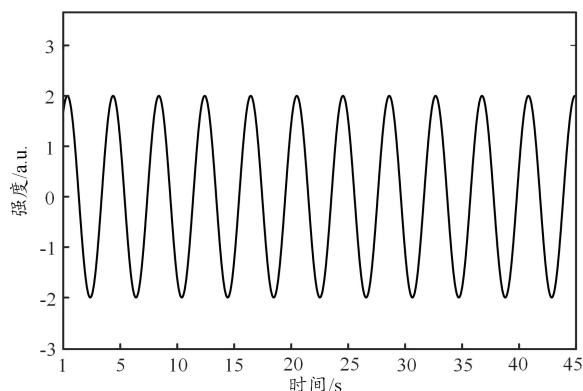
2.2 实测信号去噪实验

为了验证所提优化降噪方法在分布式光纤声传感系统应用中的可行性,本文设计并搭建了 Φ -OTDR 振动测试系统,如图 4 所示。使用中心波长为 1 550.12 nm、

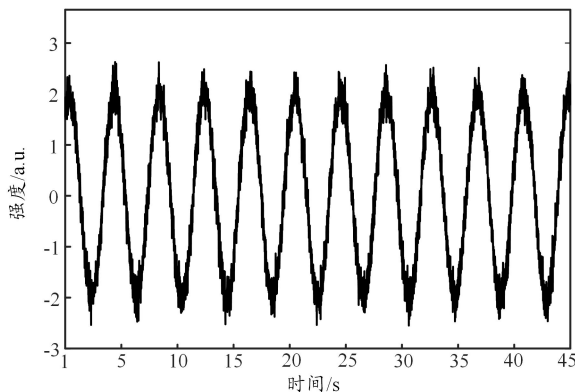
线宽为 5 kHz 的窄带激光器作为光源。该光源通过一个 90:10 的光纤耦合器(FC)分为 2 路,其中 90%的光功率被导向声光调制器(AOM),以 200 MHz 的频移将其调制成探测脉冲。之后,利用掺铒光纤放大器(EDFA)对生成的探测脉冲进行放大,并通过环形器(CIR)将放大后的脉冲送入长度为 5 km 的传感光纤中,从而产生反向瑞利散射光(RBS)。剩下的 10%光功率作为本地参考光。将产生的 RBS 与这部分参考光混合后,通过一个 3 dB FC(实际分配比例为 9:1)来生成拍频信号。

随后,此信号由带宽为 200 MHz 的平衡光电探测器(PD)检测并转换为电信号。最终,这些电信号通过数据采集卡(DAQ)采集,并在计算机(PC)上完成信号解调处理,以测量外界振动信号。

在仿真实验的基础上,本文进行了户外振动试验,旨在评估所提方法在实际探测环境中的降噪性



(a) 原始波形振动信号



(b) 叠加噪声后的振动信号

图 2 信号时域图

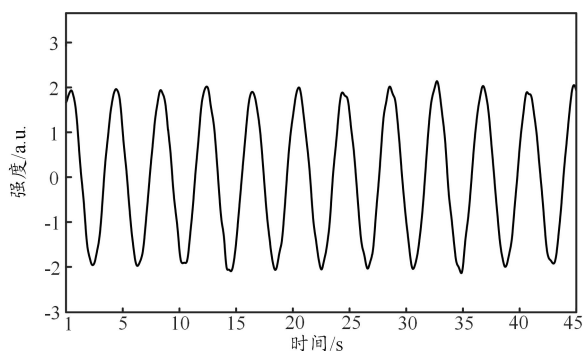
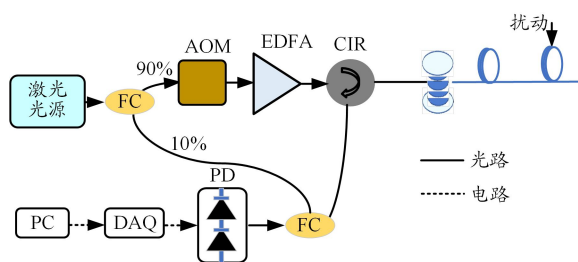


图3 仿真信号降噪效果图

图4 Φ -OTDR 振动测试系统示意图

能。测试布设方案及试验现场如图5所示。实验中,使用的传感光纤长度约5 km,在其末端选取20 m的传感光缆绕制成光纤环,并将其置于深度为40 cm的坑道内,掩埋并夯实,作为振动探测点。在此设置下,围绕振动探测点进行一系列铅球冲击和铁铲扰动实验。对于铅球冲击实验,使用质量为5 kg的铅球,从离地面1 m的高度自由落体撞击地面,落点距离光纤环埋设点1 m。而对于铁铲扰动实验,则采用铁铲以固定频率挖掘地面,挖掘点同样距离光纤环埋设点1 m。

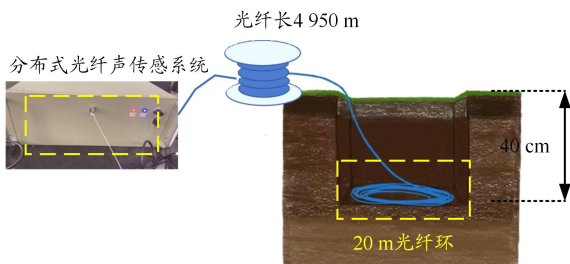
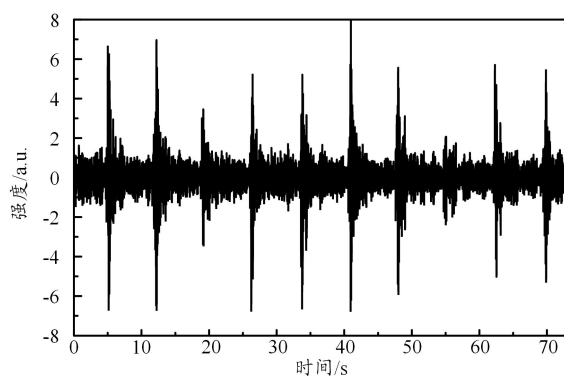


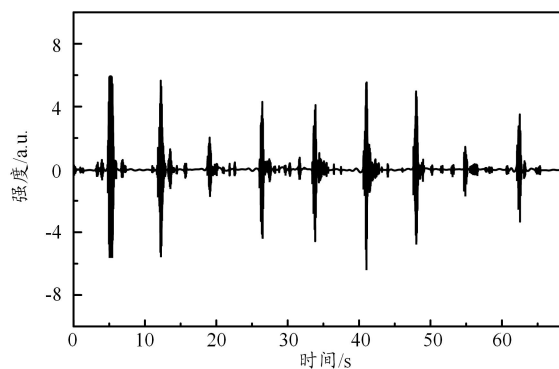
图5 实验布设示意图及现场图

经过一系列实验及信号解调分析后,本文从空间分辨率为10 m的分布式光纤声传感系统中,提取了铅球冲击和铁铲侵扰信号作为实验样本,并对其进行了降噪处理。振动信号首先通过CEEMDAN算法分解为各个阶次的本征IMF。随后,计算这些IMF分量的时间序列与局部变量的相关熵,以筛选出相关分量。

对于铁铲侵扰信号和铅球冲击信号的混合相关分量,本文首先采用LWT算法进行降噪处理。接着,将降噪后的弱相关分量与剩余的强相关分量重新组合,最终重构得到降噪后的信号。2种系统信号的前后降噪效果对比情况如图6和图7所示。可以看出,所提出的优化降噪方法在不同实验条件下有效抑制了振动信号中的高频随机白噪声,同时最大限度地保留了信号的有效信息。基于上述结果可知,经优化降噪方法处理后,系统的SNR将显著提高,极大地增强了分布式光纤声传感系统对微振事件探测的精确性和可靠性。



(a) 降噪前



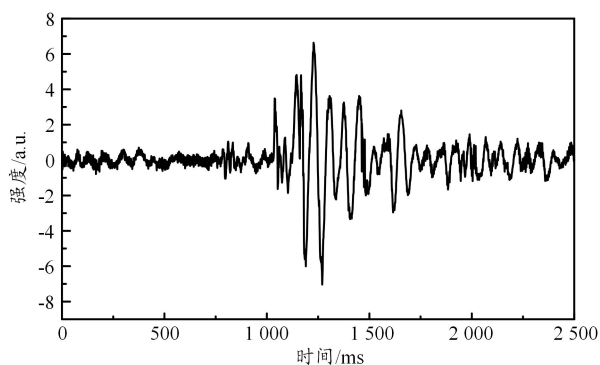
(b) 降噪后

图6 铁铲侵扰信号降噪效果图

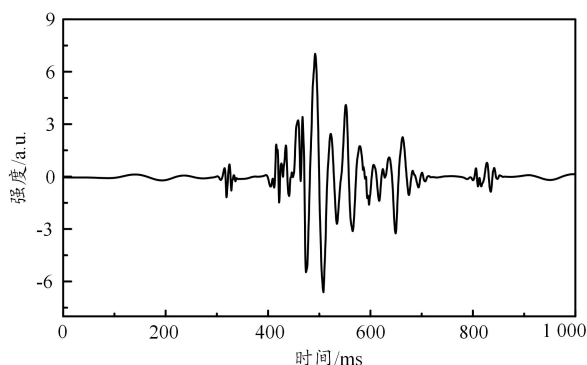
2.3 去噪算法性能对比

为了评估所提优化降噪方法在分布式光纤声传感系统中的去噪效果,本文选用了SNR和均方根误差(RMSE)作为评价指标,并与近年来报道的其它分布式光纤声传感系统的降噪方法进行了性能对比,具体结果如表1所示。可以看出,相比其它方法,本文方法能够将分布式光纤声传感系统的SNR提升至54.36 dB,同时使RMSE降至0.091,显示出了更优的降噪效果。

刘彦明,曹敏,孙安,等: 基于 TLGMCC 准则联合 CEEMDAN 与 LWT 的优化降噪方法



(a) 降噪前



(b) 降噪后

图7 铅球冲击信号降噪效果图

表1 不同方法的降噪效果对比

方法	SNR/dB	RMSE
EMD-PCC	13.68	—
CEEMDAN	15.29	0.2646
CEEMDAN-LWT	52.11	—
本文	54.36	0.091

3 结束语

本文提出了一种基于 TLGMCC 准则,结合 CEEMDAN 与 LWT 的优化降噪方法,以增强分布式光纤声传感系统的 SNR。此方法不仅克服了传统降噪算法忽视时间局部相关性的缺点,提高了滤波精度,还解决了 EMD 的模式混叠和离散小波变换高计算复杂度的问题。实验结果表明:本方法使系统 SNR 达到 54.36 dB,

RMSE 降至 0.091。具有良好的自适应性、快速传输率和高滤波精度,有效抑制了频谱混叠现象,提升了分布式光纤声传感系统在工程结构监测、地质勘探及周界安全等领域的实际应用性能,为技术实用化提供了重要支持。

参考文献

- [1] HE Q, ZENG Z, ZHAO Q, et al. SNR improvement of vibration sensing in a conventional phase-OTDR by k-parameter statistical analysis[J]. Optics Communications, 2022, 509: 127789-1-127789-6.
- [2] QIN Z, CHEN H, CHANG J. Signal-to-noise ratio enhancement based on empirical mode decomposition in phase-sensitive optical time domain reflectometry systems[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1870-1-1870-10.
- [3] PARK J, LEE W, TAYLOR H F. Fiber optic intrusion sensor with the configuration of an optical time-domain reflectometer using coherent interference of Rayleigh backscattering[C]//SPIE. Optical and Fiber Optic Sensor Systems. Bellingham: SPIE, 1998, 3555: 49-56.
- [4] 尚静,杨德伟,李立京,等.小波阈值降噪法在 Φ -OTDR 扰动传感系统中的应用[J]. 现代电子技术, 2012, 35(17): 51-53.
- [5] ZHANG J, YAN Y, LIU S, et al. Signal-to-noise ratio enhancement of Φ -OTDR based on Block-matching and 3D filtering[C]//Opto-Electronics and Communications Conference (OECC) 2023, July 2-7, Shanghai, China. New York: IEEE, 2023: 1-3.
- [6] 刘嘉辉,秦仙蓉,王玉龙,等.基于双树复小波变换与样本熵的自适应降噪法[J]. 振动·测试与诊断, 2022, 42(2): 285-291, 407.
- [7] CHEN W, MA X, MA Q, et al. Denoising method of the Φ -otdr system based on EMD-PCC[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21 (10): 12113 - 12118.
- [8] 杨智中,林军志,汪魁,等.基于 CEEMDAN-小波包自适应阈值混凝土声发射信号降噪研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(3): 139-149.
- [9] 任海军,韦冲,谭志强,等.基于 CEEMDAN-IAWT 方法的滚动轴承振动信号降噪[J]. 振动与冲击, 2023, 42(13): 199-207, 268.
- [10] 熊兴隆,魏永兴,张琬童,等.基于自适应噪声完备经验模态分解的 Φ -OTDR 信号去噪算法[J]. 半导体光电, 2018, 39(4): 600-606.
- [11] HE M, FENG L, ZHAO D. A method to enhance SNR based on CEEMDAN and the interval thresholding in Φ -OTDR systems [J]. Applied Physics B, 2020, 126: 1-10.
- [12] 徐朗,蔡德所.基于最小二乘平滑滤波与 CEEMDAN 的光纤陀螺信号处理研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 269-278.
- [13] 何佑明,刘睿,刘金地.基于提升小波的数字图像混合噪声抑制算法[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2024, 42(4): 610-616.
- [14] 许子非,李春,杨阳,等.基于改进小波阈值及多重分形的风力机轴承振动信号分析[J]. 热能动力工程, 2019, 34(9): 191-198.