

基于MPE-CEEMD-CS的DAS衰落抑制研究

熊彬博,江淦,彭飞*

(四川大学 电气工程学院,成都 610065)

摘要:为抑制光纤分布式声传感(DAS)系统的衰落噪声、提升微弱声信号恢复能力,提出一种基于多尺度排列熵、互补集合经验模态分解与压缩感知(MPE-CEEMD-CS)的DAS衰落抑制研究方法。该方法通过CEEMD分解获取固有模态分量,采用MPE筛选含噪分量,再经CS感知稀疏重构实现针对性降噪。实验结果表明:降噪后DAS信噪比从4.01 dB升至9.21 dB,应变分辨率从 $122 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$ 优化至 $2.181 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$,且与小波、经验模态分解(EMD)等传统方法相比,对各频段衰落噪声均具有显著抑制效果,能更准确还原微弱振动特征。

关键词:分布式光纤声波传感;互补集合经验模态分解;多尺度排列熵;压缩感知;衰落抑制

中图分类号:TN253 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2026)03-0078-06

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.03.013

Study on DAS fading suppression based on MPE-CEEMD-CS

XIONG Binbo, JIANG Gan, PENG Fei*

(College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: To suppress fading noise in distributed acoustic sensing (DAS) systems and improve the recovery of weak acoustic signals, a denoising method based on multiscale permutation entropy assisted complementary ensemble empirical mode decomposition and compressed sensing (MPE-CEEMD-CS) is proposed. The method first decomposes the signal into intrinsic mode functions using CEEMD, screens noisy components by multiscale permutation entropy, and then performs targeted denoising through sparse reconstruction with compressed sensing. Experimental results show that, after processing, the DAS signal-to-noise ratio increases from 4.01 dB to 9.21 dB and the strain resolution improves from $122 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$ to $2.181 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$. Compared with traditional methods such as wavelet thresholding and empirical mode decomposition (EMD), the proposed method more effectively suppresses fading noise across frequency bands and more accurately restores weak vibration features.

Key words: distributed acoustic sensing, complementary ensemble empirical mode decomposition, multiscale permutation entropy, compressed sensing, fading suppression

0 引言

基于相位敏感光时域反射仪(Φ -OTDR)原理的分布式声传感(DAS)技术,凭借其远距离监测、高灵敏度、高空间分辨率、低成本及抗电磁干扰等显著优势,已在地震活动监测、管道完整性检测、边境安防及交

通监控等领域得到广泛应用^[1-5]。其工作原理是通过解调光纤中瑞利背向散射(RBS)光的相位变化来感知外部振动信号。然而,在实际应用中,RBS强度的随机波动会导致系统出现“衰落”现象,即在RBS较弱处相位解调结果不稳定,产生剧烈的自噪声,严重降低了系统的信噪比和定位精度^[6]。因此,如何有效抑制衰落噪声、提升弱信号下的解调稳定性,成为评估和优化DAS系统性能的关键问题。

针对这一问题,学术界主要从硬件优化与软件方法2个维度展开了深入研究。在硬件层面,研究者试图通过改进激光器、光电探测器或系统架构来提升信号质量。2019年,Uyar F等人^[7]采用级联声光调制器产生高消光比脉冲并结合双光电探测器方案,显著提升了长距离传输下的信噪比;2020—2022年,WU Yue、

收稿日期:2025-01-15。

基金项目:国家自然科学基金项目(62303335、52075349)资助。

作者简介:熊彬博(1998—),男,四川达州人,硕士研究生,现就读于四川大学电气工程学院电子信息专业,主要从事信号处理、分布式光纤传感器技术的研究与应用。

*通信作者:彭飞(1986—),男,博士,副教授,硕士研究生导师,主要研究方向为解决分布式光纤传感器的光学信号的解调与处理。



Liu Chunye 等人^[8-9]分别通过外差检测结合格雷编码、双光纤参考补偿等技术,有效消除了干涉衰落并补偿了频率漂移。尽管这些方法在一定程度上改善了系统性能,但硬件升级往往伴随着系统成本的急剧增加,且对振动信号质量的提升存在物理瓶颈。相比之下,基于软件方法的信号去噪方法因其低成本和高灵活性备受关注。早期研究多采用经验模态分解(EMD)及其改进方法,如经验模态分解-皮尔逊相关系数(EMD-PCC)^[10]、迭代区间阈值法^[11]及经验模态分解-时频峰值滤波(EMD-TFPF)^[12]等,虽能提升信噪比,但EMD类方法固有的模态混叠问题使其在处理非平稳信号时稳定性不足。随后引入的变分模态分解(VMD)^[13]虽通过约束条件缓解了模态混叠,但其性能高度依赖人工预设参数,缺乏自适应能力。为进一步解决模态混叠问题,总体平均经验模态分解(EEMD)^[14]和互补集合经验模态分解(CEEMD)^[15]相继被提出,其中CEEMD通过添加反向白噪声有效抑制了重构误差,但在复杂背景噪声下的特征提取精度仍有待提高。此外,压缩感知(CS)理论为稀疏信号重构提供了新途径^[16],而多尺度排列熵(MPE)^[17]则因其能有效量化时间序列在不同尺度下的随机性与动力学突变,成为区分信号与噪声的有力工具^[18]。

综上所述,现有去噪方法普遍存在参数依赖性强、适用场景受限或在强背景噪声下失效等问题,难以兼顾自适应性、计算效率与去噪效果。鉴于此,本文提出一种基于多尺度排列熵、互补集合经验模态分解与压缩感知(MPE-CEEMD-CS)的DAS衰落抑制方法(下文简称MPE-CEEMD-CS方法)。

1 MPE-CEEMD-CS方法

1.1 MPE原理

排列熵(PDE)^[19]是一种衡量一维时间序列复杂度的统计量,常用于提取机械故障特征。信号中由故障引起的高频冲击成分越多,PDE值通常越大。然而,DAS的振动特征信息分布于多个尺度上,仅依靠单一尺度的PDE进行分析,可能会忽略其他尺度上的关键振动特征。为克服这一局限性,Aziz W等人^[20]提出了MPE概念。MPE基于PDE方法,通过对时间序列进行多尺度粗粒化处理,并计算各尺度下粗粒化序列的PDE值,从而实现多尺度复杂度分析。由于噪声分量具有高度的随机性,其MPE值显著高于有效信号,因此可通过设定合适的MPE阈值筛选并去除噪声分量,进而提高Φ-OTDR系统的信噪比。具体处理步骤

如下:

1)粗粒化处理:对于长度为 M 的时间序列 $X = \{x_i\}$,通过粗粒化操作生成尺度因子为 s 的粗粒化序列 $y_j^{(s)}$,如式(1)所示。

$$y_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^s x_i \quad (1)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, M$; $j = 1, 2, \dots, \lfloor M/s \rfloor$ 。

2)相空间重构:对粗粒化序列 $y_j^{(s)}$ 进行相空间重构,得到重构向量 Y_l^s 如式(2)所示。

$$Y_l^s = \{y_l^{(s)}, y_{l+\tau}^{(s)}, \dots, y_{l+(d-1)\tau}^{(s)}\} \quad (2)$$

式中: τ 为滞后时间, d 为重构相空间的维数。

3)排列模式与概率计算:将每个重构向量 Y_l^s 中的元素按升序排列,得到对应的排列模式 Q_h 。统计每种排列模式 Q_h ($h=1, 2, \dots, d!$)出现的频数(h 是排列模式的索引编号),并计算其相对概率 P_h ,满足 $\sum_{h=1}^k P_h = 1$ 。

基于Shannon熵定义,该尺度下的排列熵 $H_p(d)$ 为

$$H_p(d) = - \sum_{h=1}^k P_h \ln P_h \quad (3)$$

式中: k 是实际观测到的排列模式种类数。

4)归一化处理:当所有排列模式出现的概率均等($P_h=1/d!$)时,时间序列的复杂性最大,此时熵值达到最大值 $\ln(d!)$ 。为了便于不同维数下的比较,通常对排列熵 $H_p(d)$ 进行归一化处理,得到 H_{MPE} 为

$$H_{MPE} = H_p(d) / \ln(d!) \quad (4)$$

式中: H_{MPE} 的取值范围为 $[0, 1]$ 。其数值大小反映了时间序列的复杂度和随机性: H_{MPE} 越接近1,表示序列越随机(如噪声); H_{MPE} 越接近0,表示序列越规整(如确定性信号)。

1.2 CEEMD方法

与EEMD类似,CEEMD^[21]通过引入辅助白噪声解决了EMD固有的模态混叠问题。不同的是,CEEMD通过向原始信号中添加正负成对的互补白噪声,并在分解后进行集合平均,有效抵消了辅助噪声带来的残差,从而在提高计算效率的同时显著改善了重构精度。具体处理步骤如下:

1)对原始DAS信号 $\varphi(t)$ 添加1对幅值相等、极性相反的白噪声序列 $n_1(t)$ 、 $-n_1(t)$,其次对加噪信号进行EMD,获得1组固有模态分量 c_1, r_1, c_{-1}, r_{-1} ;重复上述过程 N 次,从而得出 N 组 c_N, r_N, c_{-N}, r_{-N} ;

2)对步骤1)中的多组固有模态函数(IMF)分量进行平均,得到最终的分解结果如式(5)~式(7)所示。

$$\varphi(t) = \sum_{i=1}^m c_i(t) + r_n(t) \quad (5)$$

$$c_i(t) = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N (c_{ij} + c_{-ij}) \quad (6)$$

$$r_n(t) = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N (r_{nj} + r_{-nj}) \quad (7)$$

式中: m 表示添加白噪声的总体次数, $c_i(t)$ 为 CEEMD 分解后得到的第 i 个 IMF 分量, c_{ij} 表示第 j 个信号的第 i 个 IMF 分量, $r_n(t)$ 为残差分量, n 为随机噪声。

1.3 CS 去噪原理

DAS 系统通常产生海量数据(光纤传感范围可达 10~900 km), 传统信号处理方法需处理完整采样数据, 计算量与存储需求极高。CS 理论表明, 若信号具有稀疏性, 可通过少量观测值重构原始信号, 显著降低数据量与计算复杂度, 非常适用于 DAS 此类大规模数据场景。此外, CS 通过稀疏重构能够在低信噪比环境下有效提取微弱信号并保留关键特征, 这对于捕捉 DAS 信号中的微小振动事件(如地震前兆、管道泄漏等)尤为重要。

令 DAS 时空相位数据表示 ϕ 为

$$\phi = \varphi + n \quad (8)$$

式中: φ 为真实相位。

引入观测矩阵 $A (m \times n, m \ll n)$, 将高维 DAS 时空相位数据投影到低维, 所得信号为

$$y = A\varphi \quad (9)$$

对 DAS 时空相位数据进行稀疏变换可得

$$x = B\varphi \quad (10)$$

式中: B 是稀疏变换矩阵。

通过稀疏变换将信号和噪声分离, 并通过优化方法重构稀疏信号 $\tilde{\varphi}$ 。

$$\tilde{\varphi} = B^{-1}\tilde{x} \quad (11)$$

式中: $\tilde{x}$ 是经压缩感知重构后得到的稀疏系数估计值。

CS 去噪的优势在于: 由于噪声在稀疏域不具备稀疏性, 无法被有效重构, 而 CS 利用信号的稀疏性假设, 通过优化方法从观测数据中恢复有效信号^[22]。因此, CS 能够有效分离噪声, 实现高效去噪。特别是对于 DAS 信号中的稀疏振动特征, CS 在抑制随机噪声的同时, 能很好地保留信号的主要特征与细节。

1.4 MPE-CEEMD-CS 方法流程

MPE-CEEMD-CS 方法流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

1) 信号分解: 对原始 DAS 时空相位信号进行 CEEMD 分解, 得到 N 个 IMF 分量及 1 个残差分量;

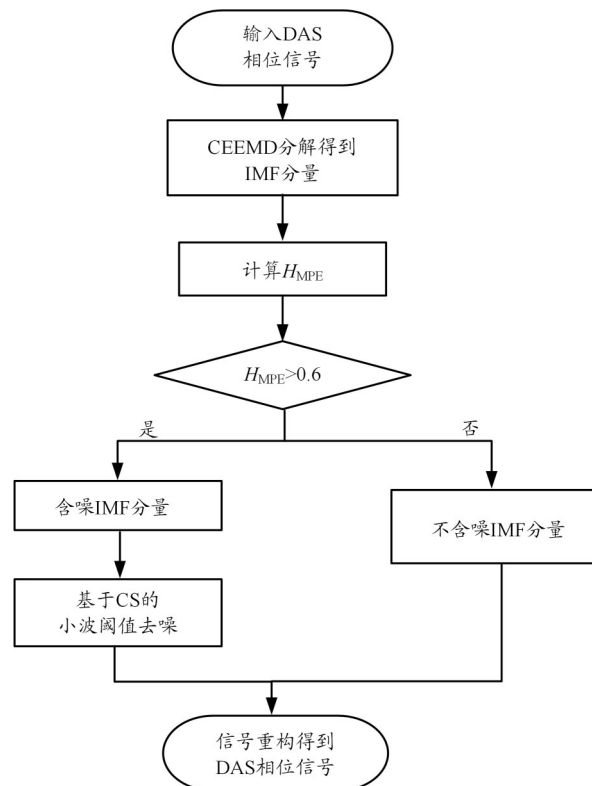


图 1 MPE-CEEMD-CS 方法流程图

2) 分量筛选: 计算各 IMF 分量的 H_{MPE} 值, 设定 H_{MPE} 阈值, 将 IMF 分量划分为含噪 IMF 分量集与不含噪分量集;

3) 针对性去噪: 仅对含噪 IMF 分量集采用基于小波稀疏性的 CS 重构方法进行降噪处理, IMF 分量集保持不变;

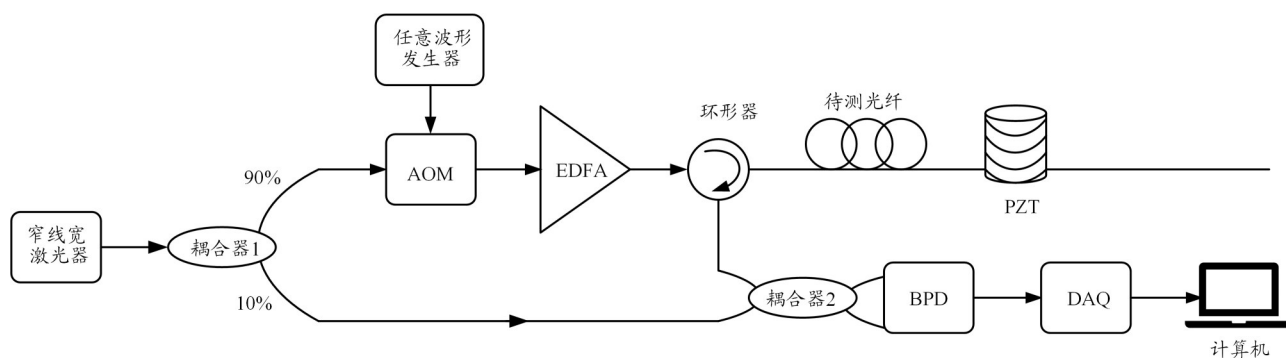
4) 信号重构: 将含噪 IMF 分量去噪后与未处理的不含噪 IMF 分量线性叠加, 重构得到最终的 DAS 相位信号。

相比传统 CEEMD 方法对所有分量进行统一处理, 本文所提方法通过 MPE 阈值筛选, 能够精准定位含噪分量, 避免对有效信号的过度处理, 在去除 DAS 衰落噪声的同时, 完好保留微弱振动特征, 显著提高了降噪的针对性与信噪比。

2 实验结果分析

2.1 实验系统搭建

为验证 MPE-CEEMD-CS 方法在实际 DAS 系统中的可行性, 本文搭建了外差检测型 Φ -OTDR 实验系统, 结构框图如图 2 所示。系统原理如下: 窄线宽连续波激光器输出高相干性连续光, 经耦合器分为 2 路: 90% 的光功率作为探测光, 10% 的光功率作为本振光

图2 Φ -OTDR 实验系统结构框图

(LO)。任意波形发生器产生单频电脉冲驱动声光调制器(AOM),生成频移为 200 MHz 的脉冲探测光。随后,掺铒光纤放大器(EDFA)将探测光功率显著放大,并通过窄带光学滤波器抑制放大自发辐射(ASE)噪声。

放大后的脉冲光注入总长度为 6.2 km 的待测光纤。在距起始端 5.2 km 处缠绕 15 m 光纤于压电陶瓷(PZT)振动器上,用于施加可控振动信号。光纤返回的 RBS 光经环形器与本振光合束后,输入平衡光电探测器(BPD)进行相干检测。BPD 将光信号转换为电信号,经数据采集卡(DAQ)数字化后传输至计算机。

相位解调流程为:对采集信号进行希尔伯特变换获取解析信号,再通过反正切运算提取相位信息;幅值信号则直接由计算机采集处理。实验中,向 PZT 施加频率为 50 Hz、峰-峰值电压 $V_{pp}=1\ 000$ mV 的单频正弦信号,获取相应的时空相位序列用于方法验证。

2.2 实验结果与分析

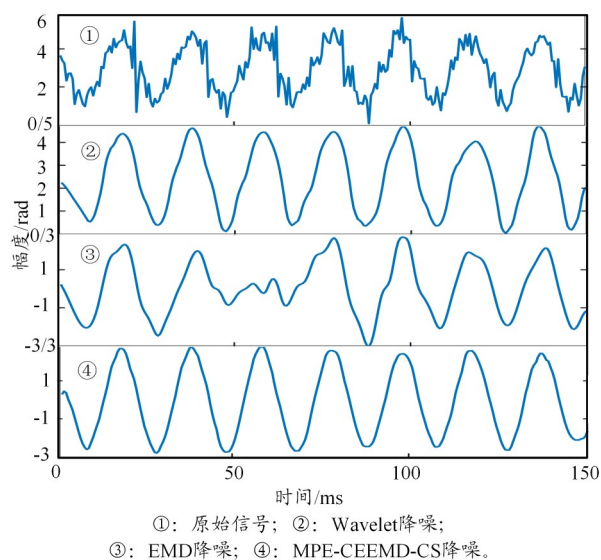
2.2.1 衰落抑制效果

本文采用 MPE-CEEMD-CS 方法验证其对 DAS 系统信号衰落的抑制能力。当单频信号施加于 PZT 时,原始解调结果中非振动区域的部分通道因严重衰落呈现明显相位畸变,阻碍了振动信号的准确恢复。经 MPE-CEEMD-CS 方法处理后,衰落通道的相位畸变被抑制至较低水平;即使将瀑布图相位显示范围设置为 ± 1 rad,原衰落区域也未见明显异常波动,表明该方法有效缓解了衰落引起的解调误差。

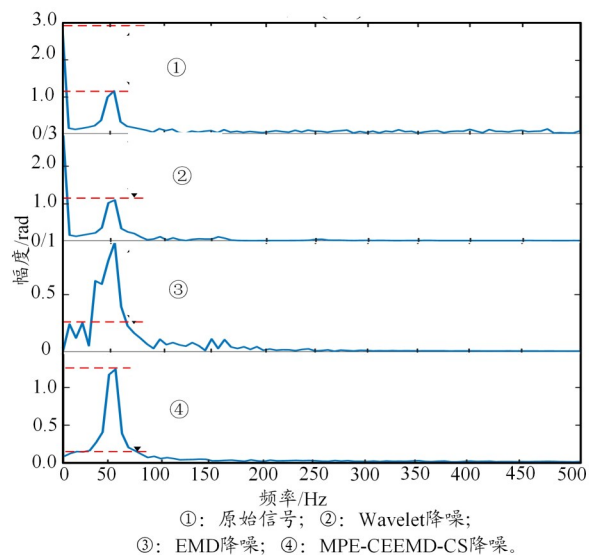
2.2.2 时频域对比分析

本文对比了小波阈值(Wavelet)、EMD 与所提 MPE-CEEMD-CS 方法的降噪性能。选取振动位置处单通道信号进行时频域分析,结果如图 3 所示。

由图 3(a)可见, Wavelet 降噪后高频毛刺有所减少,但波形平滑后仍存在局部畸变; EMD 降噪后的波



(a) 时域信号



(b) 频域信号

图3 MPE-CEEMD-CS 与原始数据、Wavelet、EMD 方法对比结果

形较原始信号有所改善,但局部波动仍较明显;MPE-CEEMD-CS 处理后,时域波形整体更接近稳定正弦振动特征。由图 3(b)可见,经 MPE-CEEMD-CS 降噪处理后 50 Hz 主频分量更突出,背景频谱成分整体降低,表明该方法在抑制噪声的同时较好地保留了有效振动特征。同时,信号信噪比由 4.01 dB 提升至 9.21 dB。

2.2.3 相位标准差与噪声性能评估

为进一步评估方法的抗衰落性能,本文根据图 4(a)所示的原始信号计算了降噪前后沿光纤分布的相位标准差(SD),结果如图 4(b)所示。原始信号在非振动区域因衰落信道引起解调误差,导致相位 SD 显著偏高;经 MPE-CEEMD-CS 降噪后,非振动区域相位 SD 大幅降低,而振动区域(约 5 250 m 处)SD 显著升高,清晰

区分了信号与噪声,验证了方法对衰落的有效抑制能力。

此外,选取振动通道分析功率谱密度(PSD),结果如图 4(c)所示。原始信号的 PSD 约为 -35 dBc/Hz(等效相位噪声为 $1.78 \times 10^{-2} \text{ rad}/\sqrt{\text{Hz}}$,对应应变分辨率为 $122 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$);经 MPE-CEEMD-CS 降噪后,系统 PSD 降至 -69 dBc/Hz(等效相位噪声为 $3.55 \times 10^{-4} \text{ rad}/\sqrt{\text{Hz}}$,对应应变分辨率 $2.181 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$),噪声抑制效果显著,系统探测灵敏度得到实质性提升。

3 结束语

本文提出了一种基于 MPE-CEEMD-CS 方法。该方法有效缓解了信号衰落导致的相位失真问题,同时避免了传统 CEEMD 方法直接舍弃含噪分量造成的有效信号丢失。

实验结果表明:在 6.2 km 传感光纤的 5.2 km 振动位置处,经所提方法处理后,信号信噪比由 4.01 dB 提升至 9.21 dB,系统应变分辨率达到 $2.181 \text{ p}\epsilon/\sqrt{\text{Hz}}$ 。与小波阈值 EMD 及其他传统方法的降噪对比表明,本文所提方法对各频段噪声均具有显著的抑制效果,能够更准确地还原微弱振动信号,在长距离分布式光纤传感领域具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] Rao Yunjiang. The cornerstone of fiber-optic distributed vibration/acoustic sensing: Φ -OTDR[J]. Opto-Electronic Advances, 2023 (6): 230063.
- [2] Jousset P, Reinsch T, Ryberg T, et al. Dynamic strain determination using fibre-optic cables allows imaging of seismological and structural features[J]. Nature Communications, 2018, 9(1): 2509.
- [3] Lalam N, Westbrook P, Naeem K, et al. Pilot-scale testing of natural gas pipeline monitoring based on phase-OTDR and enhanced scatter optical fiber cable[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 14037.
- [4] Meng He, Wang Shulun, Gao Changxia, et al. Research on recognition method of railway perimeter intrusions based on Φ -OTDR optical fiber sensing technology[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(8): 9852-9859.
- [5] Catalano E, Coscetta A, Cerri E, et al. Automatic traffic monitoring by Φ -OTDR data and Hough transform in a real-field environment[J]. Applied Optics, 2021, 60(13): 3579.
- [6] 蔡海文, 叶青, 王照勇, 等. 基于相干瑞利散射的分布式光纤声波传感技术[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(5): 924.
- [7] Uyar F, Onat T, Unal C, et al. A direct detection fiber optic distributed acoustic sensor with a mean SNR of 7.3 dB at 102.7 km[J]. IEEE Photonics Journal, 2019, 11(6): 1-8.
- [8] Wu Yue, Wang Zinan, Xiong Ji, et al. Bipolar-coding Φ -OTDR with

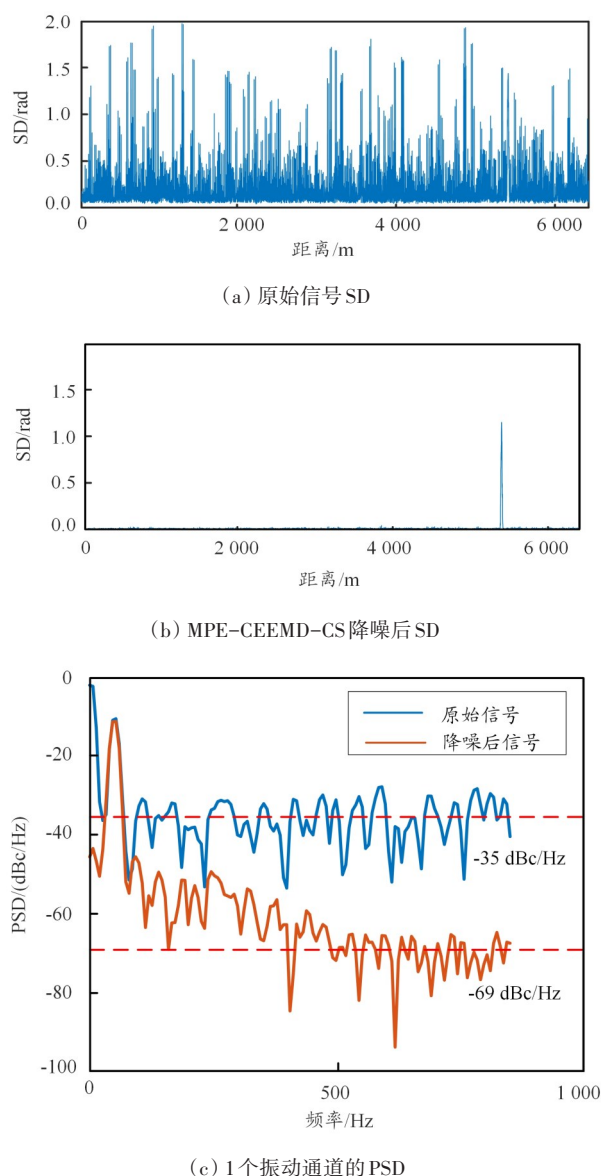


图4 MPE-CEEMD-CS降噪前后SD与PSD对比

- Interference fading elimination and frequency drift compensation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(21): 6121–6128.
- [9] Liu Chunye, Deng Ziwen, Wang Yuyao, et al. Golay coding Φ -OTDR with distributed frequency-drift compensation[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(13): 12894–12899.
- [10] Chen Wei, Ma Xiaohui, Ma Qinglin, et al. Denoising method of the Φ -OTDR system based on EMD-PCC[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(10): 12113–12118.
- [11] He Meng, Feng Liu, Qu Jiantao. Denoising algorithm of Φ -OTDR signal based on clear iterative EMD interval-thresholding[J]. Optics Communications, 2019, 453: 124352.
- [12] Bai Yuxin, Lin Tingting, Zhong Zhicheng. Noise reduction method of Φ -OTDR system based on EMD-TFPF algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(21): 24084–24089.
- [13] Xu Lei, Zhai Wanming. A novel model for determining the amplitude-wavelength limits of track irregularities accompanied by a reliability assessment in railway vehicle-track dynamics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 86: 260–277.
- [14] Pan Liang, Liu Kun, Jiang Junfeng, et al. A de-noising algorithm based on EEMD in Raman-based distributed temperature sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(1): 134–138.
- [15] 姚国珍, 李炳峰, 谷元宇. 基于PE-CEEMD-SVD的 Φ -OTDR信号降噪方法[J]. 半导体光电, 2024, 45(4): 662–668.
- [16] Guo Jun, Liu Junli. Deterministic construction of compressed sensing matrices based on semilattices[J]. Journal of Combinatorial Optimization, 2018, 35(1): 148–161.
- [17] Zhao Liye, Wang Lei, Yan Ruqiang. Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet decomposition and multi-scale permutation entropy[J]. Entropy, 2015, 17(9): 6447–6461.
- [18] Fan Xinyu, Yang Guangyao, Wang Shuai, et al. Distributed fiber-optic vibration sensing based on phase extraction from optical reflectometry[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(16): 3281–3288.
- [19] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [20] Aziz W, Arif M. Multiscale permutation entropy of physiological time series[C]//IEEE. Proceedings of 2005 Pakistan Section Multitopic Conference. New York: IEEE, 2005: 1–6.
- [21] Yeh J R, Shieh J S, Huang E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135–156.
- [22] Gao Xu, Hu Wenhao, Dou Zhijiang, et al. A method on vibration positioning of Φ -OTDR system based on compressed sensing[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(16): 16422–16429.