

基于 MEEMD-HHT 的分布式光纤振动传感系统信号特征提取方法

于 淼¹, 张耀鲁², 徐泽辰³, 何禹潼¹

- (1. 电子科技大学中山学院 电子信息学院, 广东 中山 528402;
2. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院, 吉林 长春 130012;
3. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘要: 实际应用中, 分布式光纤振动传感系统所测信号多为非平稳随机信号, 对其进行模式识别的关键是准确获取信号的幅值-时间-频率瞬时特征。现有的相关研究表明, 经验模态分解 EMD 方法结合希尔伯特变换可获得所测信号中固有模态分量的瞬时能量和瞬时频率, 但存在模态混叠问题, 后续改进的总经验模态分解 EEMD 方法存在伪分量, 重构误差大, 互补经验模态分解 CEEMD 方法减小了重构误差的同时增加了运算量, 无法保证特征提取与分类的效率与准确性。文中基于改进型经验模态分解方法结合希尔伯特变换 MEEMD-HHT 方法实现分布式光纤振动传感系统的特征提取, 引入的排列熵的评价机制优化了解析过程中随机噪声迭代次数, 通过仿真分析与实验对比, 验证了该方法可有效解决上述方法中存在的问题, 使系统在处理时间、特征准确度等性能皆有提高。实验结果表明, 所提出的方法对于单频振动信号平均特征提取准确率达 99.2%; 对于混频振动信号平均特征提取准确率达 98.1%, 相对于 EMD 和 CEEMD 分别提高 15.6% 和 7%, 算法平均耗时最短, 为 3.8259 s, 为分布式光纤振动传感系统的信号特征提取提供了一种可靠、高效的方法。

关键词: 分布式光纤振动传感; MEEMD; Hilbert 变换; 振动信号特征提取

中图分类号: O436.1 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20210223

Signal feature extraction method based on MEEMD-HHT for distributed optical fiber vibration sensing system

Yu Miao¹, Zhang Yaolu², Xu Zechen³, He Yutong¹

(1. School of Electronic Information Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan Institute, Zhongshan 528402, China;

2. College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;

3. College of Physics & Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In practical application, the signals measured by distributed optical fiber vibration sensing system are mostly non-stationary random signals, and the key to realize pattern recognition is to obtain the amplitude-time-frequency instantaneous characteristics of the signals accurately. Existing related research shows that Hilbert transform combined with empirical mode decomposition can obtain the instantaneous energy and instantaneous frequency of the intrinsic modal component of measuring signal. The subsequent improved ensemble empirical

收稿日期: 2021-04-03; 修订日期: 2021-04-29

基金项目: 广东省普通高校青年创新人才项目 (2018KQNCX332); 广东省中山市社会公益科技研究项目 (2018B1021, 2020B2018); 广东省引进领军人才计划 (00201507); 广东省科技计划项目 (2021A0101180005); 广东省教育厅团创项目 (2018KCXTD033)

作者简介: 于淼, 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为光纤传感技术及其数据处理。

mode decomposition method, has pseudo component and large reconstruction error, while complementary ensemble empirical mode decomposition method reduces the reconstruction error, but increases the amount of computation, which cannot guarantee the efficiency and accuracy of feature extraction and classification. In this paper, the feature extraction of distributed optical fiber vibration sensing system was realized based on modified ensemble empirical mode decomposition with Hilbert transform, the evaluation mechanism of permutation entropy was introduced to optimize the iteration times of random noise in the decomposition process. Through simulation analysis and experimental comparison, it was verified that the method could effectively solve the problems existing in the above methods and improve the system's performance in processing time and feature accuracy. Experimental results show that the average extraction accuracy of the proposed method for single-frequency vibration signals is 99.2%. Compared with EMD and CEEMD, the average feature extraction accuracy of mixed vibration signal is 98.1%, which is 15.6% and 7% higher than EMD and CEEMD respectively. The average time of the algorithm is the shortest, which is 3.8259 s. It provides a reliable and efficient method for signal feature extraction of distributed fiber vibration sensing system.

Key words: distributed fiber vibration sensing; MEEMD; Hilbert transform; feature extraction of vibration signal

0 引言

分布式光纤振动传感系统通过检测振动引起的光纤中光信号的相位以及强度变化实现扰动事件的实时、定位监测,已广泛应用于周界安防、非法施工监测、机械或结构异常分析等多个领域^[1]。随着应用需求的不断细化,在实现扰动事件定位监测的同时,进一步准确判别扰动事件的类型是目前该领域的研究热点。而在模式识别算法实现过程中,信号特征的提取是至关重要的一个步骤,其自身的性能及其对信号特征分类算法复杂度的影响,直接影响分布式光纤振动传感系统模式识别结果的实时性、可靠性和准确性。

目前,国内外研究人员提出了多种分布式光纤振动传感系统特征提取算法,如过零率^[2]、短时平均能量^[3]及全相滤波器^[4]等时域特征提取方法,该类方法较适用于强度检测的直接探测结构,且最终识别准确率较低;在频域特征提取方面,有快速傅里叶变换、Mel 频率倒谱系数^[5]等方法,由于该类方法为了在数学上拟合原始数据的非平稳波形不得不引入大量高频的伪谐波分量,导致其对低频能量的低估,对自然环境中的复杂振动信号的特征提取误差较大,获得的特征向量较少。经验模态分解方法和 Hilbert 变换相结合是一种提取信号瞬时频率和瞬时能量的有效方法,2016 年,王亮^[6]采用经验模态分解 (Empirical Mode

Decomposition, EMD) 方法对光纤振动传感系统进行信号特征的提取,针对不同的振动信号进行分解,并将 Hilbert 变换后求得振动信号的边际谱作为扰动信号的特征;朱程辉等^[7]采用总体经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 的方法对振动信号进行特征提取,并结合其他特征提取方法增加了特征向量种类及精度。2017 年,蒋立辉等^[8]采用互补经验模态分解 (Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD) 方法对获得的固有模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 进行奇异值分解,构建特征向量。2019 年,陈勇等人^[9]在 EMD 算法中引入两次极值波延拓,将端点效应限制在延拓区域中,采用改进后的 EMD 算法分解信号,并利用分量的相关性提取有效 IMF 分量;曲洪权等人^[10]采用 EEMD 方法对入侵信号进行分解,计算各固有模态分量的能量占比,通过方差分析进一步筛选重要的特征分量。2020 年, Wang 等人^[11]对原始信号和差分信号分别进行 EMD 分解得到 11 维能量特征向量;Fouda 等人^[12]采用 EMD 分解和 Hilbert 变换进一步得到信号的时频熵特征和高、低频段重心频率特征。然而,上述方法在特征提取过程中存在不同程度的模态混叠、伪分量多、重构误差大、计算耗时等问题,增加了特征分类算法复杂度,降低了系统模式识别的准确率或识别效率。

文中采用一种改进的经验模态分解方法 (Modi-

fied Ensemble Empirical Mode Decomposition, MEEMD) 应用于分布式光纤振动传感系统的信号特征提取, 可有效解决分解过程中模式混叠以及伪分量问题, 引入排列熵的评价机制, 优化随机噪声迭代次数, 简化了算法, 提升了信号特征提取的准确率和提取效率。首先, 详细介绍了 MEEMD 方法的原理, 对其数值模型及实验中用于特征提取评价的 Hilbert 谱和边际谱计算方法进行推导; 随后, 通过仿真分析, 采用正交性和完备性作为评价指标, 验证了 MEEMD 方法相对于 EMD、CEEMD 方法可有效抑制模式混叠、伪分量问题, 具有最小的重构误差, 同时耗时相对较少。最后, 搭建了实验平台, 采用信号发生器模拟单频和混频信号驱动 PZT 分别作用于传感光纤, 采用三种经验模态方法对系统解调的扰动点相位随时间变化曲线进行分解, 并采用 Hilbert 谱和边际谱对结果进行了分析。

1 MEEMD 分解原理

目前, EMD 方法对振动信号经验模态分解获得的 IMF 分量中存在较多的伪分量, 且有模式混叠现象, 影响振动信号特征提取的准确性。CEEMD 方法是对 EMD 方法和 EEMD 方法^[13]的改进, 将一对互为相反数的正负白噪声作为辅助噪声加入源信号中, 以消除原来 EEMD 方法分解后重构信号中残留的多余的辅助白噪声, 同时减少分解时所需的迭代次数, 然而白噪声幅度由人为设定, 直接影响上述问题解决效果。因此, 对经验模态分解方法进行进一步改进, 在分解过程中引入基于排列熵的时间序列随机性评价机制, 减少了 EEMD 和 CEEMD 方法中冗余的集成平均, 减小了计算量和重构误差, 使 IMF 分量更具代表性, 下面对其原理进行详细介绍。

首先, 对相位解调后持续时间为 T 的非平稳随机扰动信号时间序列加入均值为零的白噪声信号 $n_p(t)$ 和 $-n_p(t)$, 得到:

$$x_p^+(t) = x(t) + a_p n_p(t) \quad (1)$$

$$x_p^-(t) = x(t) - a_p n_p(t) \quad (2)$$

式中: a_p 表示第 p 次添加噪声信号的幅值, $p = 1, 2, \dots, N_e$, N_e 为加入噪声的总次数。对 $x_p^+(t)$ 和 $x_p^-(t)$ 分别进行 EMD 分解, 得到第一组 IMF 分量序列集合 $\{I_{1p}^+(t)\}$ 和 $\{I_{1p}^-(t)\}$, 将其进行累加、平均后, 得到第一组

IMF 分量 $I_1(t)$:

$$I_1(t) = \frac{1}{2N_e} \sum_{p=1}^{N_e} [I_{1p}^+(t) + I_{1p}^-(t)] \quad (3)$$

随后采用排列熵 (Permutation Entropy, PE) 检查与 $I_1(t)$ 相对应的数字序列 $I_1(i)$ 是否为异常信号, 对其进行延时空间重构^[14], $i = 1, 2, \dots, k, \dots, N$, N 为数字序列总长度, 得到如下序列:

$$R_1(1) = \{I_1(1), I_1(1 + \tau), \dots, I_1(1 + (m - 1)\tau)\}$$

$$R_1(2) = \{I_1(2), I_1(2 + \tau), \dots, I_1(2 + (m - 1)\tau)\}$$

...

$$R_1(k) = \{I_1(k), I_1(k + \tau), \dots, I_1(k + (m - 1)\tau)\}$$

...

$$R_1(N - (m - 1)\tau) = \left\{ \begin{matrix} I_1(N - (m - 1)\tau), \\ I_1(N - (m - 2)\tau), \dots, I_1(N) \end{matrix} \right\} \quad (4)$$

式中: τ 为延迟时间; m 为嵌入维数; 将每个 $R_1(i) = \{I_1(i), I_1(i + \tau), \dots, I_1(i + (m - 1)\tau)\}$ 按照数值由小到大进行排列, 得到一组新的序列:

$$cR_1(i) = \{I_1(i + (j_{i1} - 1)\tau) \leq I_1(i + (j_{i2} - 1)\tau) \leq \dots \leq I_1(i + (j_{im} - 1)\tau)\}, 1 \leq j \leq m \quad (5)$$

若存在数值大小相等的情况, 则按照 j 值的大小进行排列, 所以任意一个 $R_1(i)$ 都可以得到一组符号排列 $S_1(g) = \{j_{i1}, j_{i2}, \dots, j_{im}\}$, m 个不同的符号共有 $m!$ 种不同的符号组合 $g = 1, 2, \dots, k, k \leq m!$, $S_1(g)$ 只是其中一种排列方式, 通过计算可获得每一种符号序列出现的概率 P_1, P_2, \dots, P_k 以及序列的排列熵值:

$$H_p(m) = - \sum_{g=1}^k P_g \ln P_g \quad (6)$$

经标准归一化处理, 可以获得振动信号离散序列的随机程度的大小 H_p , H_p 越大表明时间序列的随机性越强, 存在随机噪声等异常现象。需重复上述步骤优化噪声叠加次数, 直至 $I_1(t)$ 不被判定为异常信号, 对于其他 IMF 分量处理方式相同并将其从原始信号中逐个分离, 剩余的为残余分量。

针对监测环境振动信号特点设定合适的阈值, 将求得的排列熵值与设定的阈值相比较, 将超出阈值的 IMF 分量累加求和, 并将其从原始信号中分离, 达到去除噪声以及环境因素的干扰的效果, 将剩余数据进行 EMD 分解, 最终得到振动信号的各个 IMF 分量, 极大程度上降低了模式混叠现象和伪分量现象。

将分解的各 IMF 分量进行 Hilbert 变换, 获得与之对应的的幅值和相位信息^[15]。

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{I(t)}{t-\tau} d\tau \quad (7)$$

式中: $I(t)$ 表示 IMF 分量的时间序列; $y(t)$ 表示对应的解析信号。构造的解析函数 $z(t)$ 为:

$$z(t) = x(t) + jy(t) = a(t)e^{j\Phi(t)} \quad (8)$$

其中, 相位函数:

$$\Phi(t) = \arctan \frac{y(t)}{x(t)} \quad (9)$$

而相位函数的导数即为瞬时频率:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi(t)}{dt} \quad (10)$$

采用 Hilbert 谱 $H(w, t)$ 表达时间、频率和幅值之间的关系, 对 $H(w, t)$ 进行时间积分, 得到 Hilbert 边际谱 $h(w)$:

$$h(w) = \int_0^T H(w, t) dt \quad (11)$$

将 Hilbert 谱、Hilbert 边际谱作为振动信号的特征向量, 从而区分出不同类型的振动信息。

2 实验装置及原理

实验装置如图 1 所示。窄线宽、单频相干光源 (Coherent Laser, 中心波长: 1550.12 nm) 发出的光首先通过分光比为 10 : 90 的光纤耦合器 (Coupler), 90% 的光作为探测光通过声光调制器 (Acousto Optic Modulator, AOM) 调制, 掺饵光纤放大器 (Erbium Doped Fiber Amplifier, EDFA) 放大后由光纤环形器 (Circulator) 注入到传感光纤中, 10% 的光作为本振光, 传感光纤中的瑞利散射光^[16] 为 $E_R(t)\exp(i(\omega + \Delta\omega)t + \varphi(t))$, 其中, $E_R(t)$ 为散射光的振幅, ω 为光源的角频率, $\Delta\omega$ 为 AOM 调制产生的频移量, $\varphi(t)$ 为光纤折射率改变引起的相位变化; 后向瑞利散射光与本振光在 2×2 耦合器 (3 dB coupler) 处进行光学混频, 由平衡光电探测器 (Balanced Photoelectric Detector, BPD) 进行光电转换, 保留其交流信号, $E_{LO}(t)$ 为本振光振幅, 交流部分对散射光的振幅、相位以及偏振状态 θ 敏感, 通过数据采集卡 (DAQ) 后进行傅里叶积分的数字域处理^[16], 获得振幅和相位信息:

$$\begin{cases} E_R(t)E_{LO}(t)\cos(\theta) \propto abs\left(\int_{t-\Delta T/2}^{t+\Delta T/2} AC \times \exp(i\Delta\omega t') dt'\right) \\ \varphi(t) = angle\left(\int_{t-\Delta T/2}^{t+\Delta T/2} AC \times \exp(i\Delta\omega t') dt'\right) + 2k\pi \end{cases} \quad (12)$$

式中: ΔT 为调制后脉冲光的宽度, 它决定了系统的空间分辨率, 通过相位解调算法^[17] 可以获得传感光纤的在振动位置处的相位 $\varphi(t)$, 相位信息准确还原了真实的振动情况, 因此以时间-相位数据作为振动信号特征提取的原始信号。

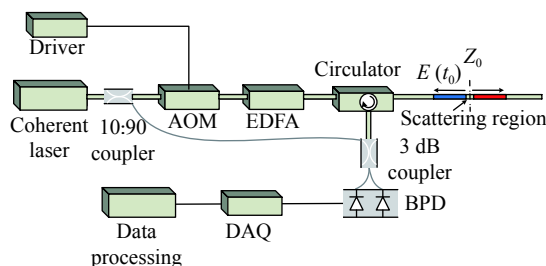


图 1 分布式光纤振动传感系统实验装置图

Fig.1 Experimental device diagram of distributed optical vibration sensing system

3 MATLAB 仿真与对比

在 MEEMD 方法实现过程中, 时间序列重构延迟时间 τ 、嵌入维数 m 以及熵阈值 η 的设定对算法的执行效果有着至关重要的影响。

延迟时间 τ 通过互信息法来判断 $I(t)$ 和 $I(t + \tau)$ 之间的相关性, 将第一个 IMF 分量 $I_1(t)$ 作为原始数据序列 R, Q 作为 $I_1(t)$ 的时间延迟 τ 数据序列 $I_1(t + \tau)$, 两者互信息计算公式是:

$$I(Q, R) = \sum_i \sum_j P_{rq}(r_i, q_j) \log_2 \left[\frac{P_{rq}(r_i, q_j)}{P_r(r_i)P_q(q_j)} \right] \quad (13)$$

式中: $P_r(r_i)$ 、 $P_q(q_j)$ 为边缘分布的概率; $P_{rq}(r_i, q_j)$ 为当 $R = r_i, Q = q_j$ 时重构的联合分布概率, 延迟时间 τ 是当互信息函数第一次达到极小值时对应的时间, 文中将延迟时间设置为 1。

嵌入维数 m 通过伪近邻法进行确定, 逐渐增加 m 值, 计算 $I_1(t)$ 的虚假最近邻点的比例, 直到伪近邻点不再随着 m 的增加而减少时, m 为最小嵌入维数。通过对数据特点的分析以及实验经验总结^[14, 18], 文中将嵌入维数设置为 6。

为确定排列熵阈值, 仿真生成典型的有用信号和噪声信号, 采样频率设置为 1 kHz, 采样时间为 2 s, 分别计算各自的排列熵值, 其中非异常信号包括高频谐波信号 $x_1(t)$ 、低频谐波信号 $x_2(t)$ 、调幅调频信号 $x_3(t)$ 、混频信号 $x_4(t)$ 、脉冲信号 $x_5(t)$ 和分段信号 $x_6(t)$; 异常信号包括间歇噪声 $x_7(t)$ 和高斯白噪声 $x_8(t)$, 可分别以公式 (14) 中表示:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1(t) = 100 \sin(600\pi t) \\ x_2(t) = \sin(20\pi t) \\ x_3(t) = (1+t) \sin(\pi t + \pi t^2 + \cos(20\pi t)) \\ x_4(t) = \cos(8\pi t) + 5 \cos(10\pi t) \\ x_5(t) = \begin{cases} 10, & t = 0.5, 1.5 \\ 0, & t \in [0, 0.5) \cup (0.5, 1.5) \cup (1.5, 2] \end{cases} \\ x_6(t) = \begin{cases} \cos(50\pi t), & t \in [0, 0.6] \\ 0, & t \in (0.6, 1.2] \\ \cos(70\pi t), & t \in (1.2, 2] \end{cases} \\ x_7(t) = \begin{bmatrix} \text{zeros}(0, 0.3), \text{randn}(0.3, 0.9), \\ \text{zeros}(0.9, 1.2), \\ \text{randn}(1.2, 1.8), \text{zeros}(1.8, 2) \end{bmatrix} \\ x_8(t) = \text{wgn}(0.2) \end{array} \right. \quad (14)$$

八种信号的排列熵值如表 1 所示。由表 1 可知, 非异常信号中, 高频谐波信号 $x_1(t)$ 的排列熵最高, 为 0.4610; 而异常信号中, 间歇噪声 $x_7(t)$ 的排列熵值最低, 为 0.6163。参考文献 [14] 建议排列熵阈值取 0.55~0.6 较为合适, 结合仿真信号排列熵结果考虑, 文中将排列熵 H_p 的阈值设置为 0.55。

表 1 八种信号的排列熵值

Tab.1 Permutation entropy of eight signals

$x_1(t)$	$x_2(t)$	$x_3(t)$	$x_4(t)$	$x_5(t)$	$x_6(t)$	$x_7(t)$	$x_8(t)$
H_p	0.4610	0.1753	0.2002	0.1427	0.0060	0.2273	0.6163

采用频率为 80 Hz 的高频周期信号 x_1 、频率为 10 Hz 的低频周期信号 x_2 、调幅信号 x_3 以及功率为 0.2 的高斯白噪声信号 $n(t)$ 进行信号仿真, 以模拟解调后的振动信号:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = 2 \sin\left(160\pi t + \frac{\pi}{3}\right) \\ x_2 = 3 \sin\left(20\pi t + \frac{\pi}{5}\right) \\ x_3 = (1 + 0.5 \sin(10\pi t)) \sin(80\pi t) \\ x = x_1 + x_2 + x_3 + n(t) \end{array} \right. \quad (15)$$

公式 (15) 中, $t=2$ s, 采样频率为 1 kHz, 合成的仿真振动信号及其各成分的时域波形图如图 2 所示。

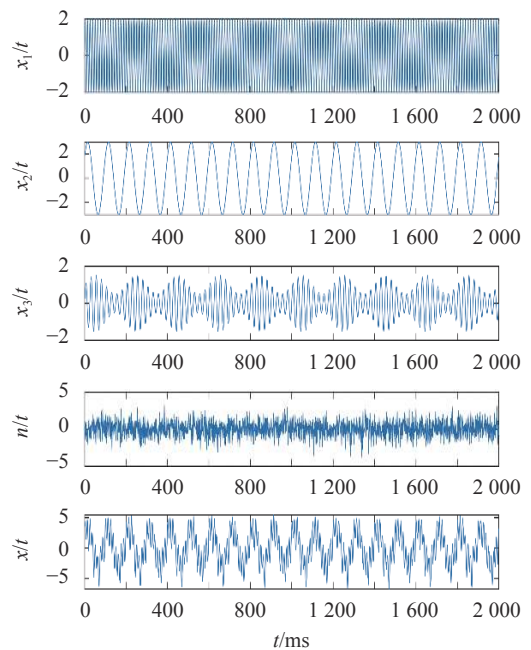


图 2 振动仿真信号及各组成成分的时域波形图

Fig.2 Vibration simulation signal and the composition of the time-domain waveform

对上述仿真信号分别进行 EMD、CEEMD 以及 MEEMD 分解, 分别如图 3~5 所示。IMF i 表示第几个分量, RS 表示剩余残余的趋势项。

由图 3~5 可以看出, 由于存在噪声的干扰, EMD 分解存在模态混叠, 且虚假分量较多; CEEMD 通过添加噪声的方式, 对模态混叠有一定程度的抑制作用,

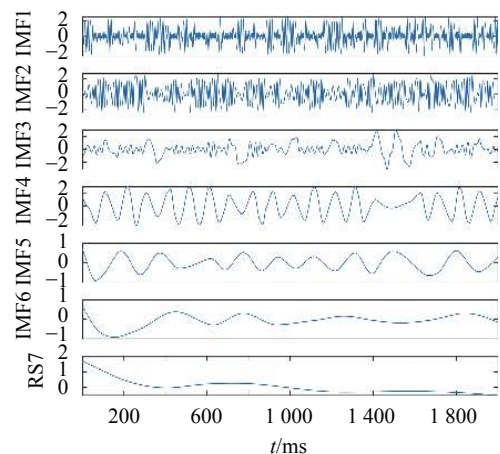


图 3 仿真信号 EMD 分解结果

Fig.3 EMD decomposition results of simulation signal

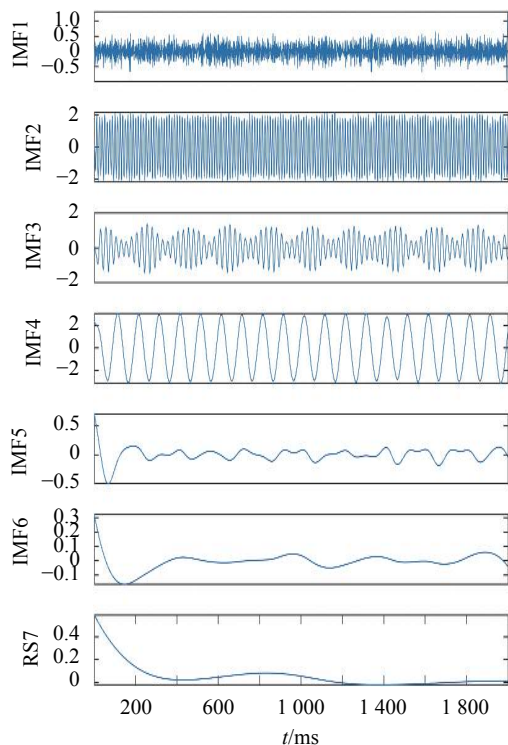


图 4 仿真信号 CEEMD 分解结果

Fig.4 CEEMD decomposition results of simulation signal

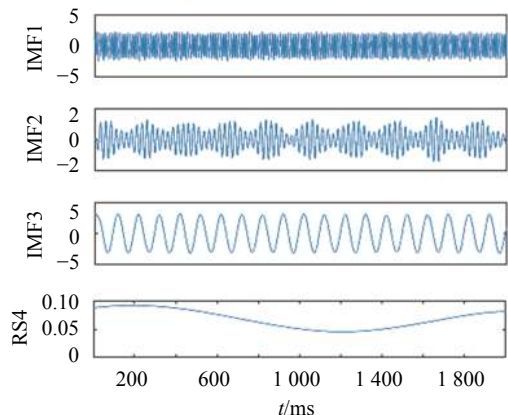


图 5 仿真信号 MEEMD 分解结果

Fig.5 MEEMD decomposition results of simulation signal

但是存在较多的伪分量,耗时最长;而 MEEMD 方法克服了上述方法的缺点,分解后的分量与实际的信号

成分非常吻合,且强度损耗最小。三种方法的重构误差图如图 6 所示。

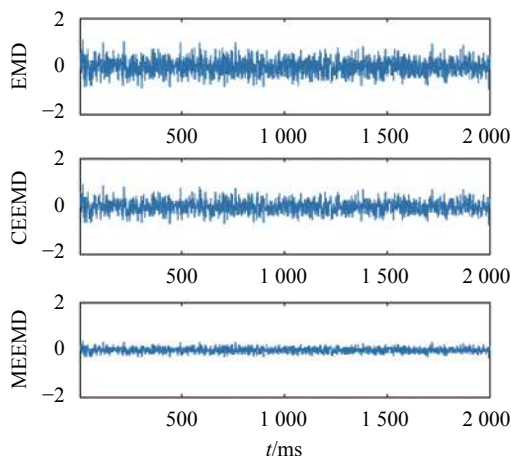


图 6 三者的重构误差

Fig.6 Reconstruction error of three decomposition methods

可见,MEEMD 方法对无序的噪声信号有较强的抑制作用,与 EMD 和 CEEMD 方法相比,重构误差最小,对振动信号特征提取有一定的优势。与算法相关的各项指标如表 2 所示。其中完备性以重构误差的均方差 (Mean Squared Error, MSE) 表示,正交性 (Index of Orthogonality, IO) 以公式 (17) 表示^[19],IO 越接近 0,表明各模态分量 $C_j(t)$ 、 $C_k(t)$ 越各自独立,模态之间的混叠越小。

$$MSE = \sum_{t=0}^T \left(\sum_{i=1}^{n+1} r_i(t) - x(t) \right)^2 / T \quad (16)$$

$$IO = \sum_{t=0}^T \left(\sum_{j=1}^{n+1} \sum_{k=1, k \neq j}^{n+1} C_j(t) C_k(t) / x^2(t) \right) \quad (17)$$

由表 2 中的各个参数可知,由于 EMD 方法没有添加噪声信号抑制模态混叠,运算时间最短,但信号重构误差最大,分解准确性最差;MEEMD 方法时间

表 2 各方法性能指标

Tab.2 Each method index

Method	Added noise' amplitude: a_i	Added noise' number: N_e	Computing time/s	Completeness	Index of orthogonality	IMF's number
EMD	None	None	0.1819	0.2664	0.4171	7
CEEMD	0.3	50	6.5873	0.1897	0.2053	7
MEEMD	0.3	50	1.2732	0.0152	0.0027	4

相对 CEEMD 方法时间较短, IMF 个数少, 几乎没有伪分量的存在, 完备性和正交性最优。

4 实验结果与分析

采用如图 1 所示的分布式光纤振动传感系统, 传感光纤长度为 6000 m, 在 4985 m 处接入一个压电陶瓷 PZT 模拟振动源, 分别采用已知的、不同频率的单

频和混频的信号驱动 PZT, 以验证 MEEMD-HHT 方法用于振动信号特征提取的有效性。振动事件的频率范围一般集中在 4~512 Hz 之间^[20], 实验中选取 100 Hz 和 200 Hz 两组单频信号以及 50、200、350 Hz 和 150、250、450 Hz 两组混频信号, 分别驱动 PZT 以模拟振动源。振动信号经相位解调后的时间-相位变化如图 7(a)~(d) 所示。

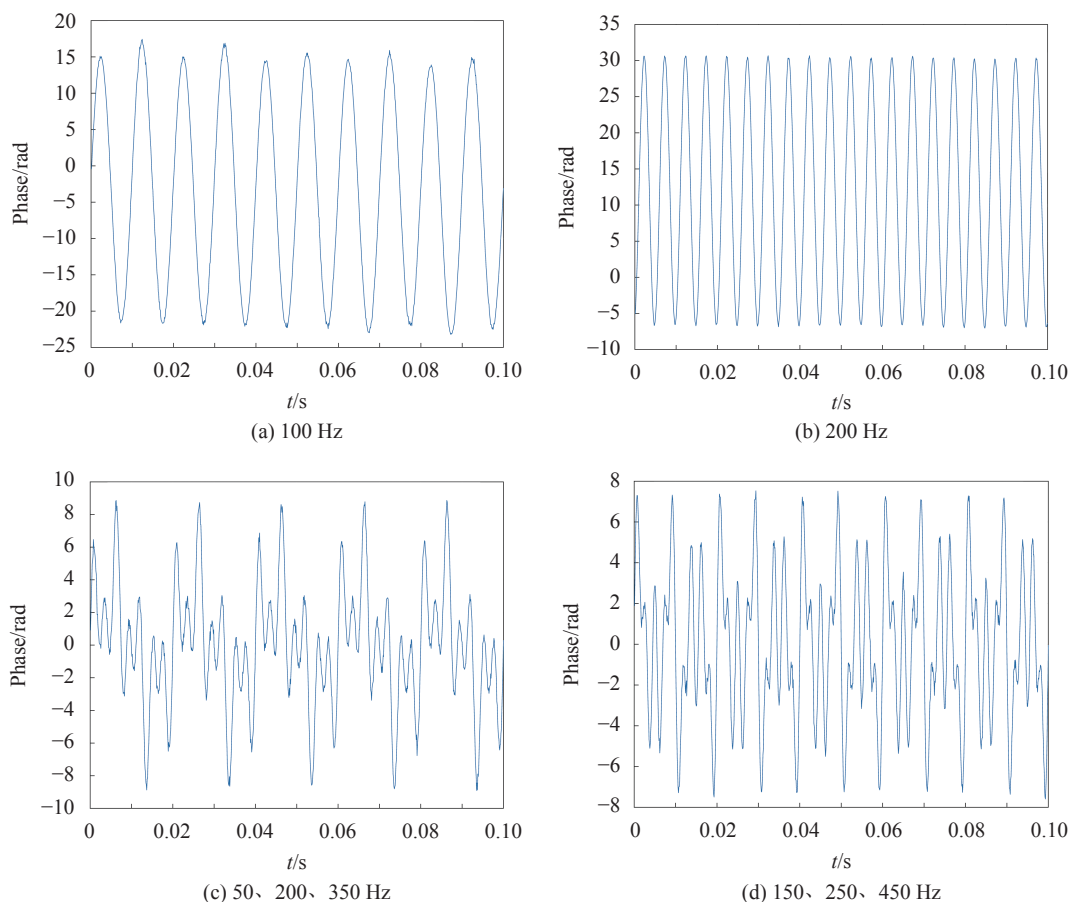


图 7 系统解调的不同频率振动信号对应的相位-时间变化曲线

Fig.7 Phase-time change curves of vibration signals of different frequencies demodulated by the system

对解调所得上述四种时间-相位信号分别进行 EMD、CEEMD 和 MEEMD 分解, 并对各自获得的 IMF 分量分别进行 Hilbert 变换, 得到的相对应的 Hilbert 谱。其中 100 Hz 单频信号分别经三种分解方法的 Hilbert 谱图如图 8(a)~(c) 所示。由图 8(a) 可知, EMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图在 100 Hz 处频率随时间变化不稳定, 特别是在 0.02~0.06 s 之间极易受其他率分量的影响, 频率成分复杂, 使其出现模态混叠问题, 且含有较多的伪分量; 由图 8(b) 可知, CEEMD-HHT

方法得到的 Hilbert 谱图在 100 Hz 频率处得到了明显改善, 但是在 100 Hz 附近位置处仍存在伪分量问题; 由图 8(c) 可知, MEEMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图频率随时间稳定分布在 100 Hz 处, 有效避免了 EMD 和 CEEMD 方法出现的模态混叠和伪分量问题。

对于 200 Hz 单频信号, 同样经三种分解方法获得对应的 Hilbert 谱图, 如图 9(a)~(c) 所示。由图 9(a) 可知, EMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图在 200 Hz 频率处随时间变化极不稳定, 特别是在 0.02 s、0.04 s、

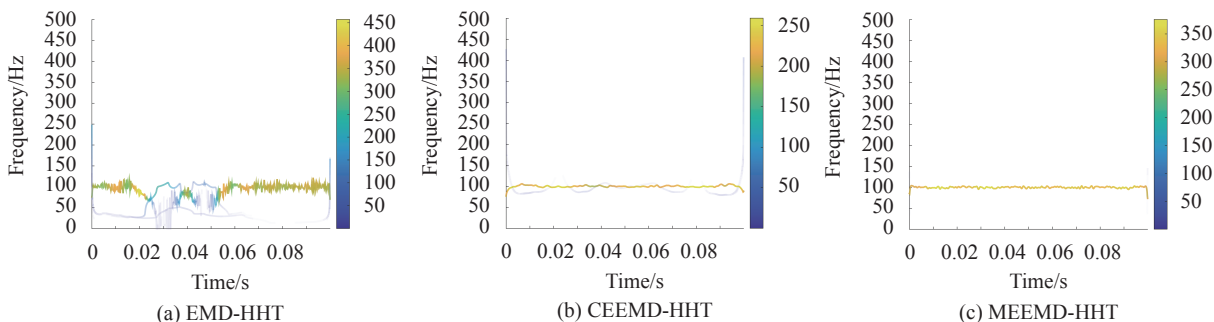


图 8 对 100 Hz 振动信号进行三种经验模态分解及希尔伯特变换后的 Hilbert 谱图

Fig.8 Hilbert spectrum after three kinds of empirical mode decomposition and Hilbert transform of vibration signal whose frequency is 100 Hz

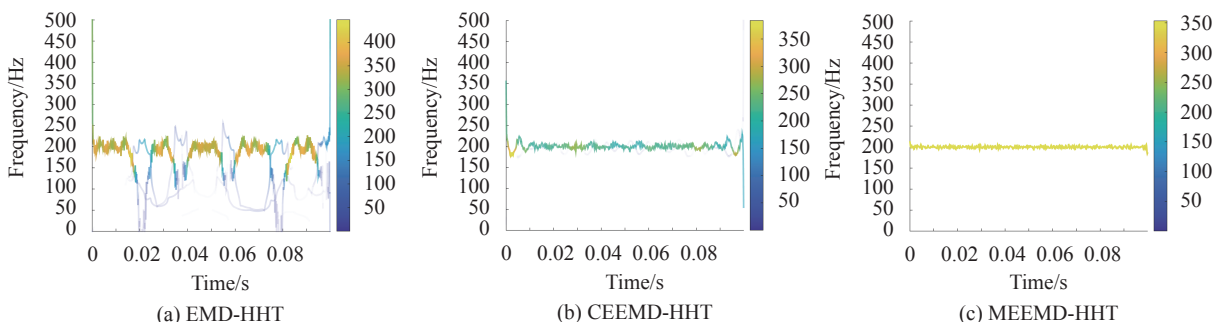


图 9 对 200 Hz 振动信号进行三种经验模态分解及希尔伯特变换后的 Hilbert 谱图

Fig.9 Hilbert spectrum after three kinds of empirical mode decomposition and Hilbert transform of vibration signal whose frequency is 200 Hz

0.06 s、0.08 s 和 0.1 s 附近处频率变化很大,且含有多个频率成分;由图 9(b)可知,CEEMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图效果明显改善,但仍在 200 Hz 附近存在起伏变化;由图 9(c)可知,MEEMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图频率稳定分布在 200 Hz 位置处。

同样地,经相位解调后的 50、200、350 Hz 混频时间-相位信号,分别求其 EMD、CEEMD 和 MEEMD 方法的 Hilbert 谱图,如图 10(a)~(c)所示,其中①、②、③分别代表三种分解方法提取的 50、200、350 Hz 频

率特征。由图 10(a)可知,EMD-HHT 方法提取的三种频率特征极其杂乱,在高频 350 Hz 处尤为明显,在 200 Hz 处也存在较大的起伏,在 0~0.01 s、0.04~0.05 s 处未提取到 50 Hz 的特征;由图 10(b)可知,CEEMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图在高频 350 Hz 处杂乱程度得到了改善,但是仍存在较大的起伏,不能正确提取频率特征;由图 10(c)可知,MEEMD-HHT 方法得到的 Hilbert 谱图可稳定、清晰地提取的三种频率特征,且无伪分量产生。

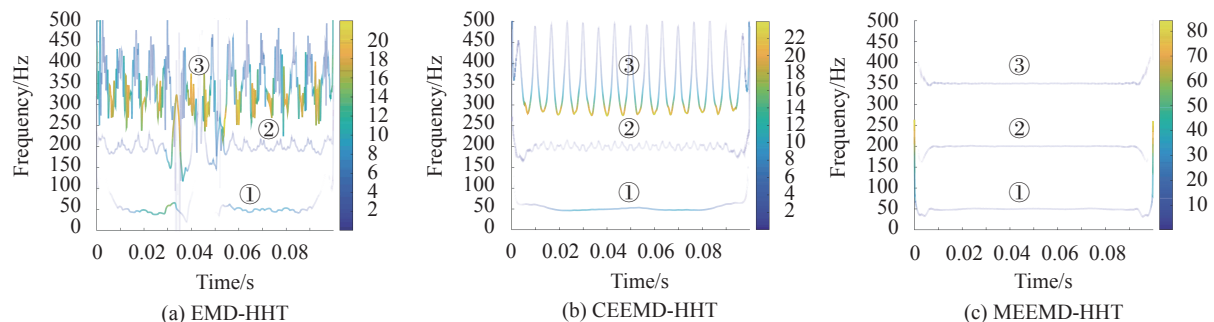


图 10 对 50、200、350 Hz 振动信号进行三种经验模态分解及希尔伯特变换后的 Hilbert 谱图

Fig.10 Hilbert spectrum after three kinds of empirical mode decomposition and Hilbert transform of vibration signal whose frequency is 50 Hz, 200 Hz, 350 Hz

150、250、450 Hz 的混频时间-相位信号,经三种分解方法得到的 Hilbert 谱图分别如图 11(a)~(c)所示。其中①、②、③分别代表三种分解方法提取的 150、250、450 Hz 频率特征。由图 11(a)可知,EMD-HHT 提取的 150 Hz 频率特征随时间存在较大起伏,而 250 Hz 的特征并未提取到,对于 450 Hz 频率特征

随时间变化更为杂乱,模态混叠现象严重;由图 11(b)可知,CEEMD-HHT 方法虽然改善了 150 Hz 特征的起伏程度,但是仍然没有提取到 250 Hz 特征,且高频 450 Hz 特征随时间变化程度较大;由图 11(c)可知,MEEMD-HHT 方法可以准确、稳定地获取 150、250、450 Hz 三种频率特征。

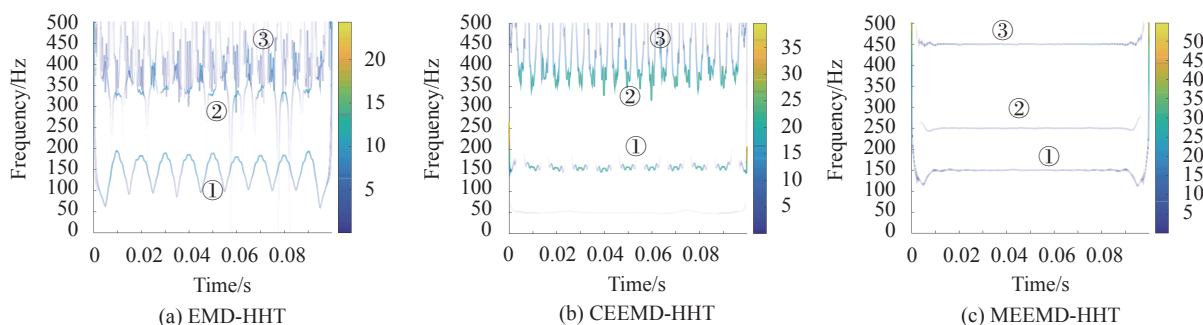


图 11 对 150、250、450 Hz 振动信号进行三种经验模态分解及希尔伯特变换后的 Hilbert 谱图

Fig.11 Hilbert spectrum after three kinds of empirical mode decomposition and Hilbert transform of vibration signal whose frequency is 150 Hz, 250 Hz, 450 Hz

由以上结果可以看出,无论是对单频信号还是混频信号的分析,相对于其他两种方法,MEEMD 方法所对应的 Hilbert 谱中振动信号频率所对应的能量最为集中,无模态混叠和伪分量问题,有用特征最为清晰。若在 Hilbert 图某一频率上存在着能量,意味着振动信号一定含有该频率分量,而该振动出现的具体时刻已在 Hilbert 谱中给出,将上述 Hilbert 谱在 0.1 s 时间上进行积分,使之从时间-频率-幅值三者间的关系转变为频率-幅值两者间的关系,即为边际谱,它可以更精确地反映信号的实际频率成分。四种信号求得的边际谱如图 12(a)~(d)所示。

由图 12(a)可知,EMD 方法求得的边际谱峰值频率点为 99 Hz,存在特征提取偏差,且在 0~50 Hz 范围内仍存在伪分量频率成分;CEEMD 方法求得的边际谱虽然得到了正确的 100 Hz 频率特征,但是在 100 Hz 附近也存在伪分量频率;而 MEEMD 方法能够准确提取到 100 Hz 频率特征,且幅值最高,分布更为集中。

由图 12(b)可知,EMD 方法求得的边际谱峰值频率点为 201 Hz,与正确频率相差 1 Hz,且在 0~200 Hz 范围内存在虚假的频率成分;CEEMD 方法提取到的频率为 198 Hz,同样存在误差;而 MEEMD 方法准确提取到 200 Hz 的频率特征。

由图 12(c)可知,与 EMD、CEEMD 方法相比,MEEMD 方法准确提取到 50、200、350 Hz 的频率特征,且分布高度集中。

由图 12(d)可知,MEEMD 方法同样可以准确、集中地提取到 150、250、450 Hz 的三种频率特征,相对于 EMD 和 CEEMD 方法,频率混叠和伪分量成分占比非常小,且有用的特征频率幅值较高,获得的振动信号的特征量最为准确。

为进一步显示 MEEMD 方法的准确性,分别选取 10、50、100、150、200、300、400、500 Hz 信号各 50 组单频信号,依次采用三种方法进行频率特征提取的测试和实验,频率检测在 ± 0.05 Hz 范围内视为正确,检测结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出,三种方法均有被误判的情况发生,而 MEEMD 对单一频率的振动信号有较好的提取准确性,随着样本的数量增加,准确率会更高,适用于分布式光纤振动传感系统。此外,对于 20 组包含三种不同频率的混频信号进行特征提取测试,频率检测在 ± 2 Hz 范围内视为正确,对比结果如表 4 所示。

由表 4 可以看出,MEEMD 特征提取方法在获得相对较少的特征向量个数的情况下,保证对混频信号较高的识别准确率,且 Hilbert 变换提取特征向量的过

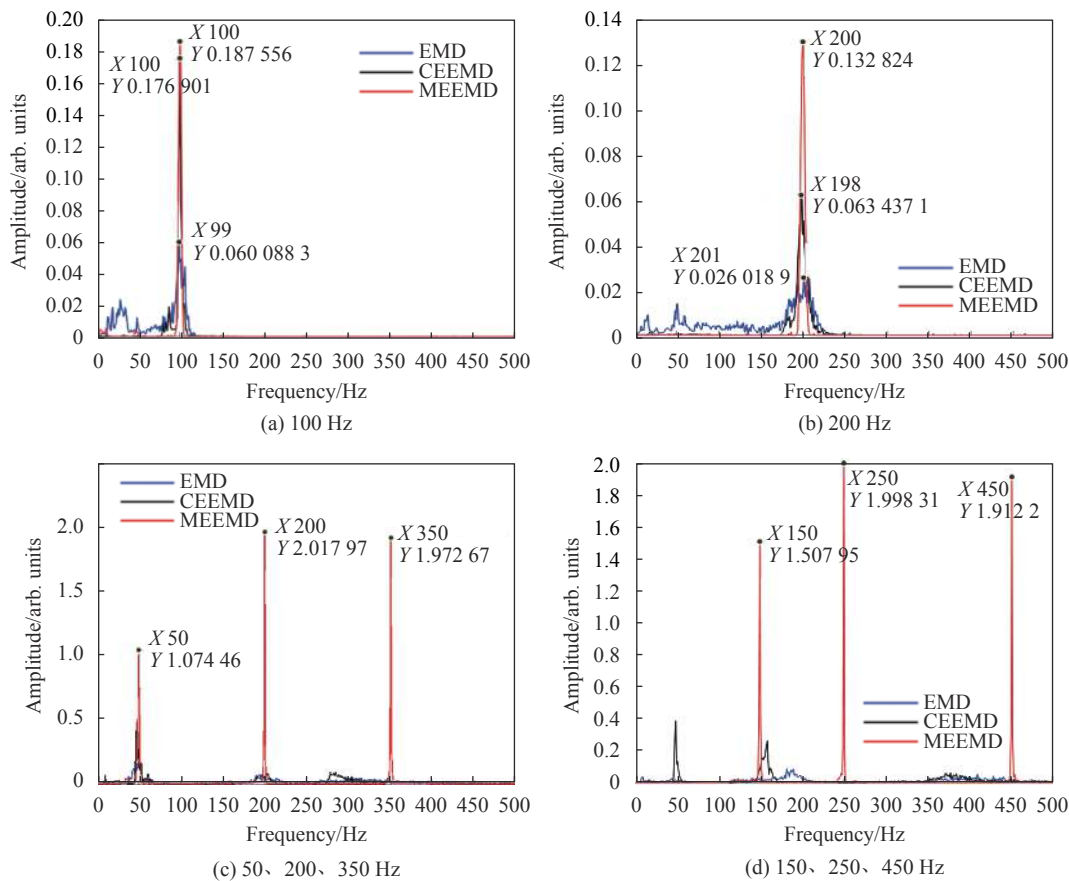


图 12 三种分解方法在不同频率信号上的边际谱

Fig.12 Marginal spectra of three decomposition methods on different frequencies

表 3 频率提取准确度测试

Tab.3 Frequency extraction accuracy test

Test frequency/Hz	10	50	100	150	200	300	400	500	Average accuracy	The average time/s
Sample number/Group	50	50	50	50	50	50	50	50		
EMD's accuracy	78%	80%	84%	86%	88%	86%	83%	80%	83.1%	0.163 5
CEEMD's accuracy	90%	86%	94%	94%	92%	96%	91%	90%	91.6%	3.253 4
MEEMD's accuracy	98%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	99.2%	1.038 7

表 4 三种方法实验结果

Tab.4 Three methods of experimental results

Feature extraction method	Average accuracy	Average number of eigenvectors	Average time/s
EMD-HHT	82.5%	9.2	3.863 4
CEEMD-HHT	91.1%	7.1	7.185 7
MEEMD-HHT	98.1%	4.2	3.825 9

程中耗时最短,随着频率成分的增加,该方法相对于其他经验模态分解方法的各性能指标的优势将更加明显,能够满足分布式光纤振动传感系统模式识别过程中对于特征提取准确率、实时性的要求。

5 结 论

文中对 MEEMD-HHT 方法原理及其执行过程中关键参数的选取进行了详细的理论推导;通过仿真模

拟,验证了 MEEMD 方法相对于 EMD、CEEMD 方法在完备性、正交性、算法耗时等关键性能上的优势;以单频和混频信号驱动 PZT,模拟外界的振动信号,对分布式光纤振动传感系统解调的相位-时间变化信号采用三种经验模态分解方法进行分解,结合 Hilbert 变换获得 Hilbert 谱和边际谱,通过对比,MEEMD-HHT 获得的振动信号的特征最为接近真实的仿真信号,对于单频振动信号 MEEMD 的平均频率识别准确率最高,达 99.2%,耗时居中;对于混频振动信号 MEEMD 方法的平均频率识别准确率达 98.1%,相对于 CEEMD 方法准确率提高 7%,相对于 EMD 方法提高 15.6%,耗时最短,可有效抑制模态混叠和伪分量问题,对光纤后向散射中的随机噪声序列以及环境干扰有抑制作用,提高了实际应用中的振动信号特征提取效果,对分布式光纤振动传感系统的模式识别功能的准确、高效实现具有重大意义。在今后的研究工作中,可通过对实验样本数据的大量积累对该方法性能指标与信号频率成分的相关性给出定性评价,并对方法执行过程中时间序列重构的嵌入维数参数作出自适应判定。

参考文献:

- [1] Ye Qin, Pan Zhengqin, Wang Zhaoyong, et al. Research progress and application of phase sensitive light time domain reflectometry [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(6): 0600001. (in Chinese)
- [2] Huang Xiangdong, Zhang Haojie, Liu Kun, et al. High-efficiency intrusion event recognition based on comprehensive characteristics of fiber perimeter security system [J]. *Acta Physica Sinica*, 2017, 66(12): 207-216. (in Chinese)
- [3] Qu Hongquan, Zheng Tong, Pang Liping, et al. A new detection and recognition method for optical fiber pre-warning system [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2017, 137: 209-219.
- [4] Zhang Moli, Li Yanxia. All-fiber perimeter security system based on pattern recognition [J]. *Laser Journal*, 2017, 38(10): 65-68. (in Chinese)
- [5] Zou Dongbo, Liu Hai, Zhao Liang, et al. Research on distributed optical fiber vibration sensing signal recognition [J]. *Laser Technology*, 2016, 40(1): 86-89. (in Chinese)
- [6] Wang Liang. Research on pattern recognition method of Michelson interferometric fiber vibration sensing system[D]. Changchun: Jilin University, 2016. (in Chinese)
- [7] Zhu Chenghui, Zhao Yi, Wang Jianping, et al. Ensemble Recognition of fiber intrusion behavior based on blending features [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, 43(12): 6-12. (in Chinese)
- [8] Jiang Lihui, Liu Jiasheng, Xiong Xinglong, et al. Research on the feature extraction and recognition method of peripheral fiber intrusion signals [J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(7): 906-913. (in Chinese)
- [9] Chen Yong, An Wangyue, Liu Huanlin, et al. Application of improved empirical mode decomposition algorithm in fiber bragg grating perimeter intrusion behaviors classification [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(3): 0304003. (in Chinese)
- [10] Qu Hongquan, Gong Dianjun, Zhang Changnian, et al. Feature extraction and recognition algorithm for fiber intrusion signals [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 130601. (in Chinese)
- [11] Wang Zhandong, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al. Multi-class disturbance events recognition based on EMD and XGBoost in phi-OTDR [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 63551-63558.
- [12] Fouda B M T, Han D Z, An B W, et al. Research and software design of an Φ -OTDR-based optical fiber vibration recognition algorithm [J]. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2020(1): 1-13.
- [13] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition: A novel noise enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [14] Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. Improved EEMD algorithm and its application [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(21): 21-26, 46. (in Chinese)
- [15] Yu Miao. Research and application of phase-sensitive optical time-domain reflectometric system based on single-source dual heterodyne detection scheme[D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)
- [16] Pan Zhengqing, Liang Kezhen, Ye Qing, et al. Phase-sensitive OTDR system based on digital coherent detection[C]// Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2011, 8311(1): 1-6.
- [17] Yu Miao, Sun Mingyang, Zhang Yaolu, et al. Phase ambiguity and unwrapping of phase-sensitive optical time-domain reflectometer [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(5):

20200437. (in Chinese)
- [18] Yan Ruqiang, Liu Yongbin, Gao R X. Permutation entropy: A nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 29(5): 474-484.
- [19] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of The Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [20] Xie Xin, Wu Huijuan, Rao Yunjiang, et al. A fiber-optical perimeter intrusion detection system based on the fiber bragg grating vibration sensors and its identification method [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, 43(5): 0506005. (in Chinese)