

激光与光电子学进展

基于 FDM 能量熵的特征提取方法及其在光纤振动识别中的应用

曲洪权, 魏冰冰, 张正, 盛智勇*

北方工业大学信息学院, 北京 100144

摘要 针对传统分解信号方法需要人工设定基函数, 具有测不准性等问题, 采用自驱动的傅里叶分解方法(FDM)处理信号, 提出一种基于 FDM 能量熵的特征提取与识别方法。首先对振动信号进行 FDM 分解, 得到若干个傅里叶固有带函数; 然后利用自相关性原理重构信号, 并提取信号 FDM 能量熵特征; 最后将融合的特征向量送入支持向量机进行训练, 并对有害振动进行识别。实验结果表明, 所提方法能正确识别不同振动信号的类型, 具有较高的准确率, 应用于光纤预警系统中有望提高对有害振动的识别性能, 促进管道保护技术的发展。

关键词 光纤光学; 光纤振动信号; 傅里叶分解方法能量熵; 基音周期; 特征提取与识别

中图分类号 TN911.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0706006

Feature Extraction Method Based on FDM Energy Entropy and its Application on Optical Fiber Vibration Recognition

Qu Hongquan, Wei Bingbing, Zhang Zheng, Sheng Zhiyong*

School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China

Abstract Traditional signal-decomposition methods require manual setting of the basis function, which cause uncertainty and other problems. Accordingly, a self-driven Fourier decomposition method (FDM) can be used for signal processing and a feature extraction and recognition method based on FDM energy entropy is proposed in this paper. First, FDM decomposition is performed on the vibration signal to obtain several Fourier intrinsic band functions. The signal is then reconstructed based on the autocorrelation principle, and the signal FDM energy entropy feature is extracted. Finally, the fused feature vectors are sent to a support vector machine for training, and damaging vibrations are identified. Experimental results show that the proposed method can correctly identify different types of vibration signals with high accuracy. This method will enable improved recognition of damaging vibrations in optical fiber prewarning systems, thus aiding the development of pipeline protection technology.

Key words fiber optics; optical fiber vibration signal; Fourier decomposition method energy entropy; pitch period; feature extraction and recognition

OCIS codes 060.2370; 150.1135; 070.4340; 060.4250

1 引言

随着油气管道工业的不断发展, 管道安全预警技术的质量需求也将越来越高。目前, 油气管道通用的

保护系统为基于相位敏感光时域反射(Φ -OTDR)的干涉型分布式光纤预警系统, 该系统包括光纤振动传感器硬件系统和振源检测软件系统两部分^[1-2]。振动传感器感知到外界的扰动, 产生不同的光强波动信

收稿日期: 2020-07-13; 修回日期: 2020-09-05; 录用日期: 2020-09-18

基金项目: 国家自然科学基金(61571014)、北京市自然科学基金(4172017)

*E-mail: szy1183@ncut.edu.cn

号,结合模式识别技术可实现对入侵振源的检测,从而进行预警,避免一些油气管道事故的发生^[3-5]。因此,光纤预警系统的关键是准确识别不同的光纤振动事件。实际应用中,由于某些外界入侵事件信号与非入侵事件信号的相似性,光纤振动信号识别具有较大的不确定性,容易产生误报现象。提高识别准确率需要研究不同振动信号的本质特征,获得高识别率的识别方法。分布式光纤油气管道预警系统所检测到的管道沿线振动信号作为典型的非平稳信号,具有时变的复杂频率分布^[6]。如何获取通用的识别算法是研究的热点和难点。本文分析不同类型光纤振动信号的特点,针对识别分类算法展开研究,研究内容包括特征提取与分类两部分。

对光纤振动信号的特征进行刻画是光纤预警技术中的热点和难点,近年来相关研究者也提出了一些行之有效的处理方法^[7-9]。在对信号变换方法的选取方面,杨振^[10]基于小波变换和小波能谱的方法提取光纤振动信号特征,识别正确率达到了 85%;赵亮等^[11]对 5 种不同光纤振动信号进行小波包变换,根据小波包能量特征识别出两种不同信号。但是,基于小波变换的方法适合分析窄带信号,不适合分析宽带信号。小波变换的主要缺陷是小波基需要预先设定,且在变换过程中固定不变,因此缺乏针对信号局部特征的自适应性^[12-14]。经验模态分解(EMD)是一种自适应分解信号的方法,通过不断的迭代和筛分过程,能够将非线性、非平稳信号自适应地分解为若干个本征模态函数(IMF)和一个趋势项。但是,EMD 存在模态混

叠、包络误差和端点效应等问题。集合经验模态分解(EEMD)在 EMD 的基础上引入了白噪声扰动并对信号进行集合平均,从而尽可能避免尺度混合问题^[15-16]。曲洪权等^[17]针对光纤振动信号的非平稳特性,采取 EEMD 方法处理,提高了识别准确率,对非平稳信号的时频分析特性优于小波方法。然而 EEMD 需要人工添加白噪声平衡信号极值点,步骤相对繁琐,且仍易产生模态混叠现象。EEMD 处理信号时常用希尔伯特谱进行分析,进而用能量谱特征解析信号。但 EEMD 产生的模态混叠效应会对后续分解出的分量产生干扰,最终导致 EEMD 的分解失去意义,此时再对 IMF 分量进行希尔伯特变换,包含模态混叠的希尔伯特谱无法准确反映信号特征,进而影响特征提取的结果^[18]。与 EEMD 相比,傅里叶分解方法(FDM)是基于傅里叶级数展开的自适应分解方法,对信号的极值点分布并无要求,不会出现模态混叠现象及端点效应,且无需向信号中添加白噪声,更加方便^[19-21]。因此,本文首先采用 FDM 将光纤振动信号分解为若干个傅里叶固有带函数(FIBF),利用自相关性原理重构信号以去噪;然后提取重构信号的能量熵、基音周期特征,并融合二维特征作为特征向量,送入支持向量机(SVM)进行分类;最后利用数据实验验证所提方法的有效性。

2 光纤振动信号的 FDM 能量熵特征提取与识别原理

所提光纤振动信号特征提取与识别方法的具体流程如图 1 所示。模拟不同振动类型,通过

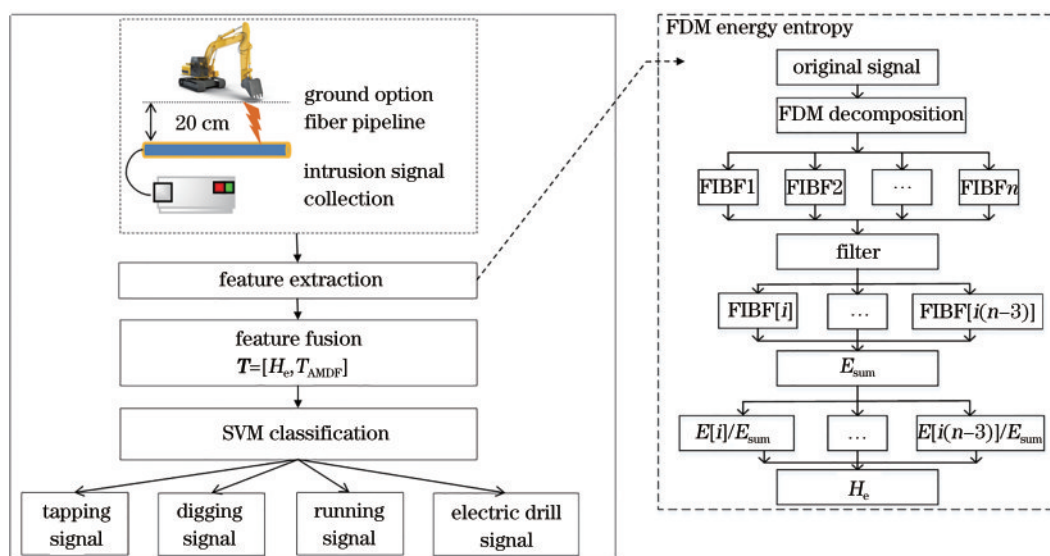


图 1 光纤振动信号特征提取与识别方法流程

Fig. 1 Flowchart of feature extraction and recognition method for optical fiber vibration signals

Φ-OTDR 设备采集振动信号;对振动信号进行 FDM 处理,然后利用自相关系数法筛选 FIBF,进行信号重构;提取信号的 FDM 能量熵特征;提取信号的基音周期特征并构造二维特征向量;将二维特征向量送入 SVM,进行测试数据实验,完成对不同类型振动信号的识别分类。

2.1 光纤振动信号的 FDM 能量熵特征提取

光纤振动信号是典型的具有非线性、非平稳性特点的多分量信号,同时容易包含非平稳噪声。噪声能量主要集中在高频区域,但如果高频噪声抑制得过多,势必导致信号失真,从而影响信号的特征提取与识别。对光纤振动信号进行 FDM 处理,筛选与原信号自相关性最大的若干个单分量以重构信号,避免直接去噪,同时保留了信号的主要特征。FDM 首先在整个傅里叶域自适应地搜寻解析傅里叶固有频带函数,然后将振动信号自适应地分解为若干个瞬时频率具有物理意义的 FIBF 和一个残余分量,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^M y_i(t) + r(t), \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为多分量信号; $y_i(t)$ 为 M 个单分量信号; $r(t)$ 为残余分量。

FDM 获取 FIBF 的过程如下。

假定 $x(t)$ 是区间 $[t_1, t_1 + T_0]$ 上的长度有限的实值信号,将 $x(t)$ 改造成周期为 T_0 的周期延拓信号 $x_{T_0}(t)$, 即

$$x_{T_0}(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} [a_k \cos(k\omega_0 t) + b_k \sin(k\omega_0 t)]. \quad (2)$$

$x_{T_0}(t)$ 的傅里叶级数展开式为

$$x_{T_0}(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} [a_k \cos(k\omega_0 t) + b_k \sin(k\omega_0 t)], \quad (3)$$

式中: $\omega_0 = 2\pi/T_0$; $a_0 = (1/T_0) \int_{t_1}^{t_1+T_0} x_{T_0}(t) dt$;

$a_k = (2/T_0) \int_{t_1}^{t_1+T_0} x_{T_0}(t) \cos(k\omega_0 t) dt$; $b_k = (2/T_0) \times \int_{t_1}^{t_1+T_0} x_{T_0}(t) \sin(k\omega_0 t) dt$; ω_0 为基本频率。

令 $c_k = a_k - jb_k$, 则有

$$z_{T_0}(t) = \sum_{k=1}^{+\infty} c_k \exp(jk\omega_0 t). \quad (4)$$

根据欧拉公式,可得

$$x_{T_0}(t) = a_0 + \operatorname{Re}\{z_{T_0}(t)\}. \quad (5)$$

而 $z_{T_0}(t)$ 可以写成

$$z_{T_0}(t) = \sum_{i=1}^M a_i(t) \exp[j\phi_i(t)]. \quad (6)$$

为了把信号分量从高频到低频依次分离出来, N_i 取值域 $[1, N_{i-1} - 1]$ 范围内能够满足条件 $a_i(t) \geq 0, \omega_i(t) = \phi'_i(t) \geq 0$ 的最小值, $a_i(t)$ 为瞬时幅值, $\phi'_i(t)$ 为瞬时频率。因此,记第 i 个 FIBF 为 $\text{FIBF}_i(t) = a_i(t) \exp[j\phi_i(t)] =$

$$\sum_{k=N_i}^{N_{i-1}-1} a_k(t) \exp[j\phi_k(t)],$$

$$i = 1, 2, \dots, M, N_0 = +\infty, N_M = 1. \quad (7)$$

由上述分析可知, FDM 是一种以傅里叶级数分解为基础,具备完整理论,自适应的信号分解方法。EEMD 方法以 EMD 为基础,分解步骤为: 1) 将正态分布的白噪声加到原始信号; 2) 将加入白噪声的信号作为一个整体, 然后进行 EMD, 得到各 IMF 分量; 3) 重复步骤 1) 和 2), 每次加入新的正态分布白噪声序列; 4) 对每次得到的 IMF 进行集成平均处理后作为最终结果。图 2 为原始敲击信号分别经 EEMD 和 FDM 分解的结果。由图 2 可以看出: EEMD 结果中 IMF1 出现了端点效应, IMF3 和 IMF4 出现了模态混叠现象; FDM 分解的 FIBF 未出现模态混叠和端点效应, 且 FDM 无需通过添加白噪声来改变光纤振动信号的均值分布, 优势十分明显。

能量谱和熵是反映信号特征的重要物理量。采用从低频到高频搜索 (LTH-FS) 方式获得的 FIBF 包含直流分量, 直流分量具有能量却不含有效信息, 利用自相关原理重构信号, 可以剔除直流分量。熵反映了信号时间序列的复杂程度, 也即信息量, 因此将所筛选的 FIBF 提取的能量熵作为特征。定义 FDM 能量熵为

$$H_e n = - \sum_{j=1}^n p_j \log p_j, \quad (8)$$

$$p_j = E_j / E, \quad (9)$$

$$E = \sum_{j=1}^n E_j, \quad (10)$$

式中: $H_e n$ 为信号的能量熵, p_j 为单个 FIBF 能量 E_j 在所有筛选分量 FIBFs 中的能量占比; E 为所有信号能量之和; n 为信号经 FDM 产生的 FIBF 个数。对于离散信号 $x(k)$, 其能量公式为

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} \left[\sum_{t=1}^k x(t) \right]^2 dt, \quad (11)$$

式中: k 为采样点个数。FDM 属于时频分析方法, 该类方法通常根据时频能量分布集中度 (TFE) 定性分析信号。FDM 能量熵从熵域的角度刻画了光

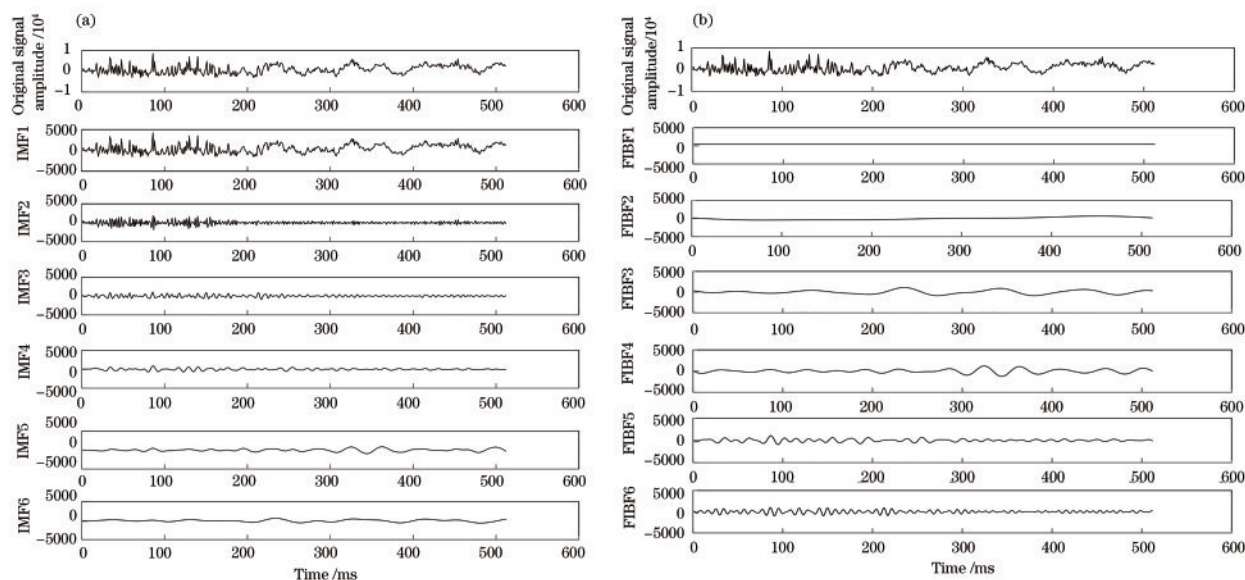


图 2 分解结果。(a) EEMD;(b) FDM

Fig.2 Decomposition results. (a) EEMD; (b) FDM

纤振动信号的特点,是时频分析方法处理信号的另一个维度。

2.2 特征向量的构造与 SVM 识别分类

机械信号具有一定周期性即存在基频信息,可以提取基音周期,非周期的信号则无法提取出基音周期,模拟实验中敲击、挖地、小跑信号属于人工信号,电钻信号属于机械信号。提取基音周期的方法有自相关系数法和平均幅度差函数法等^[22]。对于

离散信号,获取基音周期常采用短时(即加窗)平均幅度差函数法,但此种方法会改变求和的差值项个数,差值项个数随帧移的增大而减少,结果导致峰值幅度随滞后时间的增加而逐渐下降,从而影响计算基音周期的准确度。针对此问题,采用加权的平均幅度差函数(W-AMDF)提取人工信号和电钻信号的基音特征,归一化的 AMDF 系数分布如图 3 所示。

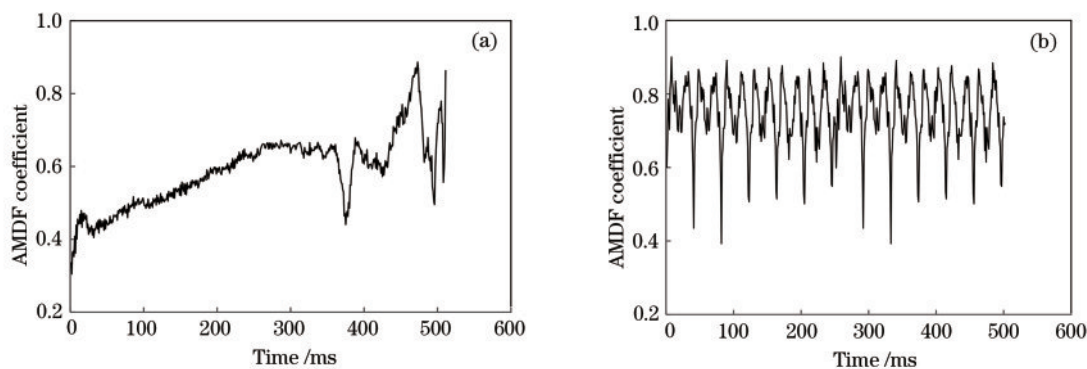


图 3 AMDF 系数分布。(a)人工信号;(b)机械信号

Fig.3 Coefficient distribution of AMDF. (a) Manual signal; (b) mechanical signal

构造二维特征参数矢量 T 作为 SVM 的特征向量输入,二维特征包括 FDM 能量熵与基音周期,即 $T=[H_e, T_{AMDF}]$ 。对信号样本进行训练,仿真实验中得到如图 4 所示的二维特征分布,可以看出各类信号的二维特征分界较为明显。因此所构造的二维特征参数矢量 T 能够较好地地区分各类样本信号。

3 光纤振动信号实验与分析

本实验硬件平台采用个人计算机,基于 MATLAB 软件开发平台,利用光纤预警系统对北京门头沟实验场的实测数据进行实验。选取敲击、挖地、小跑、电钻共 4 种典型振动作用于光纤预警系统。其中敲击和挖地信号模拟人工入侵事件采集

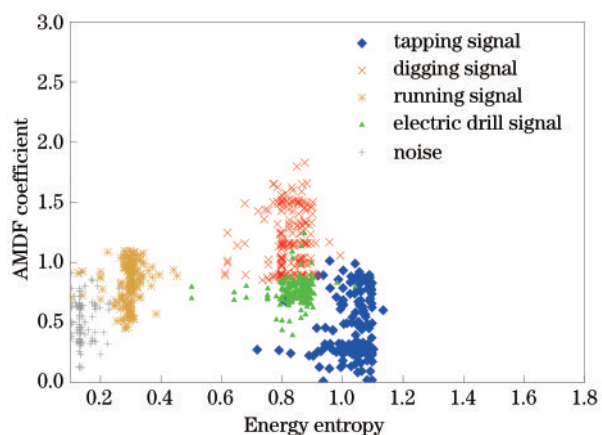


图 4 二维特征分布

Fig. 4 Two-dimensional feature distribution

的振动数据,电钻信号模拟机械入侵事件采集的振动数据,小跑是无害振动信号。实验数据是采样率为 1024 Hz 的光纤信号,对每类振动和噪声各取 200 个样本,共 1000 个样本。每个样本人工截取时长为 512 ms,也即 512 个点。

3.1 光纤振动信号特征提取与特征向量的筛选

对上述样本数据进行 FDM 处理,获得不同信号的 FIBF。由于不同光纤振动的复杂程度各不相同,单个信号经 FDM 得到的 FIBF 总数目也不完全相同。FDM 具有完备性,将所有 FIBF 相加即得到原信号。计算 FIBF 与原信号的自相关系数,滤除自相关性系数较小的 3 个分量,将其他分量相加以获得重构信号,如图 5 所示。

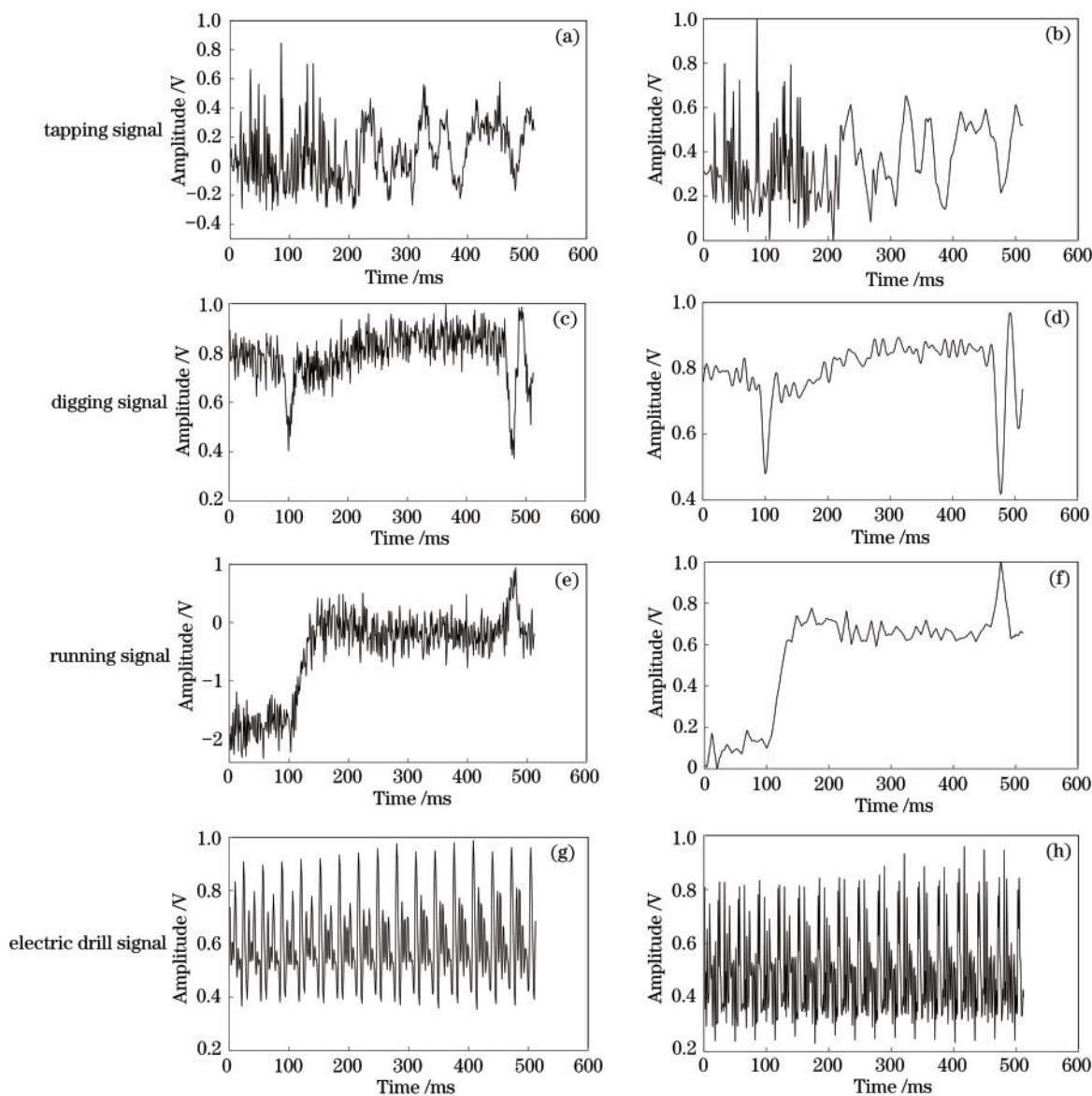


图 5 原始信号与 FDM 重构信号。(a)原始信号;(b) FDM 重构信号

Fig. 5 Original signal and reconstructed signal by FDM. (a) Original signal; (b) reconstructed signal by FDM

实验中选取与原信号相关性较大的 3 个 FIBF, 计算其排序之和, 结果表明, 信号经 FDM 分解后, 与原信号相关性较大的 3 个 FIBF 排序之和虽然不唯一, 但同一类型信号的 FIBF 排序之和具有规律性, 都集中在某个数字范围附近。将 FDM 分解所得的 FIBF 按照由低频到高频的顺序分布, 与原信号相关性较大的 3 个 FIBF 排序和的大小在一定程度上可以反映原信号的频率信息, 排序和大, 说明原信号主要部分集中在相对高频区域。与振动信号相关性较大的 FIBF 排序和分布如图 6 所示。

光纤振动信号是复杂的非平稳多分量信号, 尽管从 FIBF 排序和中可以得出一定的信息, 但无法得到信号的准确信息。对重构信号提取 FDM 能量熵特征, 4 种信号的熵值分布直方图如图 7 所示。统计结果显示: 不同类型信号的能量熵值分布不同, 敲击信号的能量熵值相对较大, 为 1.0~

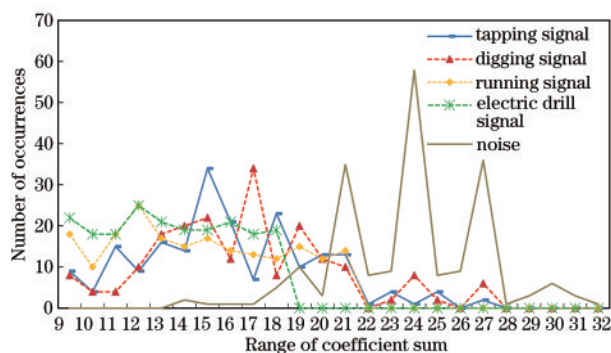


图 6 与原信号相关性较大的 FIBF 排序和分布
Fig. 6 Sorting and distribution of FIBF with greater correlation with the original signal

1.1; 小跑信号的能量熵值相对较小, 为 0.25~0.35; 挖地信号与电钻信号的能量熵值有一定范围的重合; 此外, 噪声的 FDM 能量熵值分布在较小值区域。

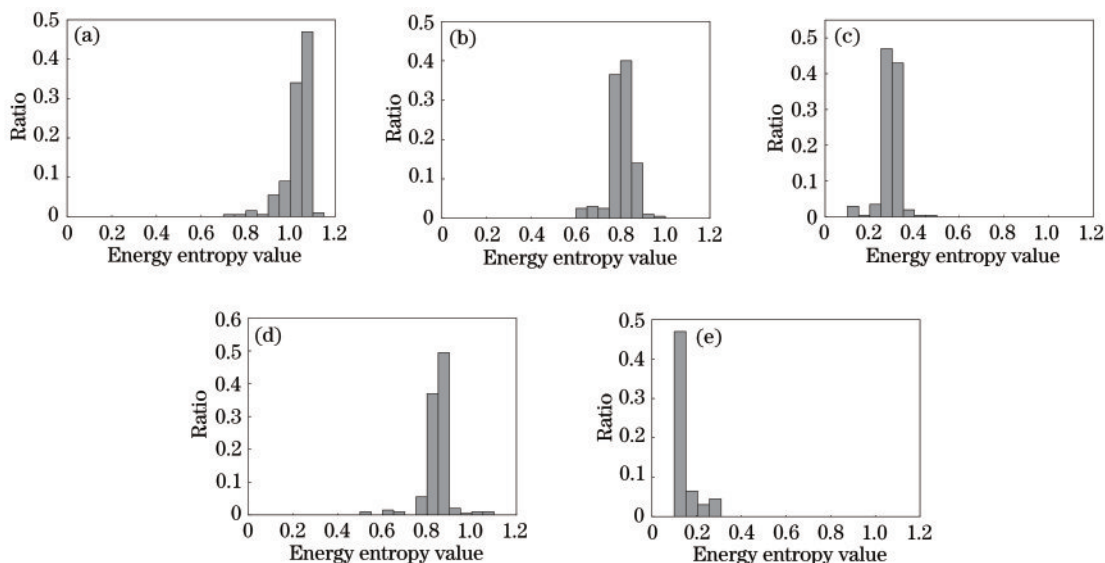


图 7 FDM 能量熵值分布。(a) 敲击信号; (b) 挖地信号; (c) 小跑信号; (d) 电钻信号; (e) 噪声
Fig. 7 FDM energy entropy distribution. (a) Tapping signal; (b) digging signal; (c) running signal; (d) electric drill signal; (e) noise

3.2 分类识别结果分析

将 FDM 能量熵和基音周期组成特征向量, 构造二维特征参数矢量, 作为分类器 SVM 的特征向量输入。实验中共提取 1000 组已知类别标签的特征向量作为训练集, 对基于 FDM 能量熵和基音周期特征的光纤振动识别算法性能进行验证, 分类识别流程如图 8 所示。

从训练集中随机抽取 20% 的特征向量作为未知待分类特征向量, 剩余 80% 的已知类别的特征向量作为训练样本。即在此 1000 组样本集中随机抽取 200 组特征向量作为未知分类的样本, 将

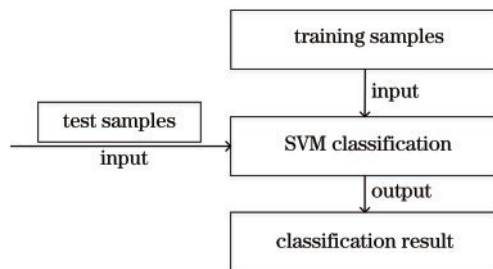


图 8 分类识别流程图
Fig. 8 Flow chart of classification recognition

剩余的 800 组样本及其类别标签作为训练样本集, 对此 200 组测试样本进行分类, 统计算法的分

类结果如表 1 所示,平均准确率达 91.92%。对比实验中,对信号样本进行 EEMD 处理,并构造二维特征向量,实验结果如表 2 所示,平均准确率为 86.62%。相比之下,EEMD 处理中产生的模态混叠效应对信号重构过程有影响,进而导致识别准确率下降,经 FDM 处理后的识别分类结果更加准确。

表 1 FDM 处理的不同特征下光纤信号的识别率

Table 1 Recognition rate of optical fiber signal with different features processed by FDM unit: %

Feature	Tapping signal	Digging signal	Running signal	Electric drill signal	Noise
H_e	89.9	32.1	72.6	31.3	84.2
T_{AMDF}	16.7	78.2	18.4	81.4	62.5
$ T $	96.5	91.8	89.3	92	90

表 2 EEMD 处理的不同特征下光纤信号的识别率

Table 2 Recognition rates of fiber optical signal with different features processed by EEMD unit: %

Feature	Tapping signal	Digging signal	Running signal	Electric drill signal	Noise
H_e	81.5	62.4	61.9	31.5	76.2
T_{AMDF}	18.9	78.2	18.4	81.4	58.5
$ T $	86.9	85.2	85.7	92.8	82.5

4 结 论

提出一种基于 FDM 能量熵的光纤振动信号特征提取与识别方法,从熵域和频域刻画了信号的信息。首先对 Φ -OTDR 传感器采集的光纤振动信号进行 FDM 处理,剔除与原信号相关性较小的 3 个子分量,重构信号并提取信号的能量熵特征和基音特征,构建特征向量并作为分类器 SVM 的输入,最后用测试样本进行测试,检测分类识别效果。人工模拟敲击事件时随机性较大,人工模拟小跑事件时频率相对固定,实验中得到敲击信号的能量熵值较大,小跑信号的能量熵较小,符合理论依据,并且各类振动信号的二维特征分界比较明显。测试结果显示识别准确率达到 91.92%,验证了所提方法的可行性与有效性。本文引入 FDM 处理光纤振动信号,未来将针对光纤振动信号的特点改进 FDM 中确定 FIBF 截止频率的策略,使其更具自适应特点,在分解过程中能够保留光纤振动信号的更多有效信息,这将是今后的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Rao Y J. Recent progress in ultra-long distributed fiber-optic sensing [J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(7): 074207.
饶云江. 长距离分布式光纤传感技术研究进展 [J]. 物理学报, 2017, 66(7): 074207.
- [2] Fu Q J, Yu M, Chang T Y, et al. Summarization of pattern recognition method for phase sensitive optical time domain reflecting system [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(7): 0722001.
付群健, 于森, 常天英, 等. 相位敏感光时域反射系统模式识别方法综述 [J]. 红外与激光工程, 2018, 47(7): 0722001.
- [3] Zhu R. Research on intrusion signal recognition method of optical fiber perimeter system [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019.
朱睿. 光纤周界系统入侵信号识别方法研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019.
- [4] Tabi Fouda B M, 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: 1-13.
- [5] Song M P, Zhuang S W, Wang Y X. High-frequency vibration detection of phase-sensitive optical time-domain reflectometer [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(5): 0506001.
宋牟平, 庄守望, 王轶轩. 相位敏感光时域反射计的高频振动检测 [J]. 中国激光, 2020, 47(5): 0506001.
- [6] Sun C B. Research on optical fiber vibration signal recognition algorithm based on stochastic neural network [D]. Beijing: North China University of Technology, 2019.
孙成斌. 基于随机神经网络的光纤振动信号识别算法研究 [D]. 北京: 北方工业大学, 2019.
- [7] Zhang S H, He J P, Yu Q F, et al. Multi-scale load identification system based on distributed optical fiber and local FBG-based vibration sensors [J]. Optik, 2020, 219: 165159.
- [8] Tian Q, Yuan S J, Qu H Q. Intrusion signal classification using stochastic configuration network with variable increments of hidden nodes [J]. Optical Engineering, 2019, 58(2): 026105.
- [9] Wang C, Liu Q W, Chen D, et al. Monitoring pipeline leakage using fiber-optic distributed acoustic sensor [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1006005.

- 王辰, 刘庆文, 陈典, 等. 基于分布式光纤声波传感的管道泄漏监测[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1006005.
- [10] Yang Z. Study on distributed optical fiber security detection system signal recognition [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2015: 1-61.
杨振. 分布式光纤安防检测系统的信号识别方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2015: 1-61.
- [11] Zhao L, Liu H, Xu S C, et al. Comparison study of optical fiber vibration signals using HHT and CWT [J]. Laser Technology, 2017, 41(2): 260-264.
赵亮, 刘海, 徐世昌, 等. HHT 和 CWT 用于光纤振动信号分析的对比研究[J]. 激光技术, 2017, 41(2): 260-264.
- [12] Qin F B, Xu Z W, Chuo X Y, et al. Seismic noise suppression based on empirical wavelet transformation [J]. China Petroleum Exploration, 2018, 23(5): 100-110.
覃发兵, 徐振旺, 啜晓宇, 等. 基于经验小波变换的地震资料噪声压制方法[J]. 中国石油勘探, 2018, 23(5): 100-110.
- [13] Peng K, Feng C, Wang S M, et al. Event discrimination method for distributed optical fiber intrusion sensing system based on integrated time/frequency domain feature extraction[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(6): 0628002.
彭宽, 冯诚, 王森懋, 等. 基于时/频域综合特征提取的分布式光纤入侵监测系统事件识别方法[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0628002.
- [14] Wang Y P, Gong D J, Pang L P, et al. RVFL-based optical fiber intrusion signal recognition with multi-level wavelet decomposition as feature [J]. Photonic Sensors, 2018, 8(3): 234-241.
- [15] Wu Q, Liu Y. De-noising method for gyroscope signal based on improved ensemble empirical mode decomposition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(15): 150601.
吴倩, 刘昱. 基于改进集合经验模态分解的陀螺信号降噪方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(15): 150601.
- [16] Chen Y, Chen Y W, Liu Z Q, et al. A gear fault detection method based on a fiber Bragg grating sensor [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0304007.
陈勇, 陈亚武, 刘志强, 等. 基于光纤布拉格光栅传感的齿轮故障检测方法[J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304007.
- [17] Qu H Q, Gong D J, Zhang C N, et al. Feature extraction and recognition algorithm for fiber intrusion signals [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 130601.
曲洪权, 宫殿君, 张常年, 等. 光纤入侵信号的特征提取与识别算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 130601.
- [18] Zheng J D, Pan H Y, Cheng J S, et al. Adaptive empirical Fourier decomposition based mechanical fault diagnosis method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 125-136.
郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 125-136.
- [19] Wang L. Research on pattern recognition method for fiber vibration sensing system based on Michelson interferometer [D]. Changchun: Jilin University, 2016.
王亮. Michelson 干涉型光纤振动传感系统模式识别方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
- [20] Singh P, Joshi S D, Patney R K, et al. The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 2017, 473(2199): 20160871.
- [21] Jain P, Pachori R B. An iterative approach for decomposition of multi-component non-stationary signals based on eigenvalue decomposition of the Hankel matrix [J]. Journal of the Franklin Institute, 2015, 352(10): 4017-4044.
- [22] Li J, Zhang X Y, Huang L X, et al. A new pitch annotation search algorithm based on Hilbert-Huang transformation for speech synthesis [J]. Modern Electronics Technique, 2018, 41(12): 153-160.
李娟, 张雪英, 黄丽霞, 等. 基于 Hilbert-Huang 变换的语音合成基音标注搜索新算法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(12): 153-160.