

# 激光与光电子学进展

## 基于局部均值分解的样本熵特征提取研究及应用

曲洪权<sup>1\*</sup>, 吉祥<sup>1</sup>, 盛智勇<sup>1</sup>, 曲洪斌<sup>2</sup>, 王玲<sup>3</sup>

<sup>1</sup>北方工业大学信息学院, 北京 100144;

<sup>2</sup>中国石油管道局工程有限公司国际事业部, 河北 廊坊 065000;

<sup>3</sup>中国石油管道局工程有限公司亚太分公司, 河北 廊坊 065000

**摘要** 分布式光纤传感技术已被广泛应用于管道运输的安全监测中, 对不同光纤振动信号的特征进行准确提取和分类识别是近年来的研究热点。针对传统时频分析方法研究光纤振动信号时需要人工设定基函数以及无法消除高频噪声干扰的缺陷, 采用具有自适应特性的局部均值分解(LMD)方法对信号进行处理, 并提出了一种基于LMD的特征提取与识别方法。首先, 对原始信号进行LMD, 得到若干个乘积函数分量; 然后, 通过自相关原理重构信号, 并提取重构信号的样本熵特征和能量特征; 最后, 将上述特征进行融合并送入支持向量机进行训练识别。实验结果表明, 该方法能有效识别不同振动类型, 且识别准确率较高。

**关键词** 光纤光学; 光纤振动信号; 局部均值分解; 样本熵; 光纤预警; 特征提取与识别

中图分类号 TN911.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0706004

## Research and Application of Sample Entropy Feature Extraction Based on Local Mean Decomposition

Qu Hongquan<sup>1\*</sup>, Ji Xiang<sup>1</sup>, Sheng Zhiyong<sup>1</sup>, Qu Hongbin<sup>2</sup>, Wang Ling<sup>3</sup>

<sup>1</sup>School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China;

<sup>2</sup>International Business Department of China Petroleum Pipeline Bureau Engineering Co., Ltd.,  
Langfang, HeBei 065000, China;

<sup>3</sup>Asia Pacific Branch of China Petroleum Pipeline Bureau Engineering Co., Ltd.,  
Langfang, HeBei 065000, China

**Abstract** Distributed optical fiber sensing technology has been widely used in the safety monitoring of pipeline transportation. Accurately extracting and classifying the characteristics of different optical fiber vibration signals is a research hotspot in recent years. Aiming at the defects that the traditional time-frequency analysis method needs to manually set the basis function and cannot eliminate the interference of high-frequency noise when studying the optical fiber vibration signal, the local mean decomposition (LMD) method with adaptive characteristics is used to process the signal, and a new method based on LMD is proposed in this paper. Decomposed feature extraction and recognition methods. First, LMD is performed on the original signal to obtain several product function components; then, the signal is reconstructed by the principle of autocorrelation, and the sample entropy features and energy features of the reconstructed signal are extracted; finally, the above features are fused and sent to the support vector machine for training recognition. The experimental results show that the method can effectively identify different vibration types, and has a high accuracy rate.

**Key words** fiber optics; optical fiber vibration signal; local mean decomposition; sample entropy; optical fiber early warning; feature extraction and recognition

收稿日期: 2021-05-26; 修回日期: 2021-06-17; 录用日期: 2021-06-28

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

通信作者: \*qhphd@ncut.edu.cn

## 1 引言

作为综合运输体系的重要组成部分,管道运输已成为我国油气运输的主要方式<sup>[1]</sup>,因此管道安全预警十分重要。目前,应用比较广泛的油气管道安全监测方法是相位敏感光时域反射( $\Phi$ -OTDR)干涉型分布式光纤传感技术<sup>[2]</sup>。对于外界不同的扰动, $\Phi$ -OTDR先引入本征光提升散射光信号的功率,然后通过差分扰动前后的散射曲线对该振动点进行定位,最后通过架设系统中的光电探测器获取不同类别的振动信号。结合分类识别算法, $\Phi$ -OTDR能根据信号数据对入侵振源进行检测,进一步达到预警效果,避免油气管道安全事故的发生。对不同入侵信号的准确识别是保证分布式光纤传感技术的关键,而实际中光纤振动信号的随机性、非平稳性以及架设环境中各种信号的相似性提高了入侵事件和非入侵事件的不确定性,给目标特征提取造成了一定的困难,进而降低了识别的准确度。解决该问题的关键是对不同入侵振动信号的本质特征进行研究。

近年来,人们提出了多种提取光纤信号特征的方法。如张耀鲁等<sup>[3]</sup>采用小波阈值降噪方法对信号进行小波分解和重构,通过抑制不同分量的噪声重构信号,进而抑制原信号中的高频噪声干扰,但该方法需要预先设定小波基函数,且在变换过程中固定不变,缺乏对信号中局部特征的自适应性。此外,实际情况中光纤振动信号存在大量的低频噪声干扰,而小波降噪对低频噪声的抑制效果不明显。针对光纤振动信号的局部自适应性问题,朱程辉等<sup>[4]</sup>用经验模态分解(EMD)方法对信号自身特征进行自适应分解,不需要设置基函数,且具有较好的局部描述能力。EMD是一种非平稳信号的自适应分解方法,本质是根据原始信号的局部特征时间尺度进行逐级分解,不断迭代和筛选,最终产生若干个具有不同时间尺度的本征模态函数(IMF)。但光纤振动信号中包含多个特征尺度相似的部分时会导致EMD方法出现模态混叠问题,且该方法也存在过包络、欠包络、端点效应等缺陷。集合经验模态分解(EEMD)方法根据白噪声频率均匀分布的特性,在EMD的基础上引入白噪声对模态混叠进行抑制。曲洪权等<sup>[5]</sup>采用EEMD方法对光纤振动信号进行处理,得到了比EMD方法更高的准确率,但该方法需要根据信号特性人为设定白噪声以及分解次数,处理过程耗时较长,且处理后的信号包含残留的白噪声,不利于后

续处理。在EEMD方法的基础上,蒋立辉等<sup>[6]</sup>提出了总体经验模态分解方法,有效抑制了模态混叠现象和残留白噪声的影响,但处理过程的耗时依旧较长。Smith<sup>[7]</sup>提出的局部均值分解(LMD)方法直接将一个复杂的非平稳信号分解成多个乘积函数(PF)分量的线性组合,PF分量本质上是调频调幅信号,且相互独立,更有利于进行特征提取。

通过分析不同光纤振动信号的特点,本文提出了一种针对光纤振动信号的通用识别方法,该方法包括特征提取和分类两部分。首先,采用LMD将光纤信号分解成若干个PF分量,并利用自相关原理对信号进行重构。然后,提取出重构信号的样本熵和能量分布并将其作为该振动信号的二维特征送入支持向量机(SVM)中进行分类识别。最后,将本方法与EMD方法进行对比实验,以验证其有效性。

## 2 光纤信号的LMD与特征提取

光纤振动信号是一种非平稳、非线性信号,其对外界的振动格外敏感,导致光纤信号中往往包含多种分量干扰,尤其是噪声<sup>[8-9]</sup>。从原始光纤信号中筛选出目标分量具有重要意义,但直接去噪会导致信号失真,进而影响目标分量的提取。因此,本方法用LMD和自相关原理重构的方法代替直接去噪方式,保留了目标分量的主要特征,然后将其用于后续SVM的分类处理,具体流程如图1所示。

### 2.1 光纤信号的LMD方法

光纤振动信号是典型的复杂多分量信号,LMD方法是一种时频分析方法<sup>[10-12]</sup>,可将复杂的多分量原始信号分解成若干个PF分量的乘积和残余分量的和,每个PF分量的本质均是调频调幅信号的乘积。对于给定的任意一个原始光纤振动信号 $x(t)$ ,都可通过LMD将其转换为

$$x(t) = \sum_{p=1}^n X_p^{\text{PF}}(t) + u_n(t), \quad (1)$$

式中, $X_p^{\text{PF}}(t)$ 为分解出的 $n$ 个单分量信号, $u_n(t)$ 为分解后的残差分量。LMD方法的具体分解过程如下。

1) 构造局部均值函数:找到信号 $x(t)$ 的局部极值点 $n_i$ ,并计算相邻两个极值点 $n_i, n_{i+1}$ 的平均值 $m_i$ ,可表示为

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2}. \quad (2)$$

将所有求得的 $m_i$ 用折线连接起来,并通过滑动平均的方式对其进行平滑处理,得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。

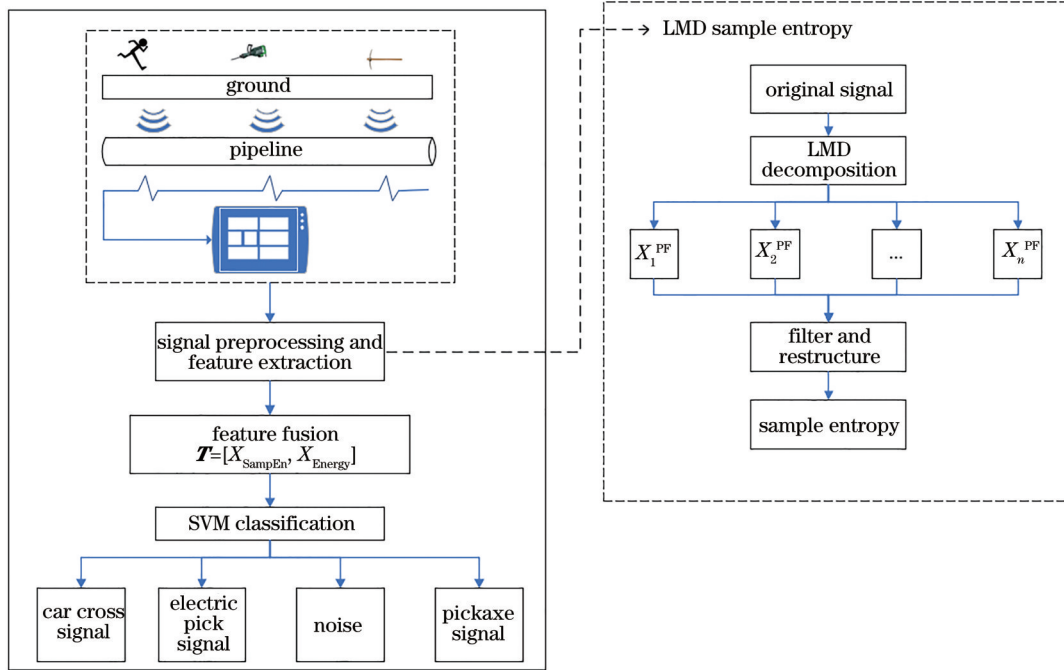


图 1 光纤振动信号特征提取与分类的流程图

Fig. 1 Flow chart of feature extraction and classification for optical fiber vibration signal

2) 构造包络估计值函数:计算相邻两个极值点的包络估计值  $a_i$ , 可表示为

$$a_i = \left| \frac{n_i - n_{i+1}}{2} \right| \quad (3)$$

将所有求得的  $a_i$  用折线连接起来, 同样用滑动平均的方式得到包络估计函数  $a_{11}(t)$ 。

3) 解调得到调频信号

$$s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t), \quad (4)$$

式中,  $h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t)$ 。

4) 对解调得到的  $s_{11}(t)$  进行判定: 取  $s_{11}(t)$  的包络估计值函数  $a_{12}(t)$ , 若  $a_{12}(t) = 1$ , 表明  $s_{11}(t)$  为纯调频信号; 若  $a_{12}(t) \neq 1$ , 重复步骤 1)~步骤 4)  $n$  次, 直到  $s_{1n}(t)$  为纯调频信号, 得到方程组

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \dots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases}, \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t) / a_{12}(t) \\ \dots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t) / a_{1n}(t) \end{cases} \quad (6)$$

迭代停止的条件为

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1. \quad (7)$$

5) 用瞬时幅值  $a_{11}(t)$  乘以纯调频信号  $s_{1n}(t)$ , 得

到第一个 PF 分量

$$X_1^{PF}(t) = a_1(t) s_{1n}(t), \quad (8)$$

式中,  $a_1(t) = \prod_{j=1}^n a_{1j}(t)$ ,  $a_1(t)$  和  $s_{1n}(t)$  分别为第一个 PF 分量的瞬时幅值和瞬时频率。

6) 将 PF 分量从原始信号  $x(t)$  中分离出来: 用  $u_1(t)$  作为新的原始信号, 重复步骤 1)~步骤 5)  $n$  次, 直到  $u_n(t)$  为单调函数, 可表示为

$$u_n(t) = x(t) - \sum_{p=1}^n X_p^{PF}(t), \quad (9)$$

此时, 可将原始信号  $x(t)$  分解为  $n$  个 PF 分量和一个残差分量  $u_n(t)$ 。

## 2.2 LMD 与 EMD 的理论对比与仿真分析

LMD 与 EMD 均是通过一定的条件将一个复杂的多分量非平稳信号经过不断迭代和筛选分解成的不同单一成分分量, 以便于后续的分析处理, 且二者均具有自适应特性。区别在于 LMD 方法处理的信号可以直接得到各分量的分布情况, 而 EMD 方法则需要先得到 IMF 分量, 再进行 Hilbert 处理<sup>[13-15]</sup>, 两种方法的实现流程如图 2 所示。其中, IA 为瞬时幅值, IF 为瞬时频率。

给定仿真信号

$$x(t) = [2 + 0.3 \cos(15\pi t)] \sin[200\pi t + 1.5(\cos 10\pi t)] + \sin(30\pi t) + 0.4 \text{rand}(1), \quad (10)$$

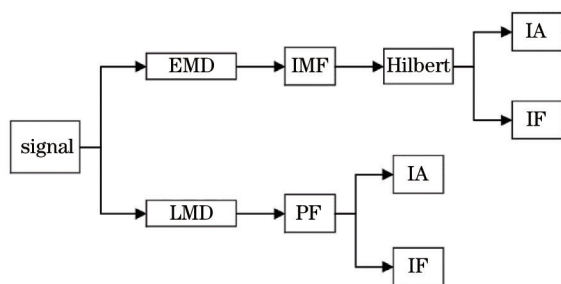


图 2 LMD 与 EMD 方法的分解流程图  
Fig. 2 Decomposition flow chart of LMD and EMD methods

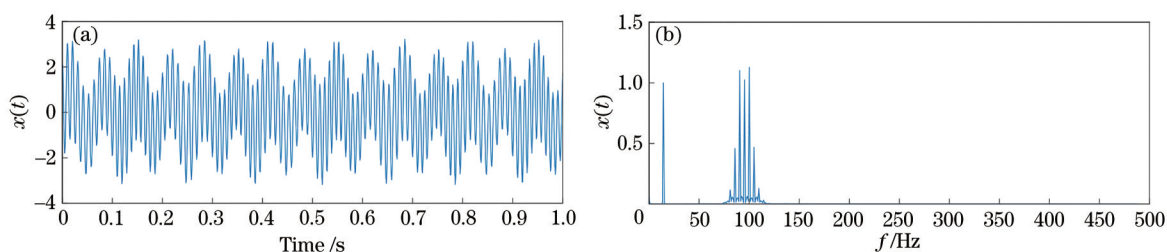


图 3  $x(t)$  的时域图和频谱图。(a) 时域图; (b) 频谱图

Fig. 3 Time domain diagram and spectrogram of  $x(t)$ . (a) Time domain diagram; (b) spectrogram

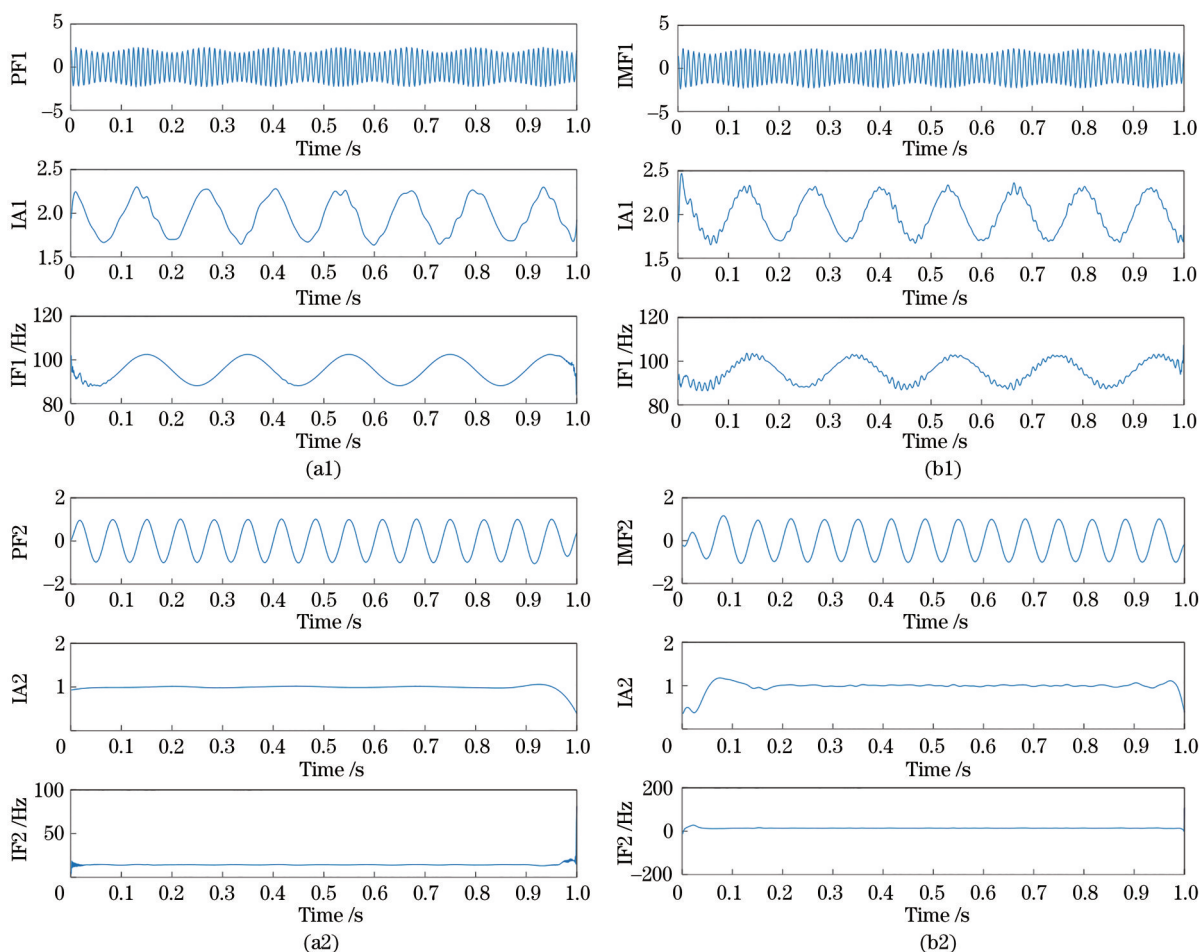


图 4 不同方法得到的瞬时幅值和瞬时频率。(a) LMD 方法; (b) EMD 方法

Fig. 4 Instantaneous amplitude and frequency obtained by different methods. (a) LMD method; (b) EMD method

式中,  $t \in [0, 1]$ ,  $\text{rand}(1)$  表示随机生成一个 0~1 之间的随机数。该信号是由一个频率  $f$  为 15 Hz 的正弦信号与一个基频为 100 Hz、调制频率为 5 Hz 的调幅调频信号以及标准差为 0.4 的随机噪声叠加而成, 其时域图与频谱如图 3 所示, 从图 3 中可以直观形象地看出仿真信号的频率有效成分。

用 LMD 和 EMD 方法分别对信号  $x(t)$  进行处理, 得到不同分量及其对应的瞬时幅值和瞬时频率, 如图 4 所示。可以发现, 两种方法得到的分量均只包含一个主频率, 且得到的两组分量瞬时频率分

别为 100 Hz 和 15 Hz, 与图 3 中的频谱成分一一对应。但 IMF1 分量的瞬时幅值和瞬时频率相较于 PF1 出现了严重的变形, IMF2 的瞬时频率相较于 PF2 存在严重的端点效应, 而 LMD 方法在克服端点效应方面优于 EMD 方法。

### 2.3 不同方法对光纤振动信号的处理结果

用 LMD 和 EMD 方法对同一光纤振动信号进

行分解, 结果如图 5 所示。可以发现, EMD 方法处理得到的 IMF2 和 IMF3 分量出现了严重的模态混叠现象, 而 LMD 方法处理结果中的该现象较轻。由于 PF 分量的本质是一个调幅调频信号, 其瞬时幅值和瞬时频率可直接由公式计算得到, 而 EMD 方法中的瞬时幅值和瞬时频率还需通过 Hilbert 变换得到。

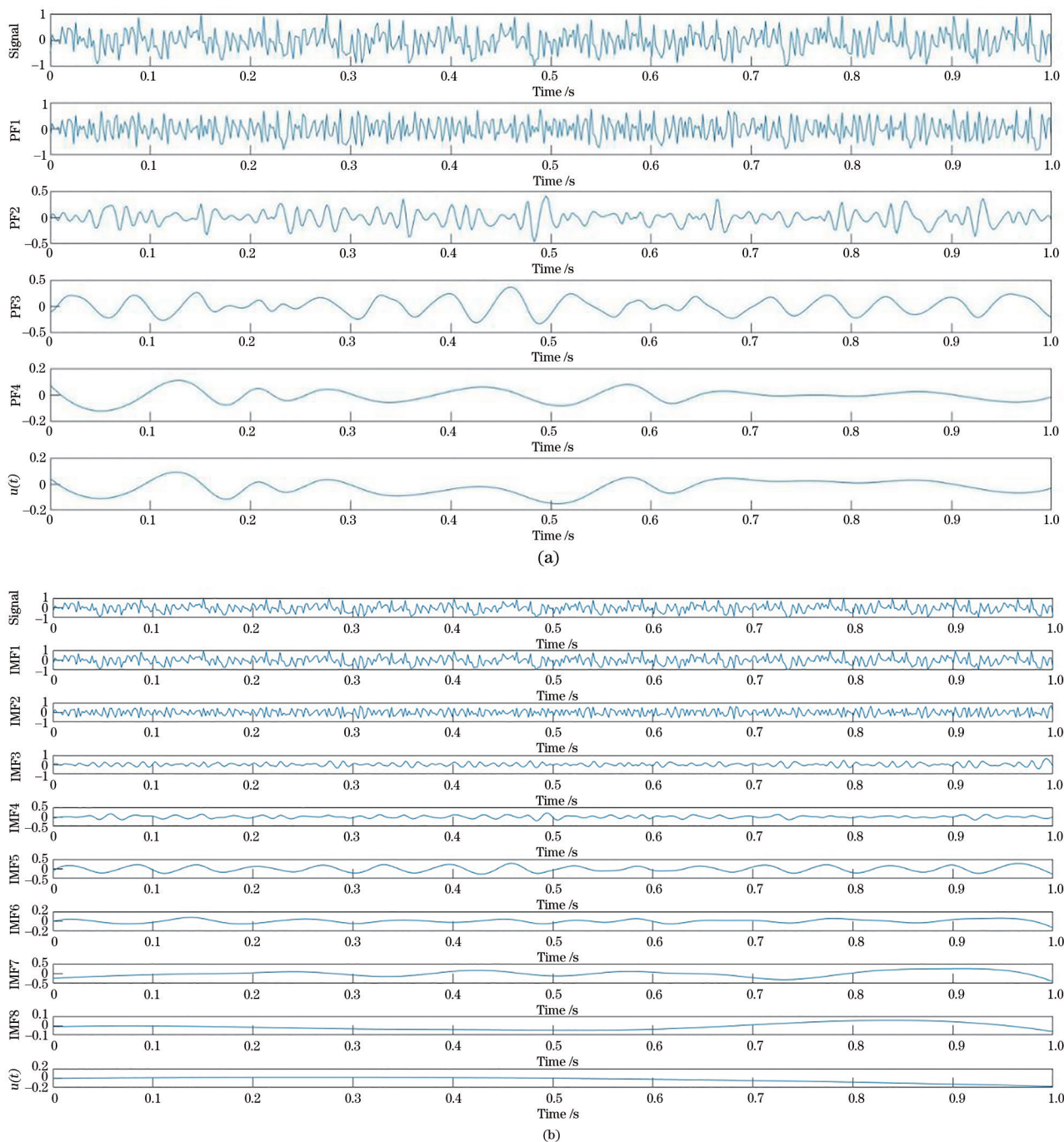


图 5 不同方法的分解结果。(a) LMD 方法; (b) EMD 方法

Fig. 5 Decomposition results of different methods. (a) LMD method; (b) EMD method

## 2.4 光纤振动信号的特征提取与构造

能量和熵是描述信号特征的重要物理量,样本熵<sup>[16]</sup>具有对信号微小波动敏感的特点,可度量信号时间序列的复杂性。因此,先用LMD方法将信号分解为多个分量,并通过自相关重构原理筛选出有效分量,然后将有效分量重构得到的样本熵和能量作为二维特征输入后续SVM分类器中进行识别。光纤振动信号的LMD样本熵定义如下。

1) 给定一个由  $N$  点数据组成的时间序列  $\{x(i)\}$ ,  $1 \leq i \leq N$ , 选定一组  $m$  维序列

$$X(i) = \{x(i) = x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\}, \quad (11)$$

式中,  $i = 1, \dots, N - m + 1$ 。

2) 定义序列  $X(i)$  与  $X(j)$  对应元素的最大差值为两者之间的距离,可表示为

$$d[X(i), X(j)] = \max [x(i+k) - x(j+k)], \quad k = 0, \dots, m - 1. \quad (12)$$

给定相似容限  $r$  的阈值,并统计出  $X(i)$  与  $X(j)$  之间距离不超过  $r$  的数目,记为  $X_{\text{Num}}\{d[X(i), X(j)] < r\}$ ,并将其与序列中总数据点  $N - m$  的比记作  $B_i^m(r)$ ,可表示为

$$B_i^m(r) = \frac{X_{\text{Num}}\{d[X(i), X(j)] < r\}}{N - m}. \quad (13)$$

将  $N - m + 1$  个  $B_i^m(r)$  的平均值记作  $B^m(r)$ ,可表示为

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r), \quad (14)$$

式中,  $B^m(r)$  为两序列在距离小于  $r$  时匹配到  $m$  个点的概率。

3) 将  $m$  增加到  $m + 1$ ,重复步骤 1)~步骤 3),得到

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r). \quad (15)$$

4) 序列  $\{x(i)\}$  的样本熵可表示为

$$X_{\text{SampEn}}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[ -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right], \quad (16)$$

若  $N$  为有限值,则样本熵估计值可表示为

$$X_{\text{SampEn}}(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}. \quad (17)$$

LMD 可从时频分布集中度<sup>[17]</sup>方面对信号进行定性分析,而LMD样本熵则是以熵理论作为基础,从熵域角度描述光纤振动信号的特点。构造LMD样本熵和能量的二维特征参数矢量  $\mathbf{T} =$

$[X_{\text{SampEn}}, X_{\text{Energy}}]$ ,其中,  $X_{\text{SampEn}}$  为每条数据的样本熵,  $X_{\text{Energy}}$  为每条数据的能量值。将  $\mathbf{T}$  送入SVM中进行训练,得到信号的二维特征分布如图6所示。可以发现,各类光纤振动信号的二维特征分布有明显区别,大部分信号的二维特征分布相对集中,这表明  $\mathbf{T}$  可以较好地地区分各类样本信号。

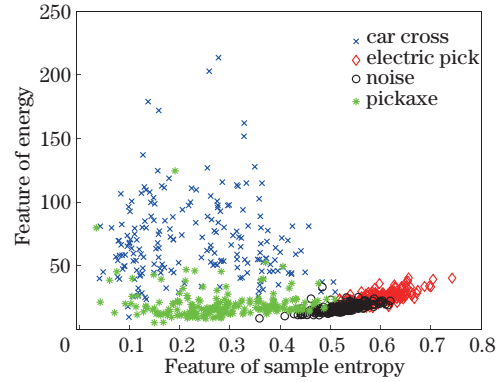


图6 信号的二维特征分布图

Fig. 6 Two-dimensional feature distribution map of the signal

## 3 光纤振动信号的识别与分析

实验数据来源于光纤预警系统<sup>[18-21]</sup>在北京门头沟现场实测的光纤振动信号,采样频率为1024 Hz,分别选取200个过车、电镐、噪声和镐刨四种典型的振动信号,共计800个样本信号,每个样本时长为512 ms,即512个数据点。经前期处理后,基于Matlab软件开发平台进行实验。其中,电镐是模拟机械入侵事件采集的振动数据,镐刨是模拟人工入侵事件采集的振动数据,二者均属于有害振动信号,而过车信号为无害振动信号。

### 3.1 光纤振动信号的分解与特征提取

用LMD方法对实验数据进行分解,获得相应的PF分量,不同光纤振动的复杂程度不同,单个信号经过LMD得到的PF分量数目也不同,但均可根据自相关重构原理得到原始信号。具体步骤:1)计算所有PF分量与原始信号的相关系数;2)去除相关系数最大的PF分量,从而剔除高频噪声干扰,进一步提高信噪比;3)取剩余PF分量中相关系数前三的分量重构信号,结果如图7所示。

针对LMD方法重构的信号,提取LMD样本熵特征和能量特征,四种信号的样本熵和能量分布直方图如图8所示。可以发现,经过LMD后重构的四种信号样本熵和能量分布均不同。过车信号、电镐信号以及噪声的样本熵区别较大且分布集中,分布

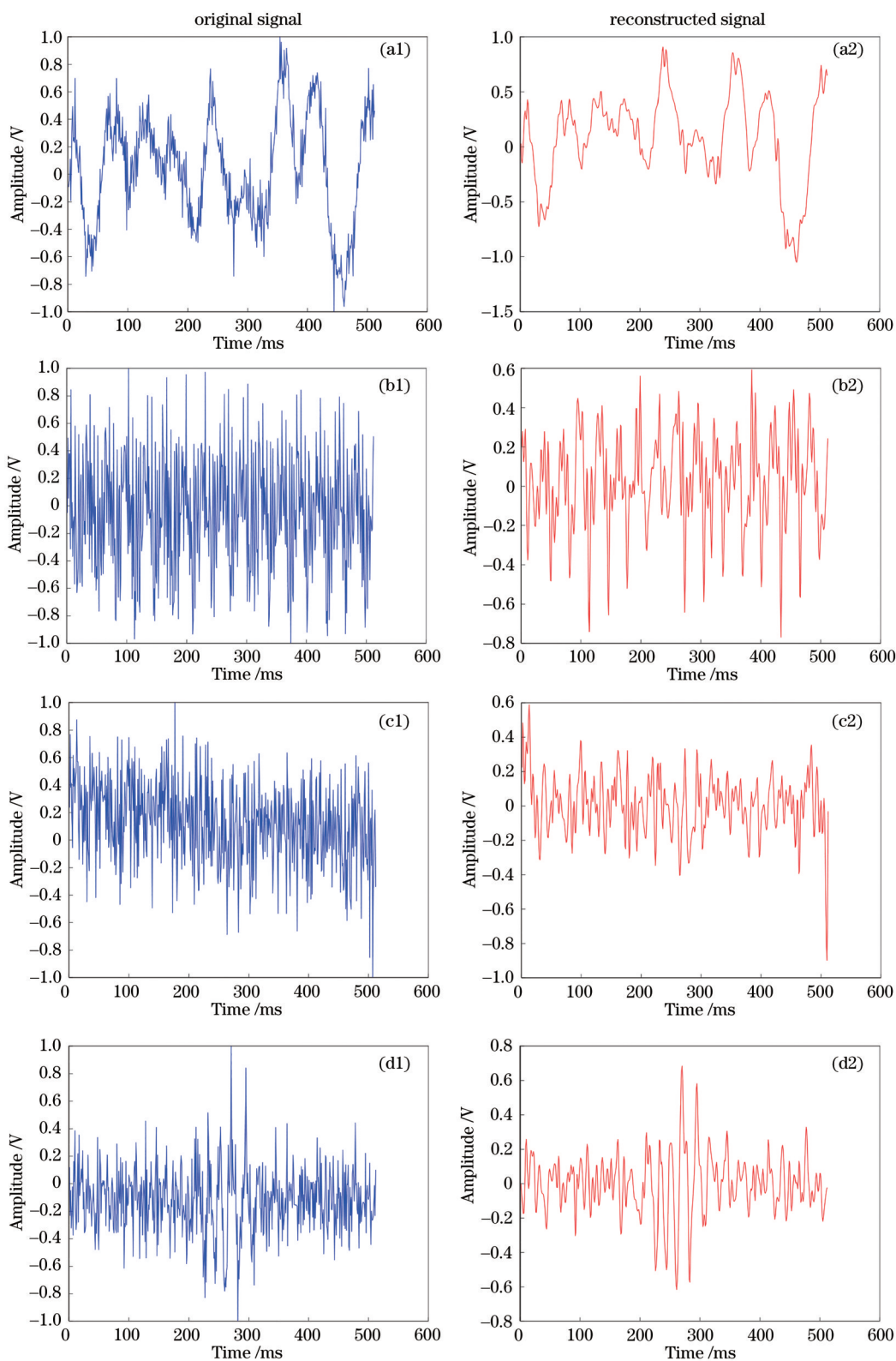


图7 LMD方法重构的信号。(a)过车信号;(b)电镐信号;(c)噪声;(d)镐刨信号

Fig. 7 Signal reconstructed by LMD method. (a) Car cross signal; (b) electric pick signal; (c) noise; (d) pickaxe signal

范围分别为 0.2~0.4、0.6~0.7 以及 0.5~0.6，镐刨信号的样本熵值与过车信号有一定重合，但都集中在 0~0.5 之间。过车信号的能量分布比较分散，

但均在 40 以上，其他三种信号的能量分布比较集中，电镐信号的能量主要集中在 40 左右，噪声和镐刨信号的能量均集中在 20~40 之间。

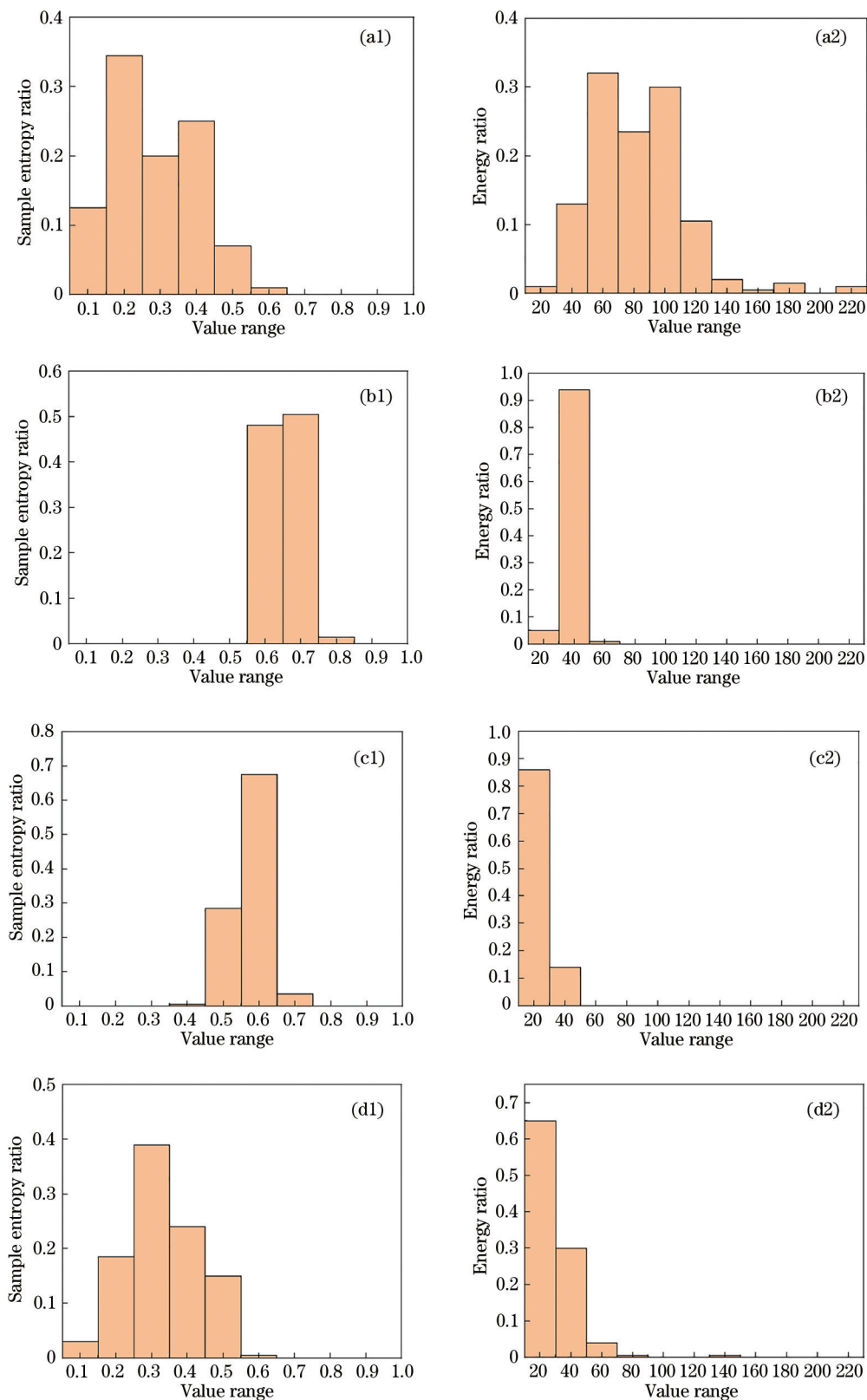


图 8 LMD 的样本熵和能量分布。(a)过车信号;(b)电镐信号;(c)噪声;(d)镐刨信号

Fig. 8 Sample entropy and energy distribution of LMD. (a) Car cross signal; (b) electric pick signal; (c) noise; (d) pickaxe signal

### 3.2 光纤振动信号的分解与特征提取

将LMD样本熵与能量组成二维特征向量,并输入SVM分类器中进行识别,共提取800组已知类

别标签的特征向量作为训练集,以验证本方法的有效性,具体识别流程如图9所示。

从训练集中抽取20%的特征向量作为未知



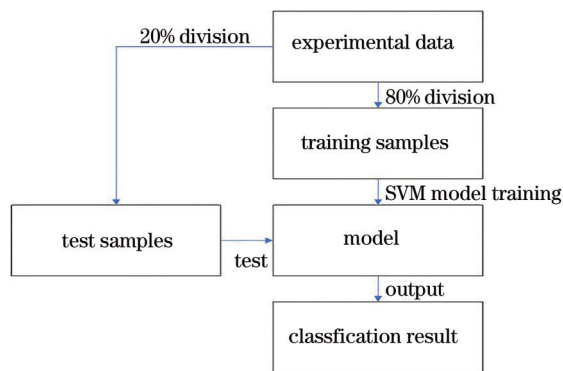


图 9 分类识别方法的流程图

Fig. 9 Flow chart of the classification and identification method

待分类特征向量,用剩余 80% 的样本作为已知类别的特征向量进行训练,即从 800 组样本中随机抽取 160 组特征向量作为测试集,用剩余 640 组特征向量作为训练集。用 EMD 和 LMD 方法分别对 80 组测试集进行分类,输出的混淆矩阵准确度<sup>[22]</sup>如图 10 所示,目标信号的分类结果如图 11 所示。可以发现,经 EMD 方法处理的信号平均识别率达到了 85%,而经 LMD 方法处理的信号平均识别率达到了 94.38%,明显优于 EMD 方法。原因是 EMD 中出现的模态混叠现象<sup>[23-24]</sup>对信号重构产生了一定影响,进而导致识别准确率下降。

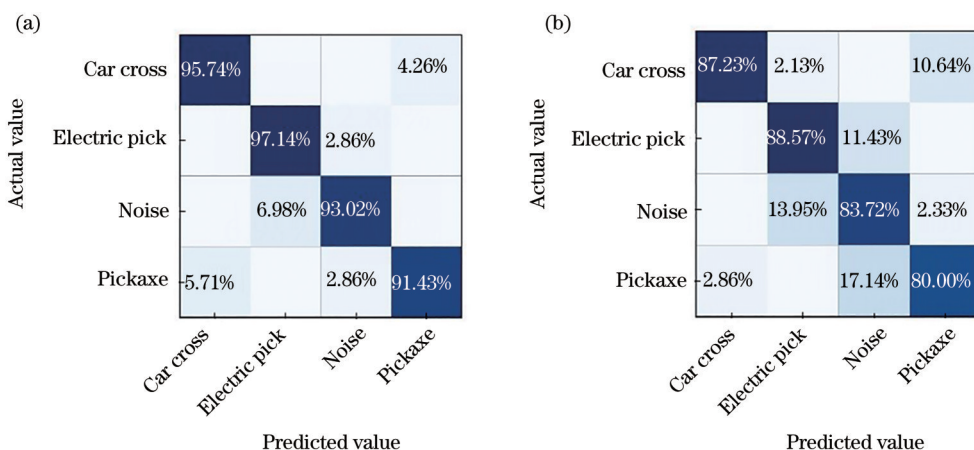


图 10 不同方法的混淆矩阵。(a)LMD 方法;(b)EMD 方法

Fig. 10 Confusion matrices for different methods. (a) LMD method; (b) EMD method

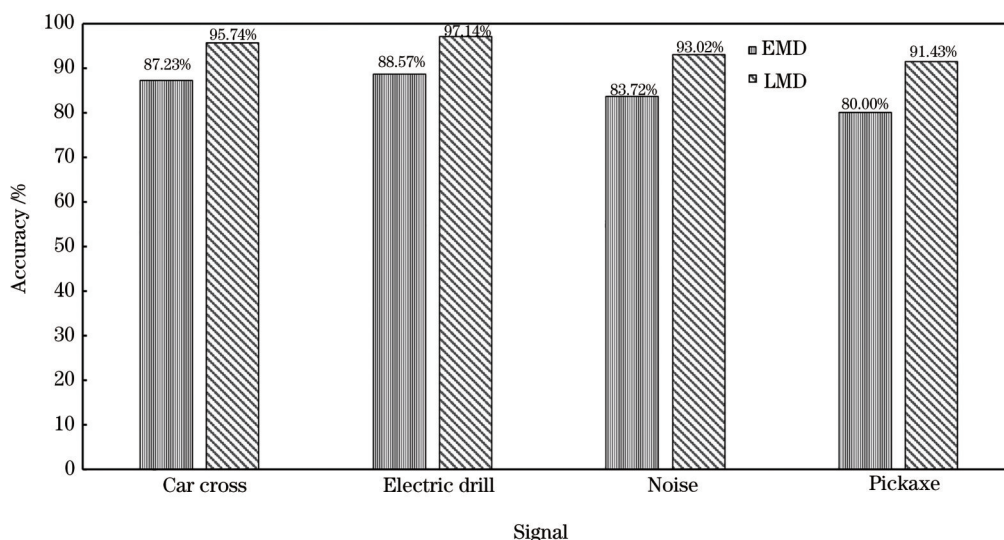


图 11 不同方法的光纤信号识别准确率

Fig. 11 Optical fiber signal recognition accuracy of different methods

## 4 结 论

提出了一种基于 LMD 样本熵与能量的光纤振

动信号识别方法,先对  $\Phi$ -OTDR 传感器采集的光纤振动信号进行 LMD,分解出若干个 PF 分量,剔除第一个 PF 分量,同时在剩余 PF 分量中筛选出相关

系数最大的三个分量进行重构。然后,提取重构信号的样本熵与能量构造二维特征向量,并将其输入 SVM 分类器中进行分类,通过对已知测试样本进行测试,检测分类器的识别效果。实验结果表明,各类振动信号的二维特征边界明显,识别正确率达到 94.38%。之后还可将 LMD 与光纤振动信号的特点相结合,以解决 LMD 方法处理后信号出现的模态混叠问题,更好地确定有效信号。对于 LMD 处理的信号两端极值存在不确定的情况,可考虑通过相关系数筛选出整个信号中与两端最相似的波段代替,进而解决端点效应问题。

### 参考文献

- [1] Li Q Y, Zhao M H, Ren X J, et al. Construction status and development trend of Chinese oil & gas pipeline[J]. *Oil-Gas Field Surface Engineering*, 2019, 38(S1): 14-17.  
李秋扬, 赵明华, 任学军, 等. 中国油气管道建设现状及发展趋势[J]. *油气田地面工程*, 2019, 38(S1): 14-17.
- [2] Zhan Y G, Song Z K, Sun Z Y, et al. A distributed optical fiber sensor system for intrusion detection and location based on the phase-sensitive OTDR with remote pump EDFA[J]. *Optik*, 2021, 225: 165020.
- [3] Zhang Y L, Yu M, Chang T Y, et al. Phase-sensitive optical time-domain reflectometric system pattern recognition method based on wavenet[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(3): 0306003.  
张耀鲁, 于森, 常天英, 等. 基于波网络的相位敏感光时域反射系统模式识别方法研究[J]. *光子学报*, 2021, 50(3): 0306003.
- [4] Zhu C H, Zhu R, Wang J P, et al. Intrusion signal recognition of optical fiber security & protection system based on adaptive EMD[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2020, 39(4): 26-30.  
朱程辉, 朱睿, 王建平, 等. 基于自适应 EMD 的光纤安防系统入侵信号识别[J]. *传感器与微系统*, 2020, 39(4): 26-30.
- [5] 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.
- [6] Jiang L H, Liu J S, Xiong X L, et al. Research on intrusion signal extraction and recognition of optical fiber sensor perimeter[J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(7): 906-913.  
蒋立辉, 刘杰生, 熊兴隆, 等. 光纤周界入侵信号特征提取与识别方法的研究[J]. *激光与红外*, 2017, 47(7): 906-913.
- [7] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of the Royal Society, Interface*, 2005, 2(5): 443-454.
- [8] Ma H Y, Wang X X, Ma F, et al. Research progress of  $\Phi$ -OTDR distributed optical fiber acoustic sensor[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(13): 130005.  
马皓钰, 王夏霄, 马福, 等.  $\Phi$ -OTDR 型分布式光纤声波传感器研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(13): 130005.
- [9] Qu H Q, Wei B B, Zhang Z, et al. Feature extraction method based on FDM energy entropy and its application on optical fiber vibration recognition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(7): 0706006.  
曲洪权, 魏冰冰, 张正, 等. 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[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(7): 0706006.
- [10] Han M H, Wu Y M, Wang Y M, et al. Roller bearing fault diagnosis based on LMD and multi-scale symbolic dynamic information entropy[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2021, 35(5): 1993-2005.
- [11] Xing G X, Zhou Y Q. Fault diagnosis of rolling bearing based on LMD permutation entropy and LLE [J]. *Coal Mine Machinery*, 2021, 42(3): 164-166.  
邢广鑫, 周以齐. 基于 LMD 排列熵和 LLE 的滚动轴承故障诊断[J]. *煤矿机械*, 2021, 42(3): 164-166.
- [12] Xiong X L, Zhang W T, Li M, et al. Fiber-optic perimeter vibration signal recognition based on local mean decomposition and serial feature fusion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0206002.  
熊兴隆, 张琬童, 李猛, 等. 基于局部均值分解和串行特征融合的光纤周界振动信号识别[J]. *光学学报*, 2019, 39(2): 0206002.
- [13] Cui H J. The on-line fault diagnosis of planetary gear box based on EMD-Hilbert[J]. *Machine Design and Manufacturing Engineering*, 2020, 49(5): 107-111.  
崔慧娟. 基于 EMD-Hilbert 的行星齿轮箱在线故障诊断[J]. *机械设计与制造工程*, 2020, 49(5): 107-111.
- [14] Rao Z R, Hu Y. Research on rolling bearing fault diagnosis based on EMD and Hilbert envelope spectrum analysis[J]. *The Magazine on Equipment*

- Machinery, 2019(2): 58-61.
- 饶志荣, 胡宇. 基于 EMD 和 Hilbert 包络谱分析的滚动轴承故障诊断研究[J]. 装备机械, 2019(2): 58-61.
- [15] Quinn A, Lopes-Dos-santos V, Dupret D, et al. EMD: empirical mode decomposition and Hilbert-Huang spectral analyses in python[J]. Journal of Open Source Software, 2021, 6(59): 2977.
- [16] Luo Z Z, Lu X J, Zhou Y. EEG feature extraction based on brain function network and sample entropy [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(2): 412-418.
- 罗志增, 鲁先举, 周莹. 基于脑功能网络和样本熵的脑电信号特征提取[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(2): 412-418.
- [17] Cai J H, Wang X C. Method of power spectrum estimation based on LMD-Teager transformation[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 0315001.
- 蔡剑华, 王先春. 基于 LMD-Teager 变换的功率谱估计[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0315001.
- [18] Li Q, Liang S Y, Song W Q. Revision of bearing fault characteristic spectrum using LMD and interpolation correction algorithm[J]. Procedia CIRP, 2016, 56: 182-187.
- [19] Chen H, Xu Y, Qian S, et al. Distributed fiber-optic ultrasonic sensor applied in detection of discharging fault of power cable joint[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 0306001.
- 陈浩, 徐阳, 钱森, 等. 分布式光纤超声传感器用于检测电缆接头放电故障[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 0306001.
- [20] 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.
- [21] Zhu K, Zhou B, Wu H, et al. Multipath distributed acoustic sensing system based on phase-sensitive optical time-domain reflectometry with frequency division multiplexing technique[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 142: 106593.
- [22] Mahmoud S S, Visagathilagar Y, Katsifolis J. Real-time distributed fiber optic sensor for security systems: performance, event classification and nuisance mitigation [J]. Photonic Sensors, 2012, 2(3): 225-236.
- [23] 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.
- [24] 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.