

# 激光与光电子学进展

## 基于傅里叶分解与排列熵降噪方法的 光纤入侵信号分类

曲洪权, 王征一, 盛智勇\*

北方工业大学信息学院, 北京 100144

**摘要** 为了准确识别分布式光纤预警系统中的入侵信号类型, 提出了一种基于傅里叶分解方法(FDM)与排列熵降噪方法的光纤入侵信号特征提取与识别算法。首先, 用FDM将光纤入侵信号分解为若干个固有频带函数(FIBF)。然后, 计算各FIBF分量的排列熵, 利用排列熵对噪声的敏感特性筛选出符合条件的FIBF并重构信号。最后, 计算重构信号的近似熵与能量并构造二维特征向量, 将其送入支持向量机进行训练后识别光纤入侵信号。实验结果表明, 该算法可以有效识别敲击、小跑、过车三类光纤入侵信号, 平均识别准确率为93.33%。

**关键词** 光纤光学; 光纤入侵信号; 傅里叶分解; 特征提取与识别; 排列熵

中图分类号 TN911.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1106001

### Fiber Intrusion Signal Classification Based on Fourier Decomposition and Permutation Entropy Noise Reduction Method

Qu Hongquan, Wang Zhengyi, Sheng Zhiyong\*

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

**Abstract** In order to accurately identify the types of intrusion signals in the distributed optical fiber early warning system, this paper proposes an optical fiber intrusion signal feature extraction and recognition algorithm based on Fourier decomposition method (FDM) and permutation entropy noise reduction method. First, the FDM is used to decompose the fiber intrusion signal into a number of intrinsic frequency band functions (FIBF). Then, the permutation entropy of each FIBF component is calculated, the sensitivity of permutation entropy to noise is used to screen qualified FIBF, and the signal is reconstructed. Finally, the approximate entropy and energy of the reconstructed signal are calculated and a two-dimensional feature vector is constructed, which is sent to the support vector machine for training and recognizes the fiber intrusion signal. Experimental results show that the algorithm can effectively identify three types of optical fiber intrusion signals: tapping, trot and passing, with an average recognition accuracy of 93.33%.

**Key words** fiber optics; fiber intrusion signal; Fourier decomposition; feature extraction and recognition; permutation entropy

## 1 引言

随着管道运输的快速发展及通信光缆的普及,

可检测管道运输过程中人为或机械入侵事件并发出预警的光纤预警系统(OFPS)得到了广泛应用<sup>[1-3]</sup>。目前,管道运输中应用较广的OFPS是基于

收稿日期: 2021-06-03; 修回日期: 2021-06-30; 录用日期: 2021-07-09

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: \*szy1183@ncut.edu.cn

相位敏感光时域反射仪( $\Phi$ -OTDR)的干涉型分布式 OFPS,该系统先通过光纤振动传感器采集入侵事件产生的振动信号,然后利用模式识别技术识别入侵信号,从而进行预警。OFPS的重点是准确识别入侵信号的类型,因此,设计准确有效的识别算法是该领域的研究热点。实际应用中,采集到的入侵信号具有随机性和非平稳性,这对信号的特征提取和识别分类造成了一定的影响。

光纤入侵信号作为一种非线性非平稳信号,可用小波分解和经验模态分解方法进行去噪处理和特征提取。何志勇<sup>[4]</sup>采用小波包分解方法提取信号不同频段的能量特征,成功区分了敲击信号与非敲击信号,但由于小波基函数较多,没有通用的选择标准,且分解过程中基函数不变,导致该方法缺乏对信号局部特征的自适应性。欧阳竑等<sup>[5]</sup>采用经验模态分解(EMD)与神经网络结合的方法提高了信号的识别准确率,但当信号中存在脉冲干扰、间断信号时,该方法分解的本征模态函数(IMF)中会出现一个含有较大差异特征时间尺度的 IMF 或不同 IMF 中含有相近的特征时间尺度,即模态混叠现象。针对该问题,曲洪权等<sup>[6]</sup>将集合经验模态分解(EEMD)方法提取的 IMF 分量能量占比作为特征,抑制了模态混叠现象,同时提高了信号的识别准确率。EEMD 方法通过加入均匀分布的白噪声并对

信号进行集合平均,抑制了模态混叠现象,但该方法的步骤繁琐,且分解结果有白噪声残留。

傅里叶分解方法(FDM)是一种新的非线性非平稳信号处理方法,以傅里叶变换为基础,处理信号时无需求解极值点,不会出现模态混叠现象,且该方法不会引入白噪声,分解结果无白噪声残留<sup>[7-8]</sup>。因此,本文提出了一种基于 FDM 与排列熵降噪方法的光纤入侵信号特征提取与识别算法。首先,用 FDM 分解光纤入侵信号。然后,计算分解的若干个固有频带函数(FIBF)分量的排列熵<sup>[9]</sup>,并根据设定阈值筛选出合适的 FIBF 分量进行信号重构。最后,提取重构信号的近似熵<sup>[10]</sup>特征和能量特征,构成二维特征向量,采用支持向量机(SVM)分类器训练模型以进行识别分类实验,并通过对比实验验证了该算法的有效性。

## 2 光纤入侵信号的处理

光纤入侵信号特征提取与识别算法的流程如图 1 所示。具体步骤:1) 模拟并采集所需的光纤入侵信号;2) 用 FDM 处理入侵信号得到若干个 FIBF 分量和一个残余分量;3) 分别计算各 FIBF 分量的排列熵(PeEn),并按照设定阈值筛选出符合条件的 FIBF 分量;4) 用符合条件的 FIBF 进行重构,得到去除噪声后的光纤入侵信号;5) 计算重构信号的近

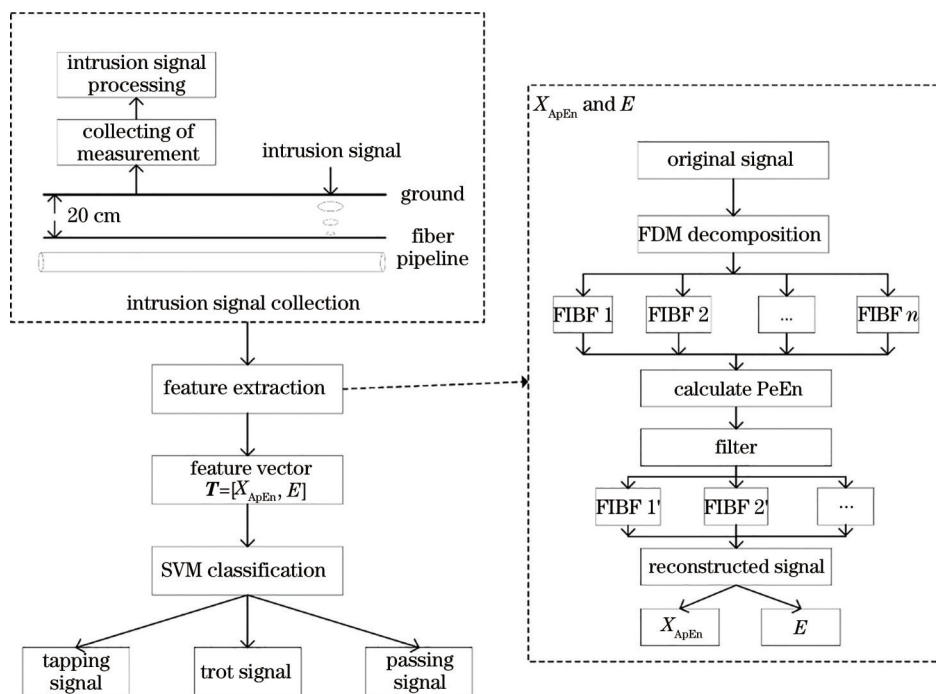


图 1 光纤入侵信号特征提取与识别算法的流程

Fig. 1 Flow chart of the optical fiber intrusion signal feature extraction and recognition algorithm

似熵( $X_{ApEn}$ )和能量( $E$ )特征,构成二维特征向量  $\mathbf{T} = [X_{ApEn}, E]$ ; 6) 将二维特征向量送入 SVM 进行训练,并对光纤入侵信号进行识别分类。

### 2.1 傅里叶分解方法

FDM 是由 Singh 等<sup>[7]</sup>提出的一种基于傅里叶变换的非平稳非线性自适应信号处理方法,可以自适应地分解非平稳非线性信号。首先,在傅里叶域内定义瞬时频率具有物理意义的 FIBF; 然后,在整个傅里叶域内自适应地查找傅里叶固有频带解析函数(AFIBF),从而得到若干个 AFIBF 和一个残余分量。该方法可将多分量信号  $x(t)$  分解为若干个单分量信号和一个残余分量,可表示为

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

式中,  $y_i(t)$  为单分量信号 FIBF,  $M$  为单分量信号的数量,  $r(t)$  为残余分量。

FDM 的数学理论充分,是一种具有完备性、正交性、自适应性的信号分解方法。用 FDM 搜寻解析 AFIBF 时包括从低频到高频搜索(LTH-FS)和从高频到低频搜索(HTL-FS)两种算法。采集的光纤入侵信号噪声信息主要集中在高频,因此,采用 LTH-FS 算法对信号进行处理,具体步骤如下。

1) 对于离散信号  $x(n)$ , 通过傅里叶变换得到  $X(k)$ , 即  $X(k) = \mathcal{F}[x(n)]$ 。

2) 设  $X_i^{AFIBF} = \sum_{k=N_{i-1}+1}^{N_i} X(k) \exp(j2\pi kn/N) = a_i(n) \exp[j\varphi_i(n)]$ , 其中,  $N_0 = 0, N_M = N/2 - 1$ 。为了使求得的 AFIBF 数目最少, 对每个  $i$ , 从  $N_{i-1} + 1$  开始逐渐增加, 直至得到最大的  $N_i$ , 且  $X_i^{AFIBF}$  的相位  $\varphi_i(n)$  为一个单调递增函数, 即对于任意  $n, \omega_i(n) = \left[ \frac{\varphi_i(n+1) - \varphi_i(n-1)}{2} \right] \geq 0$ , AFIBF 的实部即为 FIBF。

3) 令  $r(n) = X(0) + X(N/2)(-1)^n$ , 即可求得残余分量。

上述步骤中,  $a_i(n) \exp[j\varphi_i(n)]$  为离散信号  $x(n)$  的傅里叶展开形式,  $\omega_i(n)$  为相位  $\varphi_i(n)$  的两步差分,  $r(n)$  为残余分量。

### 2.2 排列熵方法

排列熵是由 Bandt 等<sup>[9]</sup>提出的一种检测动力学突变和时间序列随机性的方法,能准确、方便地定位信号发生突变的时刻并定量评估信号序列中含

有的随机噪声。FDM 分解的 FIBF 分量包含的噪声会影响其排列熵值,因此,可以基于排列熵筛选 FIBF 分量重构光纤入侵信号。首先,给定一个长度为  $N$  的时间序列  $\{X(K), K = 1, \dots, N\}$ , 经相空间重构得到矩阵

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} x(1) & \cdots & x[1+(m-1)t] \\ \vdots & & \vdots \\ x(K) & \cdots & x[K+(m-1)t] \end{pmatrix}, \quad (2)$$

式中,  $m$  为嵌入维数,  $t$  为延迟时间,  $K = N - (m-1)t$ 。矩阵  $\mathbf{Y}$  中的每一行都是一个重构分量,共  $K$  个重构分量。对矩阵  $\mathbf{Y}$  中的每一行序列进行升序排列,用每个元素位置的列索引构成一组符号序列

$$S(l) = \{j_1, \dots, j_m\}, l = 1, \dots, k, k \leq m! \quad (3)$$

对于  $m$  维相空间映射有  $m!$  种排列的可能性,计算每一种序列出现的可能性  $\{P_1, \dots, P_k\}$ , 对于时间序列  $X(K)$ , 其排列熵可表示为

$$H_{pe} = - \sum_{i=1}^k P_i \ln(P_i) \quad (4)$$

当  $P_i = m!$  时,  $H_{pe}$  达到最大值  $\ln(m!)$ 。为了便于对比,对排列熵值进行归一化处理,可表示

$$0 \leq H_{pe} = H_{pe} / \ln(m!) \leq 1 \quad (5)$$

综上所述,排列熵值越小,表明该序列越简单、规则;反之,则表明该序列越复杂、随机。因此,计算各 FIBF 分量的排列熵值,其值越大,表明该分量包含的噪声信息越多。计算排列熵时,插入维数  $m$  过小会导致重构信号状态量缺失,插入维数过大会使信号在相空间重构过程中均匀化时间序列,通常  $m$  在 3~7 之间取值,本算法中设置  $m=4, t=1$ 。

### 2.3 光纤入侵信号的傅里叶分解及排列熵降噪

以小跑信号为例,归一化后的原始信号如图 2 所示,用 FDM 及 EEMD 方法处理后的结果如图 3 所示(仅给出了部分 IMF 分量和 FIBF 分量)。可以发现, FDM 得到的 FIBF 未出现明显的模态混叠现

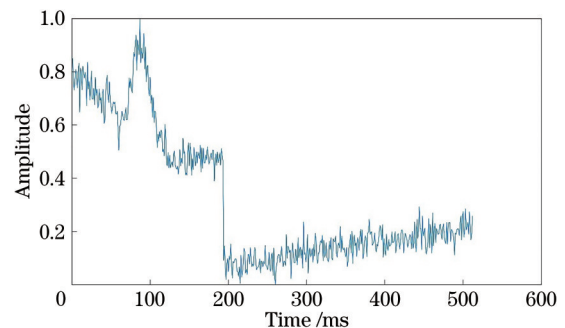


图 2 小跑信号的原始信号

Fig. 2 Original signal of the trot signal

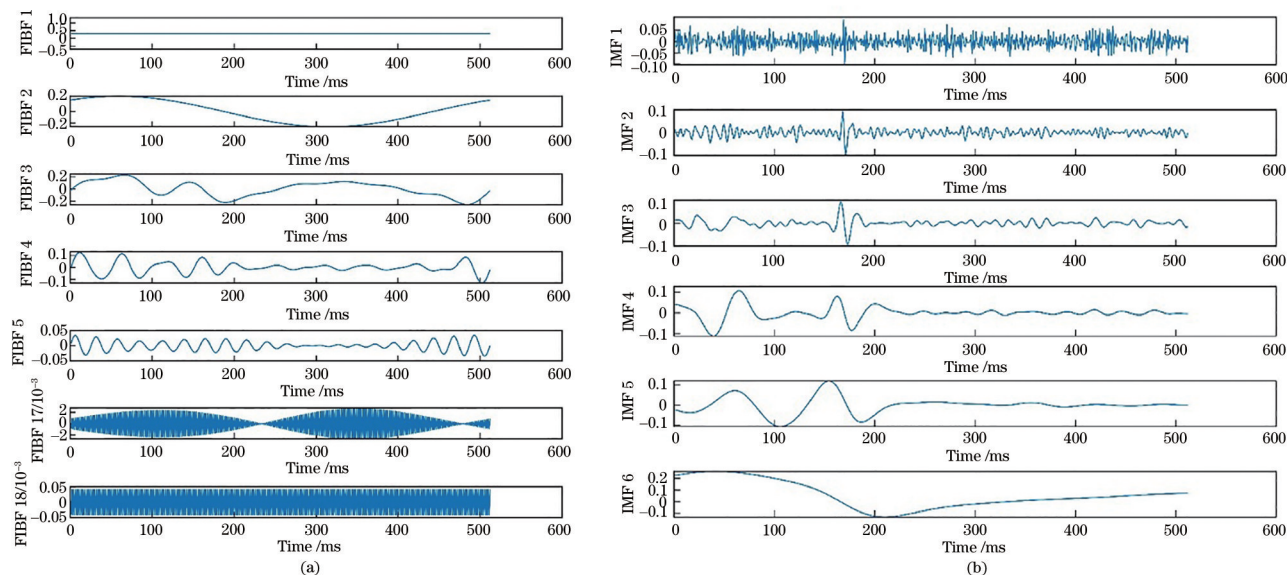


图 3 小跑信号的分解结果。(a) FDM; (b) EEMD

Fig. 3 Decomposition results of the trot signal. (a) FDM; (b) EEMD

象,而 EEMD 方法得到的 IMF 2~IMF 4 出现了明显的模态混叠现象,且 EEMD 方法引入了白噪声,对后续的特征提取工作造成了一定影响,因此,实验选用 FDM 处理光纤入侵信号。

通过设定嵌入维度和延迟时间计算各 IMF 分量及 FIBF 分量的排列熵,部分排列熵如表 1 和表 2 所示。从表 1 可以发现, FIBF 分量的高频部分排列熵较低,结合图 3(a) 可知,这些高频分量具有明显的周期,比较规则。若选择这些高频分量进行信号重构,得到的信号比较粗糙,因此,需要筛除傅里叶分解产生的高频分量,只在 FIBF 的低频分量中筛选符合条件的分量。从表 2 可以发现, IMF 分量的排列熵由高到低呈递减状, IMF 1 最复杂,包含的噪声信号也最多,其排列熵最大, IMF 3 的排列熵较低, IMF 2 的排列熵值虽然比 IMF 1 低,但其特征时间尺度差异较大,可能包含噪声信息。因此,对于 EEMD 的 IMF 分量,可直接依据设定的阈值筛选分

表 1 部分 FIBF 分量的排列熵

Table 1 Permutation entropy of some FIBF components

FIBF	Permutation entropy
FIBF 1	0.0000
FIBF 2	0.2343
FIBF 3	0.2750
FIBF 4	0.3442
FIBF 5	0.4328
FIBF 8	0.6698
FIBF 17	0.4561
FIBF 18	0.2181

表 2 部分 IMF 分量的排列熵

Table 2 Permutation entropy of some IMF components

IMF	Permutation entropy
IMF 1	0.9836
IMF 2	0.7404
IMF 3	0.5494
IMF 4	0.3775
IMF 5	0.3032
IMF 6	0.2156

量并进行信号重构。

通过实验研究确定的排列熵阈值为 0.6,即选取排列熵低于 0.6 的分量进行信号重构。图 2 中小跑信号分别经过傅里叶分解和 EEMD 以及排列熵降噪方法重构的信号如图 4 所示。可以发现,傅里叶分解结合排列熵降噪的重构信号比 EEMD 结合排列熵降噪的重构信号效果更好,前者的局部特征更多,而后者在幅值上出现了一定程度的偏移,因此,采取傅里叶分解和排列熵降噪方法对光纤入侵信号进行降噪重构。

本课题组在北京市门头沟区试验场模拟并采集了敲击、小跑和过车三类光纤入侵信号,采样率为 1024 Hz。采集后通过人工截取实验样本,每个样本的时长为 512 ms,即 512 个数据点,采样数据经过傅里叶分解和排列熵降噪后得到的重构信号如图 5 所示。可以发现,该方法的降噪效果良好,且保留了光纤入侵信号的主要有效信息,有利于后续的特征提取工作。



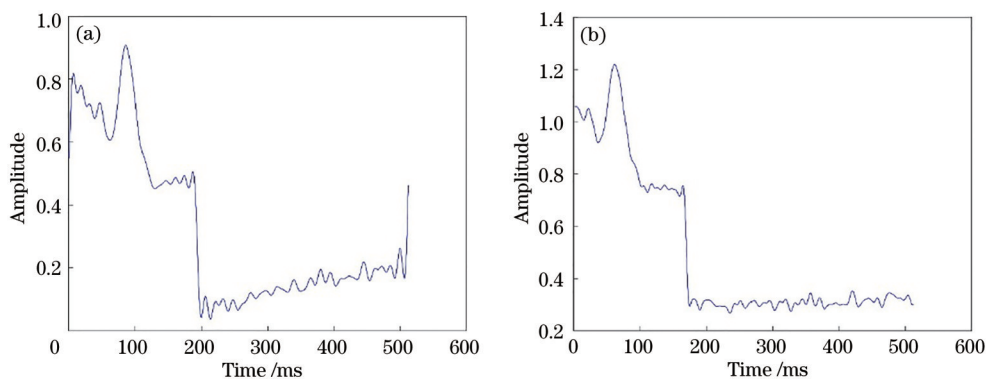


图 4 小跑信号的重构结果。(a)傅里叶分解和排列熵;(b)EEMD和排列熵

Fig. 4 Reconstruction results of the trot signal. (a) Fourier decomposition and permutation entropy; (b) EEMD and permutation entropy

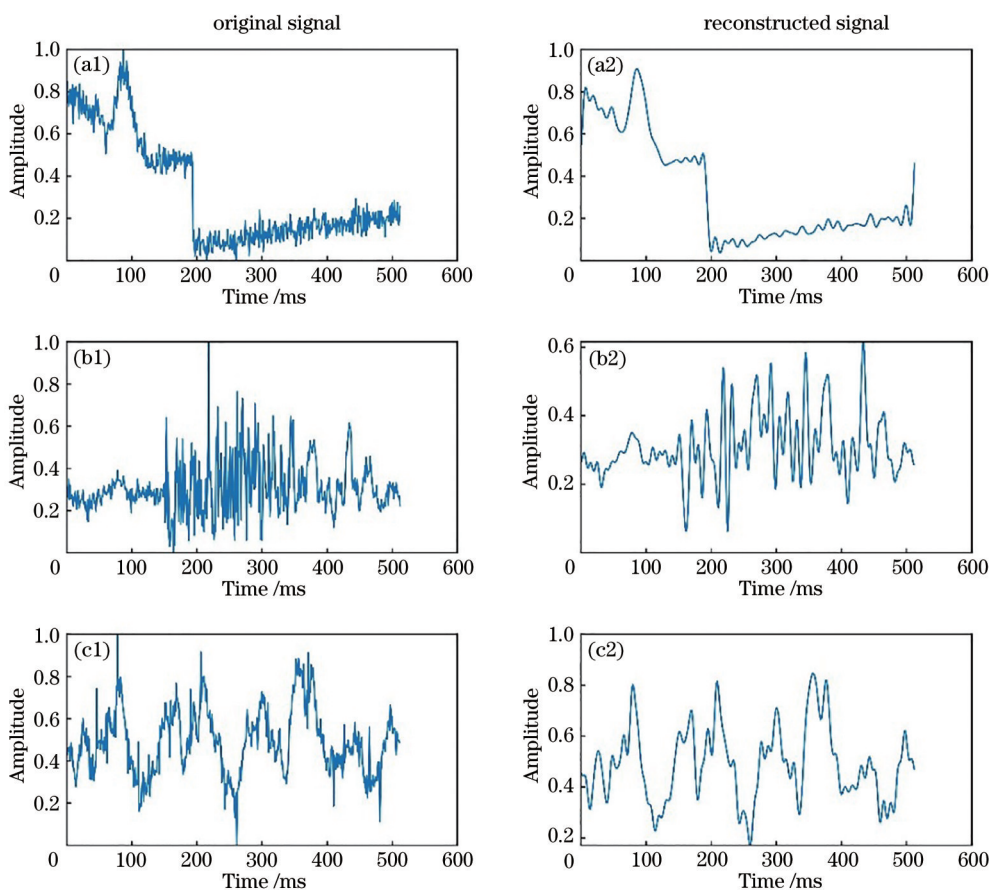


图 5 原始光纤入侵信号及重构结果。(a)小跑信号;(b)敲击信号;(c)过车信号

Fig. 5 Original fiber intrusion signal and reconstruction result. (a) Trot signal; (b) tapping signal; (c) passing signal

### 3 光纤入侵信号的近似熵与能量特征提取

#### 3.1 光纤入侵信号的近似熵与能量特征

近似熵是由Pincus<sup>[10]</sup>提出的用于测量时间序列规律性和复杂性的算法,可以反映光纤入侵信号的非线性动力学特征。近似熵越大,表明光纤入侵信

号越复杂。光纤入侵信号的近似熵可表示为

$$X_{ApEn}(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r), \quad (6)$$

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r), \quad (7)$$

$$C_i^m(r) = \{d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] \leq r\} / (N - m + 1). \quad (8)$$

对于长度为  $N$  的一段光纤入侵信号  $x(N)$ , 将其按顺序重构成的  $m$  维矢量  $\mathbf{X}(i)$ , 可表示为

$$\mathbf{X}(i) = [u(i), \dots, u(i+m-1)],$$

$$i = 1, \dots, N-m+1. \quad (9)$$

定义矢量  $\mathbf{X}(i)$  和  $\mathbf{X}(j)$  之间的距离  $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)]$  为两者差值的极大值, 可表示为

$$d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} |u(i+k) - u(j+k)|. \quad (10)$$

设定阈值  $r$ , 对于每一个  $i \leq N-m+1$ , 统计  $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] \leq r$  的数目并计算其与矢量总数的比值, 记为  $C_i^m(r)$ 。将维数  $m$  加 1, 重复上述过程, 进而得到该段光纤入侵信号的近似熵特征。Pincus<sup>[10]</sup> 通过大量实验指出, 当参数  $m=2$ ,  $r$  在  $0.1 S_D$  至  $0.2 S_D$  之间 ( $S_D$  为原始数据的标准偏差) 取值时, 计算结果具有最合理的统计性。因此, 本算法选取参数  $m=2, r=0.2 S_D$ 。

能量是反映不同信号特征的重要物理量, 可将重构信号的能量作为光纤入侵信号的特征。对于长度为  $N$  的光纤入侵信号  $x(N)$ , 其能量可表示为

$$E = \sum_{n=1}^N |x(N)|^2. \quad (11)$$

### 3.2 光纤入侵信号的特征向量构建

将重构信号的近似熵特征及能量特征构成二维特征矢量  $\mathbf{T}$ , 即  $\mathbf{T} = [X_{ApEn}, E]$ 。提取小跑、敲击、过车三类光纤入侵信号的二维特征矢量, 绘制的二维特征分布如图 6 所示。可以发现, 各类光纤入侵信号的二维特征分界较为明显, 表明本算法提取的二维特征具有一定的可分性和有效性。

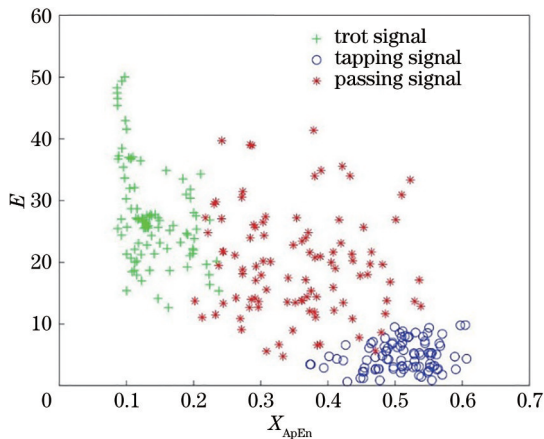


图 6 光纤入侵信号的二维特征分布

Fig. 6 Two-dimensional characteristic distribution of fiber intrusion signal

## 4 实验结果与分析

### 4.1 SVM 模型的训练及分类

提取 600 组已知类别标签的特征向量, 其中, 小跑、敲击、过车信号各 200 组。对其进行归一化处理后, 随机抽取 80% 已知类别的特征向量作为训练集, 用剩余 20% 的特征向量作为未知分类的测试集进行 SVM 模型训练及识别分类实验。

用线性核函数作为 SVM 的核函数, 将训练集送入 SVM 进行训练, 线性核无需设置专门的参数, 其分类效果受惩罚系数  $C$  的影响, 实验采用网格搜索法寻找的最优参数  $C$  为 100。用训练得到的模型对测试集进行识别分类, 统计得到分类结果的混淆矩阵如图 7 所示。可以发现, 小跑信号与敲击信号相互之间无误判情况, 且二者分别与过车信号有误判混淆情况, 小跑、敲击、过车信号的预测准确率分别为 92.86%、95.83%、90.00%, 平均识别准确率为 93.33%。这表明通过傅里叶分解及排列熵降噪方法处理光纤入侵信号, 提取重构信号的近似熵与能量, 并用 SVM 分类器进行识别分类的算法是可行且有效的。

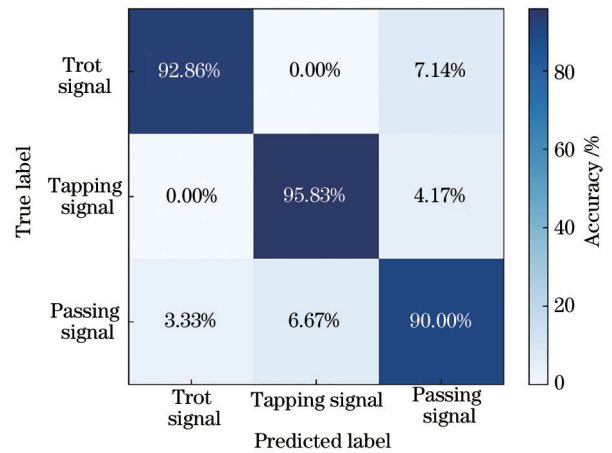


图 7 混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix

### 4.2 对比实验及结果分析

对比实验中采用 FDM 和 EEMD 方法处理光纤入侵信号, 提取并构造二维特征后进行模型训练及识别分类实验。为了对比两种方法的效率和性能, 统计了两种方法提取三类光纤入侵信号 (每类信号各 200 组) 特征的平均耗时及分类结果, 如表 3 和图 8 所示。从表 3 可以发现, EEMD 方法提取特征的平均耗时较长, 表明 EEMD 方法比 FDM 的复杂度更高。从图 8 可以发现, EEMD 方法的重构信号

受模态混叠现象的影响,各类信号的识别率均较低,平均识别率为 84.93%。而经 FDM 处理提取的二维特征可分性优于 EEMD 方法,且具有较高的识别准确率。

表 3 不同特征提取方法的平均耗时

Table 3 Average time-consuming of different feature extraction methods unit: s

Method	Trot signal	Tapping signal	Passing signal
FDM	1.424	1.404	1.275
EEMD	3.321	3.341	3.345

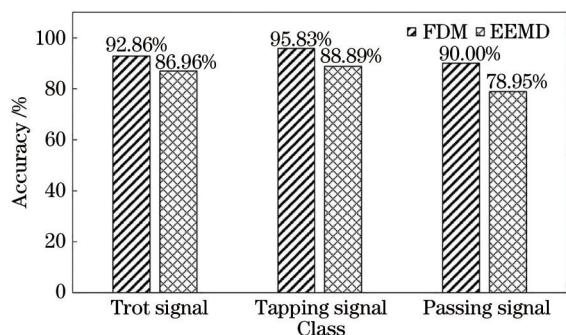


图 8 两种特征提取方法的光纤入侵信号识别率

Fig. 8 Recognition rate of fiber intrusion signal based on two feature extraction methods

## 5 结 论

提出了一种基于傅里叶分解与排列熵降噪方法的光纤入侵信号识别算法。首先,对光纤入侵信号进行傅里叶分解,得到若干个 FIBF 分量,计算各 FIBF 的排列熵并用筛选出的分量进行信号重构。然后,提取重构信号的近似熵与能量,并构建二维特征向量送入 SVM 分类器进行模型训练及识别分类实验,检测算法的分类识别性能。重构信号过程中发现小跑和过车信号比较简单,敲击信号较为复杂,提取特征时发现敲击信号的近似熵值相对较大,与理论分析结果相吻合。从二维特征分布图可以发现,小跑与敲击信号的分界明显,而过车信号与二者的分界不明显,导致分类结果中小跑和敲击信号与过车信号容易混淆。该算法对三类光纤入侵信号分类识别的平均准确率达到 93.33%,验证了本算法的可行性和有效性。

## 参 考 文 献

[1] Liang W, Lu L L, Zhang L B. Coupling relations and early-warning for "equipment chain" in long-distance pipeline[J]. Mechanical Systems and Signal

Processing, 2013, 41(1/2): 335-347.

- [2] Bi F K, Feng C, Qu H Q, et al. Harmful intrusion detection algorithm of optical fiber pre-warning system based on correlation of orthogonal polarization signals[J]. Photonic Sensors, 2017, 7(3): 226-233.
- [3] 杨洋, 封皓, 王宗和, 等. 光纤传感技术在管道检测中的应用与发展[J]. 光电技术应用, 2016, 31(6): 1-9, 76.  
Yang Y, Feng H, Wang Z H, et al. Application and development of distributed optical fiber sensing technology in pipeline detection[J]. Electro-Optic Technology Application, 2016, 31(6): 1-9, 76.
- [4] 何志勇. 基于小波包分解的光纤振动特征提取方法[J]. 现代计算机(专业版), 2018(21): 24-28.  
He Z Y. Optical fiber vibration feature extraction method based on wavelet packet decomposition[J]. Modern Computer, 2018(21): 24-28.
- [5] 欧阳竑, 刘承达, 秦祖军, 等.  $\Phi$ -OTDR 系统的振动信号检测和识别算法[J]. 光通信技术, 2020, 44(3): 37-40.  
Ouyang H, Liu C D, Qin Z J, et al. Detection and recognition algorithm of vibration signal in  $\Phi$ -OTDR system[J]. Optical Communication Technology, 2020, 44(3): 37-40.
- [6] 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.  
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.
- [7] 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, and Engineering Sciences, 2017, 473(2199): 20160871.
- [8] 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.
- [9] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [10] Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1991, 88(6): 2297-2301.

- [11] 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: 1-50.  
Sun C B. Research on optical fiber vibration signal recognition algorithm based on stochastic neural network[D]. Beijing: North China University of Technology, 2019: 1-50.
- [12] 王建平, 郝钊, 朱程辉. 基于相空间重构的光纤周界信号识别算法研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2017, 40(5): 643-648.  
Wang J P, Hao Z, Zhu C H. Research on vibration signal recognition of optical fiber perimeter based on phase space reconstruction[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2017, 40(5): 643-648.
- [13] 王金海, 史梦颖, 张兴华. 基于 EMD 和 ApEn 特征提取的心律失常分类研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(S1): 168-173.  
Wang J H, Shi M Y, Zhang X H. Arrhythmia classification algorithm based on EMD and ApEn feature extraction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(S1): 168-173.
- [14] 任岩, 黄今, 胡雷鸣, 等. 基于傅里叶分解与排列熵的水轮机组去噪方法研究[J]. 水力发电, 2020, 46(10): 96-99, 116.  
Ren Y, Huang J, Hu L M, et al. Denoising algorithm of hydro-generator set based on Fourier decomposition and permutation entropy[J]. Water Power, 2020, 46(10): 96-99, 116.
- [15] 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.  
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.
- [16] 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.  
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.
- [17] 张旭苹, 丁哲文, 洪瑞, 等. 相位敏感光时域反射分布式光纤传感技术[J]. 光学学报, 2021, 41(1): 0106004.  
Zhang X P, Ding Z W, Hong R, et al. Phase sensitive optical time-domain reflective distributed optical fiber sensing technology[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(1): 0106004.
- [18] 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.  
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.
- [19] 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.  
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.
- [20] 陈勇, 陈亚武, 刘志强, 等. 基于光纤布拉格光栅传动的齿轮故障检测方法[J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304007.  
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.