

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002890

基于时频混合特征提取算法的光纤传感信号识别研究*

郑来芳 张俊生 梁海坚 吕玉良

(太原工业学院 太原 030008)

摘要:针对分布式光纤振动传感系统在实际应用中需对各个类别的传感事件进行快速准确的识别分类,提出了一种基于时频混合特征提取算法的识别分类方案。该方案采用具有时域特性的过零率和具有频域特性的小波包能量共同作为光纤传感事件的特征表述,而后利用基于径向神经网络的分类器进行识别分类。经试验测试,该识别方案可以有效的从普通环境噪声中识别出光纤振动传感事件。其中,光纤振动传感事件的平均识别率为94.5%,识别响应时间小于0.3 s。

关键词: 光纤振动;传感事件;特征提取;识别分类

中图分类号: TN911.734; TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510

Time-frequency domain based hybrid feature extraction algorithm for fiber optic sensing events recognition

Zheng Laifang Zhang Junsheng Liang Haijian Lv Yuliang

(Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China)

Abstract:To accurately and rapidly recognize and classify different kinds of sensing events in distributed fiber optic vibration sensing system, a time-frequency based hybrid feature extraction algorithm has been proposed. In the algorithm, a zero crossing rate based time domain feature vector and a wavelet packet energy based frequency domain feature vector are used as the feature description of the given sensing event. Then, the feature vectors are classified by radial basis function neural network classifier. A series of experimental results show that the vibrations can be accurately recognized from the noise with high efficiency. Specifically, the average identification rate of 94.5% is achieved and the recognition response time can be limited in 0.3 s.

Keywords: fiber optic vibration; sensing event; feature extraction; identification and classification

0 引言

分布式光纤振动传感技术作为光纤传感技术的一个重要分支,其可以通过外界振动信号直接对传输光纤内部的光信号进行相位调制来实现对光纤沿线的振动信号进行连续传感检测^[1-3]。对比于传统的电磁式振动传感器其具有结构简单、响应快、定位精确、检测距离长等诸多优势,目前分布式光纤振动传感技术已经广泛的应用在了各个振动传感领域诸如周界安防、管道检测、大型建筑物健康检测等^[4-6]。由于应用环境的复杂性以及各类别光纤传感信号无法直接从波形上进行区分,为此准确

识别分类出各种不同类别的光纤传感事件将有效提升分布式光纤振动传感技术在各个应用领域的应用性和拓展性。

近年来,准确有效地识别分类出具体的光纤传感事件引起了国内外研究学者的广泛关注。宋培培等^[7]提出了一种基于小波包 Shannon 熵进行特征提取的光纤振动传感信号识别方案。其结合径向神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)可以对攀爬、走路和敲击3种振动传感事件进行识别,平均识别率为82.67%。唐超等^[8]提出了一种基于MFCC特征和SVDD训练的光纤振动传感信号识别和分类算法。该识别方案实现了对下雨、踩踏和攀爬3种事件的识别分类,平均识别率为

收稿日期:2020-01-04 Received Date: 2020-01-04

*基金项目:山西省高等学校科技创新项目(2019L0929)、山西省重点研发计划(201803D121069)、教育部产学研合作协同育人项目(201802022018)、太原工业学院应用型专业建设项目(2018YJ07Z)、太原工业学院教学改革研究项目(2017YJ12)资助

86.67%。王艳歌等^[9]提出了一种互补总体经验模态分解的希尔伯特-黄变换模式识别算法,其可以对 4 种典型的光纤振动传感信号进行识别分类,算法的平均正确识别率为 85%。曲洪权等^[10]提出了一种基于小波变换的光纤振动信号特征提取方法,其利用不同类型振动传感信号在不同频带分布的振动信号能量不同实现了背景噪声、电镐和敲缆 3 种事件的识别,平均识别率为 86.67%。以上几种识别方案均采用单方面特征向量作为光纤传感事件的特征表述,致使具体的光纤传感信息无法被特征向量充分表述,从而使得传感事件的识别率无法得到有效地提升。近年来,国内学者针对单方面特征向量的不足,提出了基于光纤传感信号时频混合特征的识别分类方法。Liu 等^[11]提出了一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的时频特征提取方法,其通过 EMD 分解得到多个时频模态分量,而后通过计算各个模态分量的翘度值得到最终的时频混合特征。由于 EMD 分解方法存在模态混叠效应和边界效应,使得最终的时频混合特征无法精准地表征原始的传感信号。此外,为获取更为精准的时频混合特征,该方法往往需要大量的原始传感数据。然而传感数据量的增大会导致整个识别效率的降低。张俊楠等^[12]随后提出了一种基于原始信号进行直接处理的时频混合特征提取方法,其通过直接计算原始传感信号数据的平均值、方差等参量来获取最终的时频混合特征。此方法虽然可以大幅度提升传感事件的在特征提取方面的时间效率,但由于传感事件的时频信息仍无法得到精确的表述,致使该方法不能够有效地区分复杂类型的光纤振动传感事件。

针对以上几种识别方案在光纤振动传感事件的识别分类过程中,因其对应的特征向量无法有效的表征其对应的振动传感信息。本文提出了一种基于时域和频域相结合的新型时频混合特征提取方法,其提取的特征向量可以同时精准反映出光纤传感事件的时域和频域分布特征。从而可以更详细地刻画和反映出光纤传感事件全面而细节的特征分布,提升不同类型光纤传感事件信号的实际应用中的识别和分类效果。为验证提出的时频混合特征提取方法的有效性,本文通过典型的迈克尔逊分布式光纤振动系统对噪声、敲击和晃动 3 种传感事件进行了具体识别分类。经实验测试,3 种传感事件的平均识别率为 96%,识别响应总体时间小于 0.3 s。为此,提出的时频混合特征提取方法可以较好地满足光纤振动传感系统的应用需求。

1 迈克尔逊分布式光纤振动传感系统

图 1 所示为典型的迈克尔逊分布式光纤振动传感系统结构,激光器发出的相干光信号经光隔离器后进入

50:50 的光耦合器,将相干光信号一分为二分别传入传感光纤与参考光纤中。基于迈克尔逊干涉原理,为形成后向干涉光信号,分别在传感光纤与参考光纤末端接入了与激光器输出光信号在同一波段的反射镜,使得传感光信号与参考光信号可以在反射镜的作用下反向传输。若传感光纤受外部作用力时其内部传输的传感光信号的相位将会受到对应的调制,其具体的相位变化 $\Delta\phi$ 可以表示为^[13]:

$$\Delta\phi = \beta L \frac{\Delta L}{L} + L \frac{\partial\beta}{\partial n} \Delta n + l \frac{\partial\beta}{\partial d} \Delta d \quad (1)$$

式中: L 为受外力作用的光纤长度; β 为光波在光纤中的传播常数; n 为光纤有效折射率; d 为光纤纤芯直径。传感光信号因相位受到调制,从反射镜返回的传感光信号与参考光信号在耦合器发生干涉时其强度将会发生变化。通过直接对光信号的强度变化即可判别出传感光纤是否受到了外部扰动作用,受到外部作用力时的干涉光信号经探测器转换为电信号后的表达式为:

$$I(t) = \frac{KI}{2} (1 + \cos(1 + \Delta\phi(t))) \quad (2)$$

式中: I 为入射光强度; K 为光衰减系数。探测器输出的振动传感信号而后由数据采集卡进行模数转换后送入上位机处理器进行解调处理。

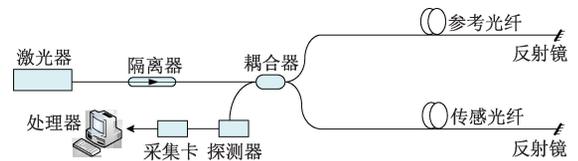


图 1 迈克尔逊分布式光纤振动传感系统结构
Fig. 1 Diagram of Michelson based distributed optical fiber vibration sensing system

图 2 所示为迈克尔逊光纤振动传感系统在无外部振动和有外部振动时的解调输出。图 2(a) 为迈克尔逊光纤振动传感系统在传感光纤无外部振动作用时的传感解调输出,图 2(b) 为迈克尔逊光纤振动传感系统在传感光纤受外部振动作用时的传感解调输出。由图 2(a) 与 (b) 可知,迈克尔逊光纤振动传感系统在受到外部作用力振动影响时其干涉解调输出将会产生更为明显的强度变化。

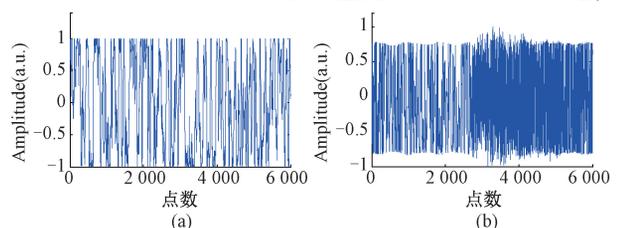


图 2 迈克尔逊光纤振动传感系统输出
Fig. 2 Michelson fiber optic vibration sensing output

2 基于时频混合特征的光纤振动传感信号识别

图3所示为提出的基于时频混合特征的光纤传感信号识别分类流程。采集获取的光纤传感信号首先通过过零率计算、小波包分解以及小波包能量得到传感信号的时域特征和频域特征,构建含有时域和频域特征的总体特征向量。而后时频混合特征向量划分为训练数据集和测试样本集,其中训练样本集用于训练构建识别分类器中的映射函数,测试集则用于测试实际的输出分类结果。最后的识别分类输出即为测试样本集的分类识别结果,其根据选取的不同识别分类器往往具有不同的编码输出。

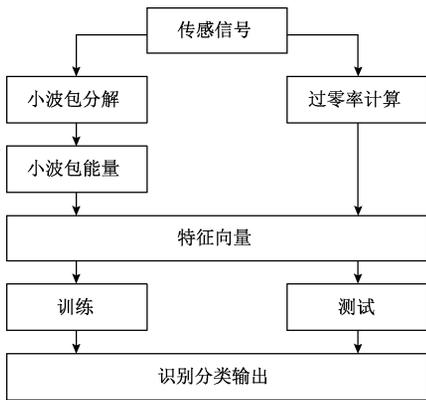


图3 基于时频混合特征的光纤振动传感信号识别流程
Fig.3 Flowchart of fiber optic vibration signal identification based on time-frequency hybrid features

2.1 过零率(ZCR)

ZCR是信号在给定时间段内信号幅值通过零值的次数,其可以较为直观地反映信号在给定时间段内变化快慢的程度,是信号时域特征的一种典型描述^[14]。ZCR的定义如下:

$$ZCR = \sum_{n=1}^N | \operatorname{sgn}[x(n)] - \operatorname{sgn}[x(n-1)] | \cdot w(n-m)$$

$$\operatorname{sgn}[x(n)] = \begin{cases} 1, & x(n) \geq 0 \\ -1, & x(n) < 0 \end{cases}$$

$$w(n) = \begin{cases} 1/2N, & 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: N 为给定时间段内采集数据的长度; $\operatorname{sgn}[x(n)]$ 为符号函数; $w(n)$ 为矩形窗函数。对于采用同一采样率在相同采样时间间隔内各个类型的光纤传感信号的变化密集程度是不相同的,即各个不同类型光纤传感信号的在给定的采样间隔内的ZCR是不相同的。特别是有、无振动传感信号在相同采样时间间隔内的ZCR明显不同,如

图2所示,振动传感信号的过零率明显要大于无振动传感信号的过零率。因此,ZCR可以较好地反映光纤传感事件信号的时域特征。

2.2 小波包能量

小波包分析是小波分析的改进和延伸,能够提供比小波更高的分辨率,是一种有效的信号处理技术^[15]。通过小波分析,原始信号可以分解为近似部分和细节部分,其中近似部分又可以再分解为更深一层的近似部分和细节部分,这样的分解过程可以重复进行多次直至设定的目标分解层数。而采用小波分析方法,原始信号的近似部分和细节部分仍可以同时进行分解,而且分解过程也可以重复多次直到目标的分解层数。小波包分析从多分辨率分析的角度上看其实质是让原始信号通过高、低通组合的滤波器组,对于每一次分解其总是可以把原始信号分解到高、低2个频率的通道内,而后继续对高、低频部分分别进行相同的分解直至设定的目标分解层数。图4所示为3层小波包分解树形,图4中 S 为原始信号, $C_{i,j}$ ($i=1,2,3; j=0,1,\dots,7$)为小波包分解系数。

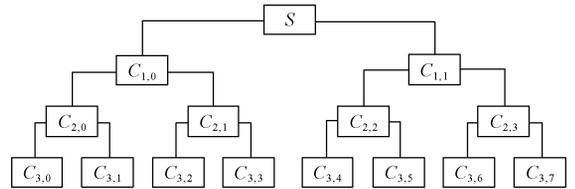


图4 3层小波包分解树形

Fig.4 Scheme of a three level wavelet packet decomposition

由于小波包变换是一种线性变换,则其满足能量守恒定律即:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt = \sum_i \sum_j |C_{i,j}|^2 \quad (4)$$

从而小波包系数具有能量的量纲,为此,信号在各个频段的能量大小即可由小波包系数进行确定。设定目标分解层数为 i ,则小波包分解可以产生 2^i 个不同的频带,每个频带对应的能量可表述为:

$$\hat{E}_l = \sum |C_{i,l}|^2 \quad l=1,2,\dots,2^i \quad (5)$$

将各个频带的能量归一化至 $[0,1]$ 区间内,则归一化后得到的小波包能量可以表述为:

$$\begin{cases} \hat{E}_{sum} = \sum \hat{E}_l \\ \hat{E}_l = \frac{1}{\hat{E}_{sum}} [\hat{E}_0, \hat{E}_1, \dots, \hat{E}_{2^i-1}] \end{cases} \quad (6)$$

由于光纤传感信号属于一种随机性非平稳信号,因此采用小波包分析可以有效的对其频率特性进行刻画。而采用小波包能量可以较为直观地反映出光纤传感信号在各个频段的信息分布,因此小波能量可以作为光纤传感信号的频域特征表述。

2.3 RBF 神经网络分类器

RBFNN 是一种具有结构简单、收敛速度快和函数逼近能力强的神经网络。相比于后向传输 (back propagation, BP) 神经网络, RBFNN 可以任意精度逼近任意函数, 并且具有全局逼近能力, 因而被广泛应用于模式识别、故障诊断、信号分类、传感技术等诸多领域^[16]。RBFNN 由 3 层网络结构组成即输入层、隐含层和输出层, 其网络结构如图 5 所示。

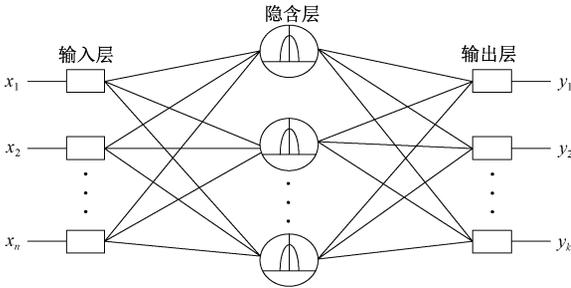


图 5 RBF 神经网络结构

Fig. 5 Architecture of RBFNN

RBFNN 每一层的数据在执行过程中紧密关联, 保证了其在处理问题过程中的稳定性和可靠性。其中输入层主要完成将光纤传感信号转换完成后的特征向量输入到隐含层各个节点中; 隐含层作用是通过选定的径向基函数将低维不可分的输入特征数据映射到高维可分函数空间; 输出层则完成最后的分类输出结果。设输入层的输入为 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$, 输出层的输出为 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_k]$, 隐含层选取的径向基函数为常用的高斯型函数, 即^[17]:

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{\|X - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad i = 1, \dots, m \quad (7)$$

式中: C_i 为第 i 个径向基函数的中心, 是与 X 具有相同维度的向量; σ_i 为第 i 个径向基函数的宽度; m 为隐含层节点的个数。则输出层每个节点的输出即为:

$$y_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} R_i(x) \quad (8)$$

对于本文选取目标分类事件为噪声、敲击和晃动 3 类光纤传感事件, 则 RBFNN 输出层即可设定为 3 位输出。对输出层的 3 位输出进行如下编码设定: $[1, 0, 0]$ 为无入侵事件, $[0, 1, 0]$ 为敲击事件, $[0, 0, 1]$ 为晃动事件, 即 RBFNN 在 3 种待检测事件特征向量输入时, 输出位中某位至 1 即表示 RBFNN 识别出对应的输入特征向量为某类事件。

3 实验结果与分析

3.1 实验方案设计

选取典型的迈克尔逊分布式光纤振动传感系统作为

振动传感信号传感器收集不同类型的光纤传感信号, 其中光源采用了中心波长为 1 550 nm, 线宽小于 50 kHz 的窄线宽激光器以提升传感信号的相干强度。而传感光纤采用 4 芯的铠装光缆, 并将其以正弦型安装在周界围栏上, 如图 6 所示, 其中每个围栏之间的间隔约为 3 m, 每个围栏间隔之间铺设大约为 2 个正弦型以增加光纤振动传感信号的灵敏度。由于迈克尔逊光纤振动传感系统采用 2 根光纤即可, 为此在具体实验中, 任选 2 根光纤作为传感光纤和参考光纤, 并在尾端加装光纤反射镜。本文选取了环境噪声、敲击和晃动 3 类事件作为目标分类事件, 每种类型事件各采集 300 组, 共计 900 组传感事件信号用于实际的识别和分类。为确保采集完整的光纤传感事件, 采集卡的采样参数设置采样时间间隔为 1 s, 采样率设置为 6 KS/s。



图 6 光纤传感围栏装置

Fig. 6 Diagram of the optical fiber sensing fence

3.2 传感信号特征提取

选取准确有效的特征向量表征光纤振动传感事件信息将直接影响整个传感事件识别分类最终结果。一方面准确的特征向量表述可以显著提升最终识别分类的准确率。另一方面, 由于典型的神经网络分类器在相同运算能力的计算机上识别分类时间相差较小, 因此特征提取的时间消耗将直接影响最终的识别结果的时间效率。

基于以上两方面的分析, 在采用过零率作为光纤传感事件的时域特征表述时, 本文采用计算每一帧采集长度即 1 s 统计计算目标检测事件的过零率。在采用小波包能量作为光纤传感事件的频域特征表述时, 本文选取了 3 层小波包分解并通过计算出其对应的 8 个不同频段的能量作为其频域特征。为此, 光纤传感事件的时频混合特征向量即表述为 $F=[ZCR, E_0, E_1, \dots, E_7]$ 。图 7~9 所示为 3 种典型光纤传感信号和其对应的特征向量, 其中, 图 7(a)、8(a) 和 9(a) 为 3 种光纤传感信号的原始信号波形, 图 7(b)、8(b) 和 9(b) 为各个类别信号对应的特征向量, 由于光纤传感信号由一个时域和 8 个频域特征, 为此每一种类型传感信号共计 9 个特征向量。

从 3 种光纤传感事件的原始信号波形可知, 光纤振动传感信号的变化程度要远远大于噪声传感事件信号,

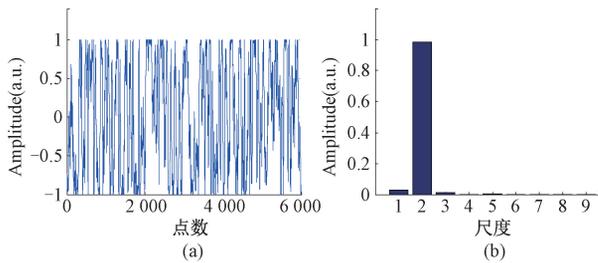


图7 噪声信号及其特征向量

Fig. 7 Noise signal and its corresponding feature vector

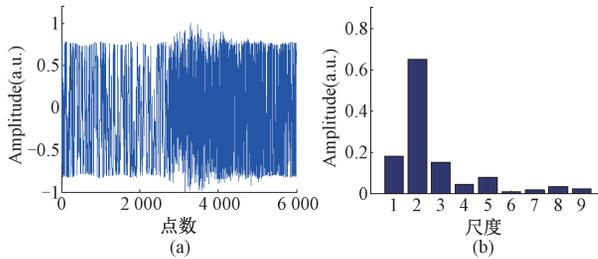


图8 敲击信号及其特征向量

Fig. 8 Knocking signal and its corresponding feature vector

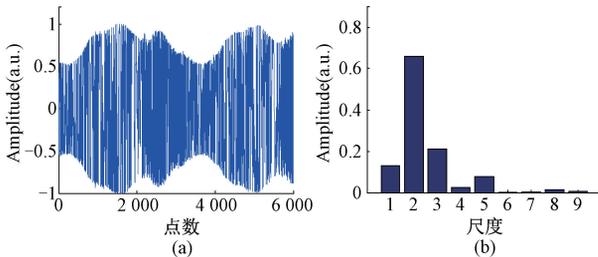


图9 晃动信号特征向量

Fig. 9 Wagging signal and its corresponding feature vector

从而振动传感信号的过零率要明显大于噪声事件信号的过零率。如图7(b)、8(b)和9(b)的第1个特征向量所示其为900组传感事件平均过零率特征取值,第2~9个特征向量为900组传感事件平均小波包能量分布。从图7~9可知,3种传感事件的过零率明显不同,特别是敲击事件与晃动事件的过零率明显大于噪声事件的过零率。从频域上分析,噪声事件的频率主要集中在第1个频段上,敲击和晃动2种事件虽然在第1个频段上的能量值最大。然而,后两者在其他频段上的能量值也明显大于噪声事件对应的频段能量。此外,敲击和晃动2种光纤振动创那事件虽然第1个频段的能量值近似,然而两者在其他频段的能量值分布却有明显不同,如晃动事件第2频段的能量值要明显大于敲击事件第2频段的能量值,然而晃动事件的第5和6频段的能量值要明显小于敲击事件对应的频段能量值。因此,采用时频混合的特征向量可以扩大3种传感事件在特征表述上的不同,进

一步提升分类器对传感事件的整体识别率。

选取有效的特征向量可以显著提升传感事件的整体识别率,然而特征向量在提取过程中的时间消耗将直接影响整个事件识别过程的响应速度。传统的光纤传感事件特征提取方法在特征提取过程中通常大于1s^[11,18-19],因而不能很好地满足传感事件在线实时识别分类的要求。图10所示为900组传感事件在选取基于时频混合特征向量法进行特征提取时的时间消耗,其提取时间主要集中在0.02s以内,少数分布在0.03以及0.04s,因此其特征提取过程完全满足光纤传感事件进行在线实时监测的需求。

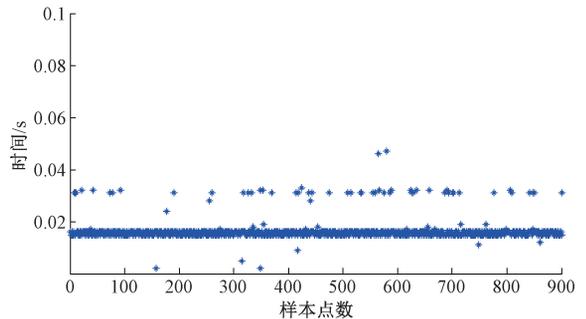


图10 特征提取时间分布

Fig. 10 Distribution of feature extraction time

3.3 传感信号事件分类

如图3所示,传感事件在识别分类过程中分为2个阶段即训练阶段和测试阶段。在训练阶段,RBF神经网络通过训练数据训练并构建分类函数模型;在测试阶段则直接使用已经训练好的分类函数模型对测试数据集进行识别输出。在本文的识别分类实验中,每种事件选取100组事件作为训练样本集,而每种事件其余的200组事件作为测试数据集。在训练阶段,为测试时频混合特征的有效性,在训练数据集完成识别分类函数模型的构建后,每种类型的100组的训练特征向量数据集首先作为测试数据集进行了识别输出,结果显示每种训练数据集的识别率均为100%。其直接说明了时频混合特征对光纤传感事件识别分类的有效性。在测试阶段,利用剩下的600组测试数据集对应的时频混合特征向量进行直接分类测试的同时,本文分别对文献[11-12]提出的识别方法在同样的测试数据集和相同的计算机上进行了识别测试,测试结果如表1所示。

由表1可知,3种识别方法均可以对噪声传感事件进行有效地识别。然而,由于基于EMD时频混合特征提取方法依赖于大量的原始数据集才可以对复杂类型的光纤振动传感事件进行有效地识别分类,因此其在本文设置的采样参数下识别效果最差。而文献[12]提出的识别方法,虽然对噪声传感事件取得了较高的识别分类

表 1 采用不同识别方案时各类
光纤传感事件识别率及时间消耗

Table 1 Recognition rate and time consumption
of fiber optic sensing events based on different kinds
of recognition method

识别方法	事件识别率/%			平均识别率/%	识别响应时间/s
	噪声	敲击	晃动		
文献[11]	91.00	31.50	14.50	45.67	0.206
文献[12]	99.5	44.00	61.5	68.33	0.025
本文	99.00	93.00	96.00	96.00	0.219

结果,并且在识别响应时间方面也取得了最快的效果。但由于其提取的时频混合特征无法有效的对复杂类型的振动传感事件进行表述,因此,敲击和晃动两类振动传感事件的识别效果非常不理想。而本文提出的时频混合特征识别分类方案不仅可以有效地识别分类出噪声传感事件,而且对复杂类型的振动传感事件的识别也取得了平均识别率在 94.5% 的识别效果。并且平均识别响应时间为 0.219 s,可以很好地满足在线识别分类的要求。综上,通过 3 种不同识别方案的对比,可以直接说明本文提出的时频混合特征识别方案的有效性和可行性。

4 结 论

针对分布式光纤振动传感系统中对不同类型光纤传感事件进行快速准确识别分类的应用需求,本文提出了基于时频混合特征提取方法的多类别事件识别方案。具体是采用具有时域特性的过零率特征和具有频域特性的小波包能量特征共同作为光纤传感信号的特征表述,而后采用基于径向基神经网络对其进行识别分类。为验证提出识别方案的有效性,本文采用了典型的迈克尔逊分布式光纤振动传感系统对噪声、敲击和晃动 3 种事件进行了实际的实验测试。其中 3 种传感事件的平均识别率为 96%,识别响应时间为 0.219 s,从而得出本文提出的特征提取识别方案能够满足实际的应用需求。

参考文献

[1] 杨振柳,李颖,钟子森. 分布式光纤传感技术在安防定位中的发展现状[J]. 工业仪表与自动化装置, 2019(3): 18-23.
YANG ZH L, LI Y, ZHONG Z S. Present development situation of distributed optical fiber sensing technology in security positioning [J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2019(3): 18-23.

[2] 朱燕,代志勇,张晓霞,等. 分布式光纤振动传感技术及发展动态[J]. 激光与红外, 2011, 41(10): 1072-1075.
ZHU Y, DAI ZH Y, ZHANG X X, et al. Developments

of distributed optical fiber vibration sensor[J]. Laser & Infrared, 2011, 41(10): 1072-1075.

- [3] 赵浩,林宗强,肖恺,等. 分布式光纤振动传感技术研究[J]. 电子设计工程, 2014, 22(19): 18-20.
ZHAO H, LIN Z Q, XIAO H, et al. Research of fiber vibration sensor system of digital network[J]. Electronic Design Engineering, 2014, 22(19): 18-20.
- [4] LI X L, SUN Q Z, WO J H, et al. Hybrid TDM/WDM-based fiber-optic sensor network for perimeter intrusion detection[J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30(8): 1113-1120.
- [5] CHELLIAH P, MURGESAN K, SAMVEL S, et al. Looped back fiber mode for reduction of false alarm in leak detection using distributed optical fiber sensor[J]. Applied Optics, 2010, 49(20): 3869-3874.
- [6] ANSARI A. Practical mplementation of optical fiber sensors in civil structural health monitoring[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2007, 18(8): 879-889.
- [7] 宋培培,万遂人. 分布式光纤传感信号特征提取方法研究[J]. 世界科技研究与发展, 2009, 31(5): 820-823.
SONG P P, WAN S R. The research on the feature extraction of the distributed fiber sensing signal [J]. World Sci-Tech R&D, 2009, 31(5): 820-823.
- [8] 唐超,胡挺. 光纤传感系统振动信号模式识别的研究[J]. 光通信技术, 2014, 38(11): 57-59.
TANG CH, HU T. Research on pattern recognition technology of vibration signal form optical fiber sensing system[J]. Optical Communication Technology, 2014, 38(11): 57-59.
- [9] 王艳歌,程丹,刘继红. 改进的 HHT 变换在光纤振动模式识别中的应用[J]. 现代电子技术, 2019, 42(9): 22-25.
WANG Y G, CHENG D, LIU J H. Application of modified Hilbert-Huang transformation in fiber-optic vibration pattern recognition [J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(9): 22-25.
- [10] 曲洪权,陈雨佳,邢志强. 基于小波变换的光纤振动信号特征提取与识别[J]. 北方工业大学学报, 2015, 27(3): 20-24.
QU H Q, CHEN Y J, XING ZH Q. Optical fiber vibration signal feature extraction and recognition based on wavelet transform [J]. Journal of North China University of Technology, 2015, 27(3): 20-24.
- [11] LIU K, TIAN M, LIU T G, et al. A high-efficiency multiple events discrimination method in optical fiber perimeter security system [J]. Journal of Lightwave

- Technology, 2016, 33(23):4885-4890.
- [12] 张俊楠, 娄淑琴, 梁生. 基于 SVM 算法的 φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(4):219-225.
ZHANG J N, LOU SH Q, LIANG SH. Study of pattern recognition based on SVM algorithm for φ -OTDR distributed optical fiber disturbance sensing system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(4):219-225.
- [13] 杨江, 赵健, 杨春妮, 等. 基于迈克耳孙干涉和模式识别到的全光纤周界安防系统[J]. 中国激光, 2014, 41(11):143-147.
YANG J, ZHAO J, YANG CH N, et al. All-fiber perimeter security system based on Michelson interferometer and pattern recognition [J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(11):143-147.
- [14] 纪振发, 杨晖, 李然, 等. 基于短时自相关及过零率的语音端点检测算法[J]. 电子科技, 2016, 29(9):52-55.
JI ZH F, YANG H, LI R, et al. Speech endpoint detection algorithm based on short time autocorrelation and short-time zero crossing rate [J]. Electronic Science & Technology, 2016, 29(9):52-55.
- [15] 于研, 许继秀, 张梦研, 等. 小波分析和小波包分析在轴承故障诊断中的对比分析[J]. 煤矿机械, 2019, 40(12):170-173.
YU Y, XU J X, ZHANG M Y, et al. Comparative analysis of wavelet analysis and wavelet packet analysis in bearing fault diagnosis [J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(12):170-173.
- [16] 傅晨钊, 司文荣, 徐鹏, 等. 基于 RBF 神经网络的变压器绕组及铁心振动信号分离研究[J]. 高压电器, 2019, 55(11):159-164.
FU CH ZH, SI W R, XU P, et al. Research on vibration signal separation of transformer winding and core based on RBF neural network [J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(11):159-164.
- [17] 谢春丽, 王宇超, 张博淋. 基于径向基神经网络的发动机故障诊断技术[J]. 森林工程, 2019, 35(6):61-66.
XIE CH L, WANG Y CH, ZHANG B L. Engine fault diagnosis technology based on RBF neural network [J]. Forest Engineering, 2019, 35(6):61-66.
- [18] HUANG X D, ZHANG H J, LIU K, et al. Hybrid feature extraction based intrusion discrimination in optical fiber perimeter security system [J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(1):1-12.
- [19] LIU L, SUN W, ZHOU Y, et al. Security event classification method for fiber-optic perimeter security system based on optimized incremental support vector machine [C]. 6th Chinese Conference on Pattern Recognition, 2014:595-603.

作者简介



郑来芳, 2015 年于湖南大学获得硕士学位, 现为太原工业学院讲师, 主要研究方向为模式识别。

E-mail: syj_zheng@126.com

Zheng Laifang received her M. Sc. degree from Hunan University in 2015. Now she is a lecturer at Taiyuan Institute of Technology. Her main research interest includes pattern recognition.



张俊生, 2012 年于中北大学获得硕士学位, 现为太原工业学院副教授, 主要研究方向为模式识别、图像处理。

E-mail: 45993095@qq.com

Zhang Junsheng received his M. Sc. degree from Zhongbei University in 2012. Now he is an associate professor at Taiyuan Institute of Technology. His main research interests include pattern recognition and image processing.