

## 相位敏感光时域反射系统模式识别方法综述

付群健, 于 森, 常天英\*, 张 瑾, 罗政纯, 王 旭, 刘珉含, 崔洪亮

(吉林大学 仪器科学与电气工程学院, 吉林 长春 130012)

**摘 要:** 基于相位敏感的光时域反射系统( $\Phi$ -OTDR)是一种新型的分布式光纤扰动传感系统。随着应用需求的不断细化,单纯对外部侵扰活动的检测及定位已无法满足实际需要,亟待对检测到的信号进行准确的分类识别。在检测到侵扰信号的同时,如何能准确判别入侵事件的类别,减少误报率和漏报率是分布式光纤扰动传感系统研究的关键问题。文中主要针对分布式光纤扰动传感系统的原理进行了简要的介绍,将现有的扰动信号特征提取的方法和分类器设计的方法进行归纳和分类,并对识别结果进行总结和对比以方便研究人员根据应用环境的差异以及待测信号的特征,准确选择适合的信号模式识别方法,促进研究人员对分布式光纤扰动传感系统模式识别方法进行更为深入的研究。

**关键词:** 分布式光纤扰动; 模式识别; 特征提取; 分类器设计

**中图分类号:** TP219 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0722001

## Summarization of pattern recognition method for phase sensitive optical time domain reflecting system

Fu Qunjian, Yu Miao, Chang Tianying\*, Zhang Jin, Luo Zhengchun, Wang Xu,  
Liu Minhan, Cui Hongliang

(College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** Phase-sensitive optical time domain reflection system ( $\Phi$ -OTDR) is a new type of distributed fiber perturbation sensing system. With the continuous improvement of application requirements, the detection and positioning of external intrusion can not satisfy the actual needs, the accurate detection of the signal identification is urgently needed. When detecting the intrusion signal, it is a key problem in the research of distributed optical fiber disturbance sensor system how to accurately distinguish the classification of intrusion events and reduce the false alarm rate and false negative rate. The principle of distributed fiber perturbation sensing system was briefly introduced, the existing methods of feature extraction and classifier design were summarized and classified, and the recognition results were summarized and compared to facilitate the research. According to the difference of the application environment and the characteristics of the signal to be measured, the accurate selection of the appropriate signal pattern recognition method is adopted to promote the researchers to study the pattern recognition method of distributed fiber perturbation sensing system more deeply.

**Key words:** distributed fiber perturbation; pattern recognition; feature extraction; classifier design

收稿日期: 2018-02-05; 修订日期: 2018-03-03

基金项目: 海洋公益性行业科研专项(201405026-01)

作者简介: 付群健(1993-), 女, 硕士生, 主要从事光纤传感技术及应用方面的研究。Email: fuqunjian@126.com

导师简介: 崔洪亮(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事光纤通信和传感、太赫兹科学与技术等方面的研究。

Email: hcui@jlu.edu.cn

## 0 引言

$\Phi$ -OTDR 系统可以实现长距离、分布式扰动传感与信号传输,通过检测光纤各部分后向瑞利散射干涉光的光强变化,实现对外部侵扰活动的检测,结合光时域反射技术可实现扰动信号的精确定位。 $\Phi$ -OTDR 系统利用光纤本身作为传感器和信号传输的载体,具有测量精度高、响应速度快、本征安全等优点,可以在恶劣的环境中长期稳定运行,在周界安防、石油管道、轨道交通、建筑结构健康等领域具有广泛的应用。

随着应用领域的不断拓展, $\Phi$ -OTDR 的系统结构由直接探测方式逐渐发展成相干探测方式以达到更高的动态范围和信噪比,从而实现弱信号的长距离测量,测量所得到的信息也从单纯的强度解调发展成对扰动信号的幅值、频率以及相位信息的解调。虽然获得了更多被测信号的信息,但由于作用于光纤上的扰动信号种类繁多,光纤所处环境存在较大差异,为对扰动信号进行准确判别,仅对系统结构和解调方法的改进是远远不够的,因此,对分布式光纤扰动传感系统进行信号的模式识别方法的研究日趋重要。

模式识别主要分为两个步骤,分别是扰动信号特征的提取和特征分类器的设计。初期的特征提取方法主要有过零率检测、信号持续时间检测等方法,由于各种扰动信号的频率以及持续时间有相互重叠的部分,信号的特征差异并不明显,导致信号识别的准确率不高。随着研究的不断深入,目前扰动信号特征提取的方法得到了更细致的划分,分别从扰动信号的时域能量和频域能量等多方面进行多种不同的特征提取,使用多个分类器分别对特征进行交叉识别,提高识别准确度。但是,特征提取还存在一定难度,原因是扰动信号种类过于繁多,有些是对被监测目标造成威胁的,有些则是自然现象产生的干扰信号,因此特征提取关键点在于如何能选择适合的特征提取方法,能快速、准确地提取出有用的信号特征。

自 2011 年以来,针对  $\Phi$ -OTDR 系统先后提出多种模式识别方法,文中是在阅读大量国内外的相关文献的基础上,对现有的模式识别方法进行分类、归纳、总结和对比,针对不同的应用环境以及多种类

型的扰动信号识别的需求,使读者能够更加明确地选择适合的特征提取方法,更高效地进行分类器设计,以达到更加精准识别扰动信号的目的。分别介绍了  $\Phi$ -OTDR 系统原理;从扰动信号的能量特征、频率特征、时域特征以及形态学特征四个方面介绍信号特征选择与处理过程;分类器则从向量机法、概率统计法以及神经网络的方法对特征进行分类;最后从模式识别类型及其识别的准确率、误报率等方面进行对比,总结不同应用环境下,多种扰动信号适用的模式识别方法。通过模式识别算法的实现与其具体应用,对于提高  $\Phi$ -OTDR 系统的实用价值,扩大其应用领域,具有重要的意义。

## 1 $\Phi$ -OTDR 系统结构原理

$\Phi$ -OTDR 在结构上可以分为两种,分别是直接检测方式和相干检测方式,下面分别进行介绍。

### 1.1 直接检测方式

$\Phi$ -OTDR 直接检测方式系统结构原理如图 1 所示,激光光源发出的光经过声光调制器(AOM)被调制成光脉冲,通过掺铒光纤放大器(EDFA)放大,经环形器进入传感光纤,在传输过程中发生散射,散射光在脉冲宽度内相干,返回的后向瑞利相干散射光经过环形器,然后通过带通滤波器对后向散射的瑞利光进行滤波,光电检测器(PD)将光信号转换成电信号后,通过数据采集卡进行数据采集,最后在 PC 机进行数据处理,通过幅值变化实现扰动信号定位。

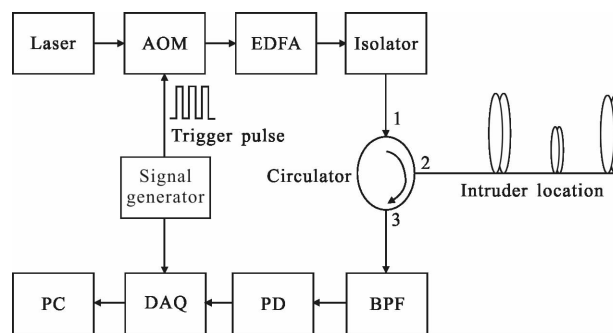


图 1  $\Phi$ -OTDR 直接检测方式系统结构

Fig.1  $\Phi$ -OTDR direct detection mode system structure

### 1.2 光相干检测方式

光相干检测的原理是将激光光源分为两路:一路用于携带扰动信息的信号光;另一路作为基准的本振光。两路光波在进入 PD 前进行光学混频,输出

信号包含调制信号的振幅、频率和相位特征等信息<sup>[1]</sup>。

$\Phi$ -OTDR 相干检测方式系统结构工作原理如图 2 所示,超窄线宽激光器作为光源发出的激光通

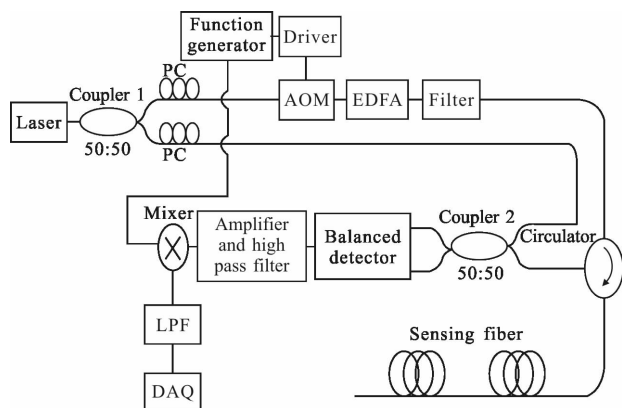


图 2  $\Phi$ -OTDR 相干检测方式系统结构

Fig.2  $\Phi$ -OTDR coherent detection system structure

过 3 dB 耦合器分为两部分,分别是频率为  $f_s$  的信号光 and 频率为  $f_l$  的本振光,光场强度可分别表示为:

$$E_s(t) = A_s \cos(2\pi f_s t + \phi_s) \quad (1)$$

$$E_l(t) = A_l \cos(2\pi f_l t + \phi_l) \quad (2)$$

式中:  $A_s, A_l$  分别是信号光与本振光的振幅;  $\phi_s, \phi_l$  分别是信号光和本振光的初相位。信号光经过环形器进入传感光纤,后向瑞利散射光经过耦合器进入平衡探测器,后向瑞利散射信号光和本振光在探测器表面形成相干光场,叠加后的混合光场为:

$$E(t) = E_s(t) + E_l(t) = A_s \cos(2\pi f_s t + \phi_s) + A_l \cos(2\pi f_l t + \phi_l) \quad (3)$$

叠加后的混合光强度为:

$$I(t) = E^2(t) = A_s^2 \cos^2(2\pi f_s t + \phi_s) + A_l^2 \cos^2(2\pi f_l t + \phi_l) + 2A_s A_l \cos(2\pi f_s t + \phi_s) \cos(2\pi f_l t + \phi_l) \quad (4)$$

公式(4)经过三角函数变换可得:

$$I(t) = A_s^2/2 + A_l^2/2 + 1/2[A_s^2 \cos^2(4\pi f_s t + 2\phi_s) + A_l^2 \cos^2(4\pi f_l t + 2\phi_l)] + A_s A_l \cos[2\pi(f_s + f_l)t + \phi_s + \phi_l] + A_s A_l \cos[2\pi(f_s - f_l)t + \phi_s - \phi_l] \quad (5)$$

式中:前两项为直流项,中间两项的频率属于光频量级,不在 PD 的响应频率范围内,最后一项为光强信号的交流项,其频率为信号光与本振光的频率差  $f_s - f_l$ 。最终输出电流为:

$$I(t) = \alpha A_s A_l \cos[2\pi(f_s - f_l)t + \phi_s - \phi_l] \quad (6)$$

式中:  $\alpha = e\eta/h\nu$  是光电变换的比列常数,  $e$  为电子电量,  $\eta$  为量子效率,  $h\nu$  为光子能量。由公式(6)可知,

在光相干探测中,在本振光作为参考信号的情况下,可获取信号光的幅值、频率及相位变化信息。

综上,相干检测法可获取信号光的幅值、频率和相位的变化信息,且转换的增益高,非常适合微弱信号的探测。而模式识别需要尽可能多地获取扰动信号信息,因此,推荐采用相干探测法对振动信号进行探测,以获取更多扰动信号的信息进行模式识别。

## 2 光纤扰动信号特征提取

$\Phi$ -OTDR 系统是根据后向瑞利散射光信号来提取特征信息的,所获得的信息大多是非平稳、非线性的数据类型,且获得的数据量巨大,直接采集的数据不容易找到扰动信号的特征,在进行模式识别之前,需要对不同的特征有效性进行分析,找出能代表扰动特征的部分。通常的特征选择<sup>[2]</sup>与处理过程如图 3 所示。

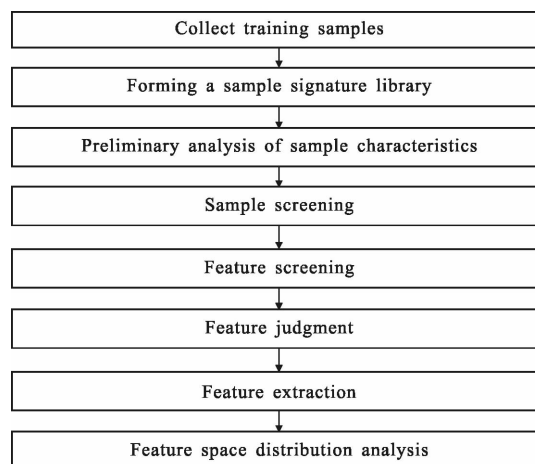


图 3 特征选择与处理过程

Fig.3 Feature selection and processing

下面将选取一些针对  $\Phi$ -OTDR 系统和相位检测原理的系统的模式识别方法进行介绍,以扩展研究人员对  $\Phi$ -OTDR 系统模式识别方法研究的思路。

### 2.1 扰动信号能量特征

#### 2.1.1 小波包分析能量谱法

小波包分析<sup>[3]</sup>相对于小波分析,细化了待分析信号的高频部分,对  $\Phi$ -OTDR 系统返回的后向瑞利散射信号进行更为详细的时频多尺度分析。下面将以一个三层的小波包分解进行举例说明。

小波分解树如图 4 所示,其中  $A$  表示低频项,  $D$  表示高频项,末尾的序号数表示小波分解的层数,小

波包分解具有如下关系：

$$S=AAA3+DAA3+ADA3+DDA3+AAD3+DAD3+ADD3+DDD3 \quad (7)$$

通过小波包变换的方法，将传感光纤所检测的扰动信号的频率细分为频带间隔相等的低频段和高频段，分别计算每个频段的能量，将归一化后的每组频段的能量值作为待测信号的特征向量<sup>[4]</sup>，用分解得到的部分特征向量代表待测信号的大部分特征信息。可以通过实验，在确定分解层数后，使识别准确率趋于一个稳定的数值<sup>[5]</sup>。

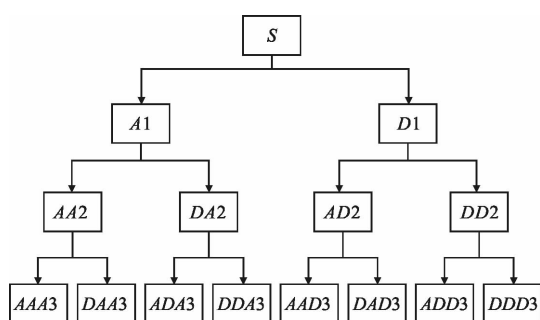


图 4 三层小波包树形分解图

Fig.4 Three-layer wavelet packet tree decomposition diagram

2015 年，杨振<sup>[6]</sup>提出了一种基于小波变换和小波能谱的特征提取法，用于提取  $\Phi$ -OTDR 系统中的扰动信号特征。根据不同事件的能谱特征，分别对下雨、攀爬和敲击三种事件进行区分，以信号的小波能谱构成信号八维特征向量，其中，对于敲击和攀爬信号，其能谱会有部分的重叠，会出现误判现象，最终信号识别正确率为 85%。2015 年，李凯彦<sup>[3]</sup>等提出一种将小波能量谱的方法用于光纤链路扰动信号特征提取，分别计算不同子段的能量，对特征进行提取，对每种扰动取 50 组进行训练，平均准确率达到 87%，针对样本量较少的情况，提高了准确率。2016 年，王亮<sup>[4]</sup>对五种不同的扰动进行小波包变换，并进行能量分析，有三种扰动小波包能量特征相似，仍需要进行后期处理。上述基于小波包分解的信号特征提取方法的实现均依赖于相位检测原理的光纤传感系统，待测信号特点与  $\Phi$ -OTDR 系统所关心的扰动信号类型相同，具有一定的参考价值。

### 2.1.2 小波信息熵

小波信息熵<sup>[7]</sup>结合小波分析方法以及信息熵原理，目的是将待分析信号进行小波分解得到小波系

数矩阵，通过矩阵的熵值得到待测扰动信号的稀疏程度，以此描述待测信号的混乱程度，无扰动时，熵值趋于平稳，有扰动时，不同的扰动信号得到的矩阵熵值不同，从而对扰动信号类型进行区分。定义小波信息熵<sup>[8]</sup>为：

$$S_{wt}=S_{wt}(p)=-\sum_{i=1}^N p_i \cdot \ln(p_i) \quad (8)$$

其中，

$$p_i = \frac{E_i}{E_{total}} \quad E_{total} = \sum_i^{N+1} E_i \quad (9)$$

式中： $p_i$  是信号小波分解后每一层的能量与总能量的比值，可以用来评价信号的不确定度； $S_{wt}$  代表的是能量分布的无序性。当  $\Phi$ -OTDR 系统中的传感光纤没有受到扰动时，接收到的信号是后向瑞利散射光信号和背景噪声，其能量分布有相对确定的混乱度；而当扰动作用于传感光纤时，光纤内折射率发生变化，产生的突变信号能改变信号的能量分布，从而改变其小波信息熵值。

2015 年，孙茜<sup>[7]</sup>运用小波信息熵，对  $\Phi$ -OTDR 系统进行模式识别的特征提取，分别对大车行驶、人工挖掘和人走动三种入侵类型进行识别，不同入侵事件的小波熵最大值存在差异，可以根据选择窗口的不同，将小波熵的最大值作为扰动信号的特征向量。

### 2.1.3 希尔伯特黄变换

主要分为经验模态分解(EMD)和希尔伯特谱分析两个部分，最终获得信号中具有实际物理含义的瞬时频率分量，实现高分辨率的时频分析<sup>[7]</sup>。通过 Hilbert 变换得到复平面上具有明确解析意义的瞬时频率，适合  $\Phi$ -OTDR 系统中非平稳随机扰动信号的时频特征提取，对扰动信号的瞬时能量和频率的获取和分析有重要意义。

希尔伯特黄变换<sup>[9]</sup>首先对传感光纤上的扰动信号进行 EMD 分解，待测信号被分解为不同的固有模态(IMF)分量和残余剩量  $r(n)$ ，其中，每个 IMF 分量都反映了信号的局部特征，残余剩量  $r(n)$  表示信号一段时间内的平稳属性。然后对得到的固有模态分量进行 Hilbert 变换，从而得到信号的瞬时频率特征，将所有得到的 IMF 分量画成三维图，俯视观察，通过颜色的深浅可直观得出频率分布与幅值能量随时间的变化关系。为了避免在做 Hilbert 变换时出现负频率，需要对每个 IMF 分量做包络线使数据上下



对称。

EMD 分解过程如图 5 所示<sup>[4]</sup>。

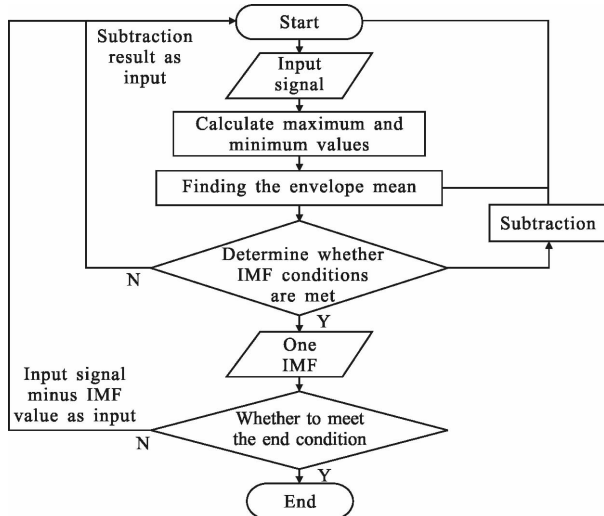


图 5 EMD 分解过程

Fig.5 EMD decomposition process

由于 EMD 的自适应性<sup>[10]</sup>, 传感光纤上不同的扰动事件信号的 IMF 个数会不同, 相对于扰动频率成分比较复杂的信号, 其后向瑞利散射光波动较为剧烈, 其 IMF 分解个数越多。在  $\Phi$ -OTDR 系统中, 当有入侵事件发生时, 不同扰动的瞬时频率不同, 各频带内的能量分布也不相同, 根据这一特性可以对不同扰动事件进行区识别。

虽然 EMD 方法提高了待测信号的自适应性, 但是无法解决模态混叠问题, 这样会导致识别精度降低。在此基础上, 对 EMD 方法进行改进, 提出了 CEEMD 方法<sup>[11]</sup>, 解决了模态混叠问题, 具体过程是: 在原始信号中加入正负互补的高斯白噪声, 得到两组数据; 重复 EMD 实现方法, 最后得到两组 IMF 分量, 分别求每组数据的平均值; 将两组平均值再做平均作为最后的 IMF 分解值。

2016 年, 王亮<sup>[4]</sup>使用此种方法对  $\Phi$ -OTDR 系统进行信号特征的提取, 针对传感光纤中不同的扰动信号进行 EMD 分解, 并进行 Hilbert 变换并求得振动信号的边际谱, 以边际谱图像作为扰动信号的特征。2017 年, 蒋立辉<sup>[11]</sup>等将提取到的 IMF 分量构造 Hankel 矩阵作为特征矩阵, 并对矩阵进行奇异值分解, 得到奇异值熵作为最终的特征值, 结合支持向量机 SVM 分类器, 对攀爬、敲击的识别准确率达到 95% 和 85%, 相对于 EMD 的方式, 基本解决模态混

叠的问题, 进一步提高了识别准确率。HHT 方法比较适用于  $\Phi$ -OTDR 系统的非平稳随机信号的时频域特征提取, 且应用较多, 针对信号的特点和系统的要求, 对其进行改进, 可以得到更为清晰的扰动信号特征。

#### 2.1.4 短时能量法

短时能量法<sup>[12]</sup>是基于解调后的扰动信号进行时域分析, 一般  $\Phi$ -OTDR 系统解调方法分为幅度解调和相位解调, 而短时能量法需要对散射光进行幅度解调, 同时对扰动位置进行定位, 确定待分析的数据段。主要思想是将信号划分成等间距的小段信号, 再对每段信号段进行能量的计算, 细化整体的信号特征。

在时域上将待测信号  $x(n)$  划分成每段长度为  $N$  的数据帧<sup>[6]</sup>,  $N$  的选取决定识别精度以及识别效果, 因此, 需要确定合适的  $N$  值。对每帧计算短时能量为:

$$E_m = \sum_{n=m}^{m+N-1} x^2(n) \quad (10)$$

由于部分扰动信号可能存在扰动幅值过大的问题, 公式(10)中的平方运算会使处理过程对高电平敏感, 因此可以采用短时平均的方式<sup>[13]</sup>, 计算公式为:

$$A(n) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} |X_n(m)| \quad (11)$$

式中:  $A(n)$  表示第  $n$  帧扰动信号  $X_n(m)$  的短时平均幅度。此种方法优点是不会对高电平采样点过于敏感, 缺点是难以区分出能量差异不大的信号, 要根据不同的扰动信号选择适合的方式。此外, 为了使选取的数据连续以及增加数据的容量, 选取数据帧时需要进行前后重叠一部分, 重叠的长度一般为 1/2 或者 1/3。通过公式(10)的计算, 可以得到每帧数据的强度信息, 通过设定相应的阈值, 将超过阈值的帧信号进行提取并进行后续的分析, 阈值是通过模板训练获得的。

2015 年, 王照勇<sup>[4]</sup>等使用短时能量特征提取的方法用于光纤围栏扰动入侵探测系统, 对踢墙、踹墙、原地跑等扰动进行提取, 配合适合的分类方法, 提高了整个系统的识别速度, 对于入侵预警的实时监测非常重要。2017 年, 徐铨晋<sup>[13]</sup>将短时能量作为特征提取的一个特征向量, 通过对扰动数据的比较, 发现此种方法对有无扰动的判断较灵敏。此种方法既可以应用于  $\Phi$ -OTDR 系统, 也可以用于其他信号的处理过程, 应用限制性比较小。

## 2.2 扰动信号频率特征

### 2.2.1 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换<sup>[15]</sup>将待测扰动信号进行傅里叶变换的积分区间局部化<sup>[16]</sup>,通过确定窗函数的方式对信号进行划分,每段的信号经过傅里叶变换得到频域信息,同时保留了待测信号的时域信息。将获得的扰动传感信号进行短时傅里叶变换<sup>[17]</sup>可以得出传感信号在不同扰动时间区域内的时频信息,如人工扰动信号的频率较低,机械信号的扰动频率较高,此种方法对低频、高频扰动较为敏感,在  $\Phi$ -OTDR 系统中,扰动信号特征表现为不平稳性,单一对频率的区分有一定的限制和误差。

2015 年张颜<sup>[15]</sup>等基于  $\Phi$ -OTDR 系统将过电平率、短时傅里叶变换等作为多参量特征,每种特征获得的值作为总体特征参量的一部分,采用多特征参量的方法,丰富了扰动信号的信息,很大程度上解决了  $\Phi$ -OTDR 系统对目标识别模式单一化的问题,对不同扰动的平均识别率达到 89.05%。

### 2.2.2 MFCC 特征提取法

MFCC(Mel-scale Frequency Cepstral Coefficients)<sup>[18]</sup>将难以划分的非线性数据转换成易于划分的线性问题。在  $\Phi$ -OTDR 系统中,扰动信息本质上可以认为是扰动引发的音频信号,Mel 频率分析是基于人类听觉感知理论进行设计的,模仿听觉信息的特点,对模式识别中的待测扰动信号进行分析。

MFCC 特征提取方法就是将扰动信号的线性频谱通过公式(12)的数学关系映射到听觉感知的 Mel 非线性频谱中,最终转换到倒谱上。

$$\text{Mel}(f)=2595\lg(1+f/700) \quad (12)$$

首先,对待测扰动信号预加重、分帧和加窗;然后对加窗后的数据段通过傅里叶变换得到每段数据对应的频谱;将获得的频谱信息通过 Mel 滤波器组得到 Mel 频谱;最后,在 Mel 频谱上面进行倒谱分析,得到频率的倒谱系数。当扰动事件作用于传感光纤时,通过对其进行 MFCC 频谱分析,将得到的 MFCC 系数作为特征向量与训练得到的数据进行匹配,得到概率较大的模式作为未知扰动事件的识别类型<sup>[19]</sup>。

与之相似的另一应用于  $\Phi$ -OTDR 系统的方法是基音特征分析法<sup>[20]</sup>,此方法也是根据分析语音信号特点进行分类识别的。具体方法是通过平均幅

差函数检测法提取出扰动信号<sup>[21]</sup>,通过自相关系数的计算估算出基音周期,进而可以直接判断出扰动信号类型,一般人工信号的基音范围是 400~700 ms,机械信号的基音范围是 12~45 ms。

2016 年,邹东伯<sup>[19]</sup>等从频域的角度对扰动信号进行分析,通过 MFCC 特征提取的方法,对下雨信号进行实验,识别准确率达 92.5%,也可以应用于其他以扰动作为特征识别对象的系统。相对于 2014 年唐超<sup>[18]</sup>等采用的 MFCC 方法进行优化,针对下雨这一扰动,识别准确率提高 6%。2017 年,毕福昆<sup>[20]</sup>等通过基音提取的方式,对电钻、电镐以及噪声信号进行识别,平均准确率达 90%,且算法结构简单,缩短了识别时间,对  $\Phi$ -OTDR 系统实时性检测有一定的参考意义。

### 2.2.3 其他方法

还有一些其他的方法,像频移差分法和过电平率<sup>[22]</sup>,这些是  $\Phi$ -OTDR 系统中比较常用和基础的处理方法,通常只适用于对信号的预处理。频移差分表示扰动的起伏程度,参数具体算法如下,其中  $x(n)$  表示信号某一点的时刻, $x(n-1)$  表示信号前一点的时刻。

$$D_m = \sum_{n=m}^{m+N-1} |x(n) - x(n-1)| \quad (13)$$

过电平率表示在单位时间内待测信号在某一电平附近扰动的频率,当传感光纤上的扰动信号相邻的两点穿过一个固定的阈值时即可认为过电平,计算方法是:

$$L_{CR} = \frac{\sum_{m=0}^{N-1} \Psi(I(n) \geq a)}{N} \quad (14)$$

式中: $I(n)$  为输入信号点的幅度; $a$  为设定的电平阈值; $\Psi$  为指示函数,当括号内条件成立时值为 1,否则为 0。此方法相对于过零率,不仅能反映频率信息,而且可以反映扰动的幅值信息,可以对寂静段和扰动段进行区分<sup>[13]</sup>。

两种方法皆是通过设定合适阈值的方法对特征信息进行提取,通过公式(14)可得出短时过电平率与待测信号的短时相位变化以及短时平均频率成正相关<sup>[23]</sup>,在  $\Phi$ -OTDR 系统的返回数据中,可以找到确定的对应关系作为扰动信号的特征。

## 2.3 扰动时域特征

### 2.3.1 扰动持续时间

扰动持续时间通过对扰动持续时间的分析可以

有效区分瞬时作用和长时作用。例如：人走动和大车行驶，二者发生的持续时间不同，可以根据这种规律来作为特征识别的特征向量。

### 2.3.2 自适应动态阈值特征提取法

自适应动态阈值特征提取法<sup>[24]</sup>需要对  $\Phi$ -OTDR 系统采样得到的数据进行解调后再进行后续的处理，解调算法的时间影响特征提取的处理时间。设定采样信号为  $a$ ，先对其做去均值处理<sup>[24]</sup>，然后通过实验确定一个阈值  $TH$ ，其具体公式是：

$$TH = \text{sum}(\text{abs}(a)) / \text{length}(a) \times (1 - \text{sum}(\text{abs}(a)) / \text{length}(a))^5 \quad (15)$$

式中： $\text{sum}()$ 表示求和； $\text{abs}()$ 表示取绝对值； $\text{length}(a)$ 表示采样信号  $a$  的样值点的个数，通过实验，将阈值  $TH$  设定为比系统中噪声信号的幅值高一些的数值，可以自动调整。公式(16)是通过大量的实验获得的经验公式，将采样信号划分为长度为  $\text{length}(N)/N$  的小段，每一段是一个区域  $Q$ ，每一段按照公式(16)计算其过阈值特性。

$$LC = \sum_{n=0}^{N-1} \Gamma\{(a(n) \geq TH) \& (a(n-1) < TH)\} \quad (16)$$

式中： $\Gamma\{u\}$ 为函数，当  $u$  为真时， $\Gamma\{u\}=1$ ，当  $u$  为假时， $\Gamma\{u\}=0$ 。每一小段区域  $Q$  分别计算  $LC$  的数值，将此作为特征向量之一。分别选取采样信号  $a$  的特征参量  $p1, p2, p3$  作为分类器的输入参量，其中  $p1$  为采样信号  $a$  的各段区域  $LC$  数值总和， $p2$  为采样信号  $a$  有效信号区域的长度， $p3$  为有效区域内信号的能量，能量的计算方法是每个采样点幅值的平方和。此种方法将判断扰动位置和特征提取相结合，在一定程度上简化了数据处理过程，但是增加了模式识别的时间，因此实时性较差。

2014 年，谢鑫<sup>[24]</sup>等在光纤布拉格光栅振动系统中，使用此种方法进行信号分析，理论上可以将此方法移植到  $\Phi$ -OTDR 系统的非平稳随机时间序列的信号特征提取。针对小动物、人为攀爬、长棍滑动、温度上升四种事件有很好的识别率，识别率达 96.83%。

### 2.4 形态学的特征提取方法

形态学的特征提取法方法<sup>[25]</sup>主要针对  $\Phi$ -OTDR 光纤预警系统进行一个二维的特征提取，将扰动信号按光脉冲触发时序重构为二维时间-空间域信号<sup>[7]</sup>，通过分析图像上的特征差异，分别对应扰动产生的原因。

图像分析所含有的信息比较丰富，比较适合样

本较少的情况，它可以增加事件的样本数量。如某一种事件在图中有不同的几个区域，将每种事件的每个区域作为一个样本，这样，增加了每种事件样本的数量，样本数量越多，越能够更完整地描述每种事件的特征，识别准确率也会相应的提高。此外，这种方法还能够识别出不同种事件或者多个同类事件一起发生的情况。在这种情况下图像中将会出现较多的特征区域，提取每个样本的形态特征，只要保证在一个采样周期内将图像中的所有事件区域都识别出即可。这种方法直观而清晰地显示了不同事件的特征，具体可以分为<sup>[25]</sup>：区域幅值、区域面积、区域间隔以及圆形态。整体设计流程图如图 6 所示。

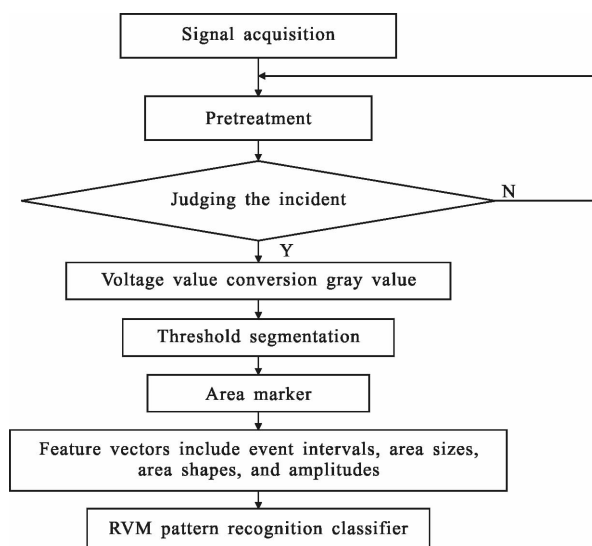


图 6 时间-空间域信号特征识别流程图

Fig.6 Time-space domain signal feature identification flow chart

2015 年，孙茜<sup>[25]</sup>等采用此种方法用于  $\Phi$ -OTDR 光纤预警系统，此种方法是一种崭新的思维方式，将一维的特征值转化为二维特征值，不仅在处理数据时更加直观地显示出扰动信号的特征，对后期的处理皆转换成对图像的处理方法，降低了数据处理的难度，并提供了一个全新的特征提取思路，针对一些比较典型的扰动信号，识别准确率达 97.8%。

## 3 模式识别分类器设计

模式识别分类器是在  $\Phi$ -OTDR 系统特征提取的基础上进行特征分类的方法，它直接影响整个系统的模式识别的综合能力。分类器所要达到的目标是对训练样本有较强的学习能力，对待分类的扰动



特征数据具有较强的判别能力<sup>[7]</sup>。分类器的设计主要分为两大类，主要是有监督学习和无监督学习， $\Phi$ -OTDR 系统是根据训练得到的已知模板对未知类别进行判断的过程，属于通过先验信息对分类器进行设计的，属于监督学习，目前主要的方法有向量机法、距离测度法、贝叶斯分类器以及神经网络的方法，下面主要对这几种方法进行介绍。

### 3.1 向量机法

#### 3.1.1 支持向量机 SVM

支持向量机是 Vapnik 等人根据统计学理论提出的一种学习方法<sup>[26]</sup>，它不仅在  $\Phi$ -OTDR 系统模式识别中应用较多，在很多其他领域都是通用的，它是 VC 维理论以及结构风险最小原理作为前提<sup>[5]</sup>。比较适用于样本含量较少且非线性数据的划分。

在实际应用中，可以通过维数转换的方法，将非线性数据输入到三维空间或者更高维空间从而转换成线性问题，通过在高维空间中求解线性最优分类平面的方法将数据划分开<sup>[27]</sup>。SVM 主要思想就是就是在高维空间找到一个线性决策边界，通过在低维空间中进行的数量积运算，转换到高维空间进行分类，将不同的数量积运算设定成核函数，不同的核函数对应某一个变换空间的内积，核函数一般分为全局核函数和局部核函数，比较常用的核函数有多层感知器 (MLP)<sup>[28]</sup>、径向基核函数 (RBF)、线性核函数 (Linear) 等。这种方法使高维空间中的数据转换在低维输入空间完成，避免耗费计算资源。支持向量机的网络结构如图 7 所示。

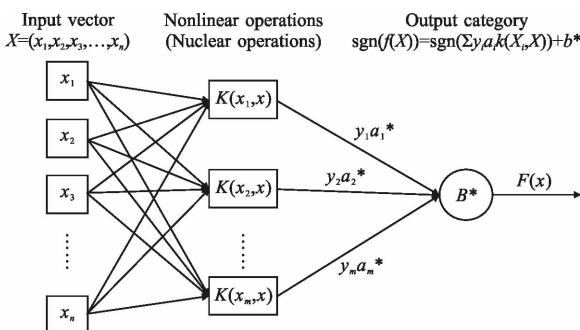


图 7 支持向量机的网络结构

Fig.7 Network structure of support vector machines

2017 年，张俊楠<sup>[29]</sup>将此算法用于  $\Phi$ -OTDR 系统扰动信号特征分类中，并对二叉树结构的分类器进行优化，通过平均值、均方差、波形因子以及能量谱

等特征提取方法，对三种扰动踩压、浇水和敲击进行识别，分别设计四个分类器对事件进行识别，突破了单一特征参量目标识别的缺点，提高了扰动源的准确性，降低了运算的时间复杂度，最终正确的扰动识别率在 96% 以上，漏报率和误报率在 4% 以下。2017 年，曲洪权<sup>[30]</sup>提出一种改进的 SVM 算法，是基于样本风险代价和先验概率调节超平面阈值的方法，通过占空比和过均值的特征提取方法对数据进行处理，与 BP 神经网络相比平均分类准确率提高 11.51%，与标准的支持向量机相比平均错误代价降低 8.28。

#### 3.1.2 相关向量机 RVM

相关向量机是一种以贝叶斯框架为基础的学习机<sup>[7]</sup>，理论上任意的核函数都可以用此方法构建，且所需样本数量较少，因此数据处理时间较短，识别精度高，比较适用于  $\Phi$ -OTDR 系统的实时数据处理。

在  $\Phi$ -OTDR 系统中，以三种待识别的数据为例，具体步骤是：首先，定义待测信号特征的模式输入向量，即特征提取方法中所获得的特征向量，记作  $x \in R^n$ ，目标向量是  $t=[t_1, t_2, t_3]^T$ 。则相关向量机 RVM 的分类模型为：

$$y(x, w) = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 = \Phi w \quad (17)$$

式中： $N$  是待测数据的长度； $w$  为权值向量， $w=[w_0, w_1, \dots, w_N]^T$ ； $\Phi$  为  $N \times (N+1)$  的矩阵， $\Phi=[\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_N)]^T$ ； $K(x, x_i)$  是核函数。所有数据集合的似然函数为：

$$P(t|w) = \prod_{i=1}^N \sigma[y(x_i, w)]^{t_i} \{1 - \sigma[y(x_i, w)]\}^{1-t_i} \quad (18)$$

RVM 的识别效率高，但是训练时间长，在  $\Phi$ -OTDR 系统传感光纤较长且数据量较大的情况下，应提前对数据进行训练。在进行数据分析时，应选择相对效果较好的高斯核函数对数据进行处理。在进行多分类决策时，可以优化算法，采用多个 RVM 分类器，进行“一对一”多分类决策，提高分类精度。图 8 是根据已知事件进行训练的过程，图 9 是根据训练的结果进行对未知事件的识别分类过程。

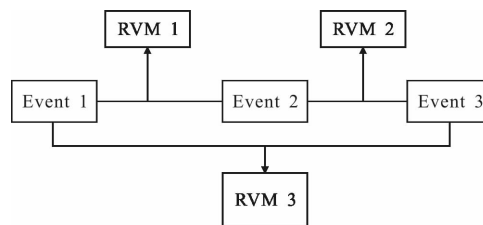


图 8 训练过程

Fig.8 Training process



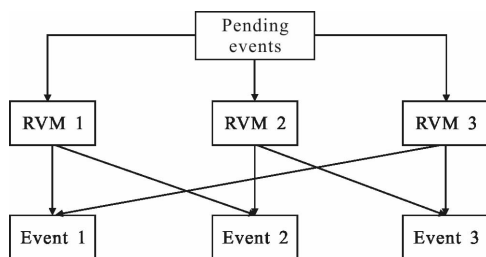


图 9 识别过程

Fig.9 Identification process

2015 年,孙茜<sup>[7]</sup>将此种分类器应用于  $\Phi$ -OTDR 光纤预警系统的模式识别中,分别采用高斯径向基核函数和多项式核函数进行分类处理,提出一种将两种核函数相结合的方式,保证了核函数的学习能力和泛化推广能力,并配合其形态特征提取方法,平均分类准确率达 96% 以上。

### 3.1.3 SVDD 支持向量数据描述

SVDD(Support Vector Data Description)是一种由支持向量机(SVM)发展而来的统计学习理论,以结构风险最小化原理为基础,适合对非线性、非平稳信号进行分类<sup>[8]</sup>。对于给定的样本集<sup>[31]</sup>,SVDD 目的是找到一个球状的决策边界,将空间内所有样本分成两类,令所求得的球体内有尽可能多的样本且半径达到最小。SVDD 方法利用不同的核函数将低维空间中的非线性样本映射到高维空间中的线性划分,在用高斯核函数进行计算时,判别函数可写为:

$$f(c_i) = K(c_i, c_i) - 2 \sum_i a_i K(c_i, x_i) + \sum_{i,j} a_i a_j K(x_i, x_j) \quad (19)$$

式中:  $c_i$  为待识别的特征向量;  $a_i$  为训练得到的与  $x_i$  相对应的非零系数;  $x_i$  为特征空间的支持向量;  $K(x, y) = \exp(-(x_i - x_j)^2 / s^2)$  为高斯核函数。通过公式(20)可判断  $c_i$  是否属于特征空间,  $R$  为通过训练得到的特征空间的半径。

$$\begin{aligned} f(c_i) - R^2 &\leq 0, c_i \in T \\ f(c_i) - R^2 &> 0, c_i \notin T \end{aligned} \quad (20)$$

2014 年,唐超等<sup>[18]</sup>使用 SVDD 算法实现对  $\Phi$ -OTDR 系统传感信号的识别,通过 MFCC 特征提取的方法,将特征量进行训练和模版匹配,对 SVDD 算法进行优化和改进,实现对单一事件模板库训练以及多类别识别,识别率达 86.6%。在近年,此种方法应用较少,但理论上仍然有一定的优势。

## 3.2 距离测度分类法

### 3.2.1 模板匹配法

模板匹配法是通过比较未知种类的样品和训练之后的标准模板之间的距离来判断是否相同或者相似,依赖于  $\Phi$ -OTDR 系统特征提取所获得的特征向量的精准性。具体过程是分别计算待识别样品和标准模版中的样品之间的距离<sup>[32]</sup>,找出距离待识别样品最近的标准模版样品,但是运算量过于巨大,因此在其基础上提出了基于 PCA 的模板匹配法,即对特征进行主成分分析,按照各特征的贡献值,提取前  $m$  个主分量,用较低维数的特征来进行分类,此种方法对特征分类有一定的运算量,可将主成分分析的思想提前应用于特征向量提取,对特征向量进行主成分分析,在一定程度上减少  $\Phi$ -OTDR 系统的数据分析量,提高系统响应效率。

### 3.2.2 距离法分类

常用的距离分类方法有基于欧式距离法分类、马氏距离分类以及频谱欧氏距离分类法等。在  $\Phi$ -OTDR 系统中,较为常见的方法是欧式距离测度法,下面主要介绍此种方法。

欧式距离法分类就是选取一类扰动信号样本数据,计算其类中心  $\overline{X}^{(w_i)}$ ,通过公式(21)计算待识别扰动信号与经过训练后的每一已知类别之间的中心距离  $d$ ,找出距离已知类别最近的类别,则该类别就是待识别扰动信号的类型。

$$d^2(X, w_i) = (X - \overline{X}^{(w_i)})^T (X - \overline{X}^{(w_i)}) \quad (21)$$

频谱欧氏距离分类法<sup>[14]</sup>分别计算样品信号的频谱以及待识别扰动信号的频谱,将经过训练的已知样品频谱与待识别扰动的频谱进行对比,采用欧氏距离法作为判决依据。频谱欧氏距离的计算公式为:

$$d_E = \left\{ \sum_{k=1}^M [F_{\text{signal}}(k) - F_{\text{model}}(k)]^2 \right\}^{1/2} \quad (22)$$

式中:  $F_{\text{signal}}$  和  $F_{\text{model}}$  分别为待识别信号的频谱和已知样品的频谱;  $M$  为频谱序列的长度。不同的待识别扰动信号计算结果对应不同的欧氏距离数值。

2013 年, Xu Haiyan<sup>[32]</sup>等将模板匹配的思路用于  $\Phi$ -OTDR 系统,计算待识别样本和训练的标准样本累积欧氏距离作为模式区分基础,最终识别准确率达 87.5%。

## 3.3 基于概率统计的贝叶斯分类器

此分类器分为两类,分别是基于最小错误率的

贝叶斯决策分类器和基于最小风险的贝叶斯决策分类器,二者皆是通过贝叶斯公式进行计算的:

$$P(w_i|X) = \frac{P(X|w_i)P(w_i)}{\sum_{k=1}^M P(X|w_k)P(w_k)} \quad (23)$$

式中: $P(w_i)$ 是先验概率; $P(X|w_i)$ 为类条件概率密度函数; $P(w_i|X)$ 为该样品分属各类别的概率,即后验概率<sup>[33]</sup>。多数  $\Phi$ -OTDR 系统采用的是基于最小风险的贝叶斯决策分类器,下面将主要对此种方法进行介绍。

基于最小风险的贝叶斯<sup>[34]</sup>分类就是将各后验概率求加权的方式,可以改变某一扰动事件的误判概率,减小风险项,通过调整损失函数值的方法来表明损失的严重性与否。其中  $\lambda(\alpha_i, j)$  代表损失函数,含义是本身属于自然状态  $w_j$ , 做出决策  $\alpha_i$ , 使其归属于  $w_i$  所造成的损失。

最小风险贝斯决策实现步骤:

(1) 根据贝叶斯公式(23)计算待识别扰动信号  $X$  的后验概率;

(2) 在计算出后验概率后,得出采取相应的决策条件下所承担的条件风险,计算公式如公式(24):

$$R(\alpha_i|X) = \sum_{j=1}^M \lambda(\alpha_i, j)P(w_j|X) \quad (24)$$

(3) 根据步骤(2)中计算的条件风险值,找出其中的最小值决策  $\alpha_k$ , 这个决策就是最小风险贝叶斯决策,  $w_k$  就是待识别扰动信号  $X$  的归类。

2015 年,左冬森<sup>[34]</sup>采用贝叶斯最小风险理论的方法结合小波分析方法,处理分解后的系数,直接对扰动类型进行判断,对入侵扰动信号的平均识别准确率达 98.75%。该系统在原理上与  $\Phi$ -OTDR 系统具有相似性,有一定的参考价值。同时,贝叶斯最小风险理论也作为一种寻找自适应的阈值的方法用于滤波。

### 3.4 神经网络分类器

神经网络在  $\Phi$ -OTDR 系统模式识别中,是比较方便以及常用的分类方法,它的目标就是找到类别间最为合理的激励函数、连接权值和阈值,将空间中的两种不同的类别分开,每一个神经元完成两个类别的分类,通过级联的方式,区分出很多复杂的类别,在结构上类似于人脑的组织结构和活动规律,它是对人脑结构的简化和模仿。图 10 是人工神经网络模型。

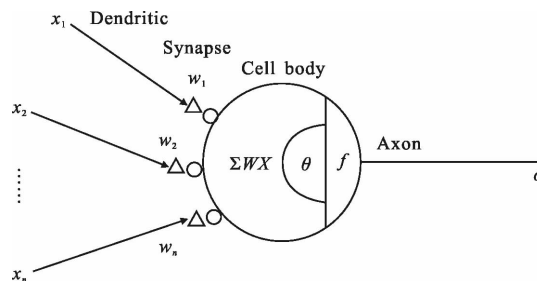


图 10 人工神经网络模型

Fig.10 Artificial neural network model

人工神经元的输入端可以有很多类别,在  $\Phi$ -OTDR 系统中,输入端的数量就是每类扰动信号的特征向量维数;但是每一个神经元的输出只有一个或一类,相当于一个非线性的阈值器件,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  表示  $n$  个输入,  $w_1, w_2, \dots, w_n$  表示输入信号强度,也可以看作输入的权值,  $\Sigma WX$  表示对输入的信号求和,相当于神经细胞的膜电位,  $o$  表示输出,  $\theta$  表示人工神经元的阈值。

常用的神经网络的模型有 BP 神经网络、径向基函数神经网络、概率神经网络和反馈神经网络等。下面将选取  $\Phi$ -OTDR 系统中几个常用的模型进行介绍。

#### 3.4.1 BP 神经网络分类器

BP 算法是一种前馈多层网络的学习算法,它主要包括输入层、输出层以及中间层。中间层不直接与外界相联系,称为隐层。比较常用的是三层神经网络,针对不同系统,可以适当增加层数,以提高精度。神经网络学习的过程主要是:正向传播,从输入层经过隐层向输出层传播计算;逆向传播,从输出层经过隐层传向输入层;正向传播和逆向传播的计算过程交替循环进行;利用梯度算法等方法,计算权重,判断全局误差是否趋近于极小值。具体的计算操作过程可参看参考文献[24]。

2014 年,谢鑫<sup>[24]</sup>等将此种分类器应用于光纤扰动入侵监测系统,其检测原理与  $\Phi$ -OTDR 系统相似,通过自适应动态阈值特征提取的方法,对仿真目标信号和实际采样数据进行测试,验证整个系统的识别准确率,由于仿真信号全部用于训练,因此平均识别准确率达到 100%,对于实际采样数据,由于实验条件所限,实验次数较少,正确识别率达 96.83%。

#### 3.4.2 径向基函数神经网络分类器

径向基函数(RBF)神经网络<sup>[35]</sup>相对于 BP 神经

网络,速度方面有所提升,对于  $\Phi$ -OTDR 系统分类速度的提升方面有一定的优势。它具有自组织、自学习以及自适应的特点,并且该模型的隐层节点的自变量是输入向量与中心向量之间的距离,以径向基函数作为模型的激活函数,神经元的激活程度随输入向量和中心向量之间的距离变化而变化,距离越远激活程度越低,具有非线性变化的特点,RBF 网络输出可表示为:

$$y=f(x)=\sum_{j=1}^M w_j \Phi(\|X-C_j\|, \sigma_j) \quad (25)$$

式中: $M$  是隐层的节点数; $w_j(j=1,2,\dots,M)$  是第  $j$  个基函数与输出神经元的连接权值; $C_j$  为隐层第  $j$  个高斯单元的中心; $\sigma_j$  为其半径; $\Phi(\cdot)$  为高斯函数:

$$\Phi(x)=\exp\left[-\frac{\|x-c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right] \quad (26)$$

2017 年,黄翔东等<sup>[35]</sup>主要针对  $\Phi$ -OTDR 系统识别高效性问题提出一种综合特征的识别方法,引入多组全相位滤波器,采用过零率特征提取的方法,将一组扰动信号做并行处理,通过 RBF 神经网络对扰动特征进行分类,对攀爬围栏、敲击光缆、晃动光缆以及剪切光缆扰动进行识别,平均准确率达 88.57%,而特征提取处理时间为 1.562 s,模式识别处理时间是 0.652 4 s,相对于 EMD 方法,总时间节省 68%以上,对  $\Phi$ -OTDR 系统实时性方面是一种提升。

综上,神经网络算法是一种相对完整、独立且比较成熟的算法,也有很多不同的神经网络算法,每种算法各有优缺点,如在学习过程的复杂程度、学习速度、对噪声和错误的鲁棒性等方面都有细微的不同,因此可以根据  $\Phi$ -OTDR 系统具体的应用问题,侧重选择适合的神经网络分类器

#### 4 识别结果对比

$\Phi$ -OTDR 系统应用十分广泛,当系统应用于实际时,要根据不同的应用场合来设定识别类型的特征。目前, $\Phi$ -OTDR 系统的应用方向大体分为如下几类,用于监测区域安全方面的扰动有:人走动、攀爬、触网、断纤等;用于管道安全监测方面的扰动有:人工挖掘、机械挖掘、重型车行驶、小型车行驶、钻孔等。此外,还要考虑天气的影响,如:大风、下雨等自然天气的影响,防止误报情况的发生。因此,在设计

模式识别算法时,首先应该明确应用目的,针对不同应用情况下的扰动识别目标进行特征分析。不同扰动类别之间,识别算法有参数设置上的差异。模式识别系统整体过程如图 11 所示。

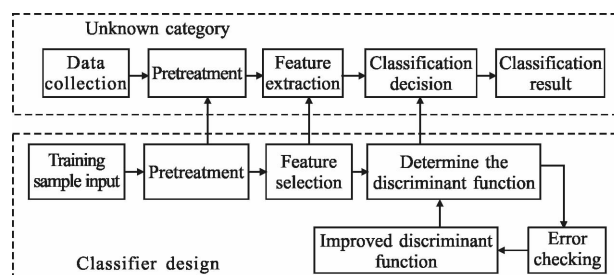


图 11 模式识别过程

Fig.11 Pattern recognition process

表 1 是近四年内一些  $\Phi$ -OTDR 系统应用的总结,大多数的算法在上文中皆有介绍,结合不同的应用场合、信号类型以及已经达到的识别准确率,研究人员可有针对性地设计和选择适合自己系统的方法,对已存在的方法进行改进和完善。

通过方法四和方法七可以看出不同应用场所的不同扰动信号,同一种方法的识别准确率也不相同,与  $\Phi$ -OTDR 系统本身的稳定度、实验环境等有关关系,因此要有针对性地选择适合监测系统的方法<sup>[36]</sup>;方法八在今年有所改进,主要是采用基音特征提取的方法,对于人工信号和机械信号进行区分,不采用分类器,直接估算每种扰动的基音范围,简化了算法<sup>[20]</sup>;在实验室完成仿真实验识别准确率较高,但是涉及具体应用时,存在各种不可测的因素,尤其是在传输过程中各种噪声的存在,使实际的准确率与仿真具有一定偏差;扰动信号特征提取方法的优劣直接影响整个系统的识别准确率以及后续的分类器的设计。此外,今年针对特征提取有了一个新的思路,即综合上述特征提取的典型方法,将不同方法提取到的特征向量进行特征融合与特征约简<sup>[10]</sup>,选择出最能代表扰动信号特征的向量,进一步简化分类器的识别过程以及识别精度。综上,在进行  $\Phi$ -OTDR 模式识别系统设计时,要明确应用场所以及对应的扰动种类、特征,这样才能有针对性地提高系统的识别效率和识别准确率。以上表格中所用的方法都是只针对特定环境而言,可移植性较差且功能有待完整和细化,在以后的研究中,应向更细化、直观、可移



表 1 不同方法对比结果  
Tab.1 Comparison of different methods

	Method 1 <sup>[26]</sup>	Method 2 <sup>[28]</sup>	Method 3 <sup>[36]</sup>	Method 4 <sup>[4]</sup>	Method 5 <sup>[7]</sup>	Method 6 <sup>[14]</sup>	Method 7 <sup>[6]</sup>	Method 8 <sup>[18]</sup>
Years	2017	2017	2016	2016	2015	2015	2015	2014
Signal type	Tap, Crush, Water	Excavators, hammers, compactors	Percussion, climbing, watering mild rolling	Stepping, shaking, short tapping, long vibration	Car driving, artificial excavation, people walking	Kick wall, wall, run, wind	Rain, climbing, knocking	Tread, climb, rain
Feature extraction	Fourier transform, energy spectrum, etc.	FFT, sum, product, maximum	Square difference, overshoot rate, Fourier transform, duration of disturbance, etc.	Wavelet packet transform, empirical mode decomposition (EMD)	Pulse image morphological feature extraction	Short-term energy, short-time transiation difference, Fourier transform	Wavelet packet energy spectrum	MFCC
Classifier methods	SVM classifier	MLP multilayer perceptron, GMM <sup>[34]</sup>	Fuzzy attribute evaluation model	BP neural network	Relevance vector machine	Euclidean distance	BP neural network	SVDD
Recognition accuracy	96%	81.1%	89.05%	96.67%	98%	Not mentioned	90%	>84%
False alarm rate	<4%	35.4%	<12%	Not mentioned	<2%	Not mentioned	10%	<9.2%
Missing rate	<4%	35.4%	<12%	Not mentioned	<2%	Not mentioned	Not mentioned	<6.7%
Application direction	Optical cable security	Pipeline integrity	Perimeter security	Lab simulation, not applied	Dagang-zaozhuang oil product pipeline	Fence intrusion warning	Perimeter security	Not mentioned
Technical evaluation	Suitable for systems with less disturbance types	Applicable to systems with non-threat disturbances and threat disturbances	Suitable for signals with relatively close disturbance types	Suitable for most pattern recognition sites	Short recognition time, high recognition efficiency, suitable for real-time systems	Applicable to feature recognition with less difference between training templates and disturbances	Suitable for systems with less disturbance types	System with obvious audio characteristics suitable for disturbance signals

植性方向优化,  $\Phi$ -OTDR 系统模式识别在应用方面仍有很大的发展空间。

### 5 结 论

文中通过整理和分析  $\Phi$ -OTDR 系统的特征提取方法,包括扰动信号能量、扰动频率、扰动时域以及图像法对不同的扰动信息进行区分;分析了分类器的设计方法,通过不同的特征识别和分类器分类的组合,可以针对不同的扰动信号种类进行识别,并

整理了近几年在光纤传感方面扰动信号模式识别的方法及其准确率、漏报率以及应用场所等信息,并对未来优化方向提出一些建议。

目前,  $\Phi$ -OTDR 系统在实验室中实验准确率可达 96.67%,在实际应用中,大多数方法识别准确率在 80%~90%之间,识别扰动信号种类多数在四个以内。因此,在  $\Phi$ -OTDR 系统模式识别能广泛、准确地应用到实际中仍然有很长的路要走。目前,  $\Phi$ -OTDR 系统仍然存在一定的问题,如:应用于不同的环境

时,识别准确率差别较大,因此,提高模式识别算法可移植性是广泛应用的关键;为了提高识别准确率,需要在前期进行大量的数学计算,导致系统实时性较差,可以在后期结合嵌入式处理技术提高实时性;目前能识别的扰动大多数是单特征参量,如何能同时识别多特征参量是后续工作的重点,同时,为了降低误报率,对一些自然环境导致的扰动应有准确的识别区分。相信在广大研究者的努力下, $\Phi$ -OTDR 系统模式识别会越来越智能化,并在未来充分显示出优势和潜力。

#### 参考文献:

- [1] Zhang X, Sun Z, Shan Y, et al. A high performance distributed optical fiber sensor based on  $\Phi$ -OTDR for dynamic strain measurement [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(3): 1-12.
- [2] Yang Shuying, Zhang Hua. Pattern Recognition and Intelligent Computing -MATLAB Technology Implementation [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2016: 127-150. (in Chinese)
- [3] Li Kaiyan, Zhao Xingqun, Sun Xiaohan, et al. A method of regularized composite feature extraction for vibration signal pattern recognition of fiber-optic links [J]. *Journal of Physics*, 2015, 64(5): 243-249. (in Chinese)
- [4] Wang Liang. Michelson interferometric fiber vibration sensing system pattern recognition method [D]. Changchun: Jilin University, 2016. (in Chinese)
- [5] Liao Jun. Research on positioning algorithm and pattern recognition technology of dual M-Z perimeter protection system [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2015. (in Chinese)
- [6] Yang Zhen. Research on signal recognition method of distributed optical fiber security detection system[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2015. (in Chinese)
- [7] Sun Qian.  $\Phi$ -OTDR optical fiber early warning system pattern recognition method [D]. Tianjin: Tianjin University, 2015. (in Chinese)
- [8] Zhou Liangxin. Research and implementation of  $\Phi$ -OTDR optical fiber intrusion feature extraction algorithm[D]. Xi'an: North China University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [9] Li Qin, Wang Hongbo, Li Lijing, et al. Optical fiber distributed disturbance sensor based on Michelson interferometer[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 205-209. (in Chinese)
- [10] Zhao Yi. Research on integrated method of intrusion behavior of light intrusion based on feature fusion [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [11] Jiang Lihui, Liu Jiesheng, Xiong Xinglong, et al. Research on feature extraction and recognition method of optical boundary intrusion signal [J]. *Laser and Infrared*, 2017, 47(7): 906-913. (in Chinese)
- [12] Du T, Wan X, Zhang Z, et al. Analysis of the interference signal of the distributed optical fiber sensing based on DSP [J]. *Optics & Photonics Journal*, 2013, 3(2B): 122-125.
- [13] Xu Chengjin. Research on signal processing technology of distributed optical fiber sensing system [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese)
- [14] Wang Zhaoyong, Pan Zhengqing, Ye Qing, et al. Fast pattern recognition for spectrum analysis of fiber fence intrusion alarm [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(4): 159-164. (in Chinese)
- [15] Zhang Yan, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al. Research on pattern recognition of  $\Phi$ -OTDR distributed optical fiber perturbation sensor system based on multi-feature parameters [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(11): 1105005. (in Chinese)
- [16] Tejedor J, Martins H F, Piote D, et al. Toward prevention of pipeline integrity threats using a smart fiber-optic surveillance system [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2016, 34(19): 4445-4453.
- [17] Wang Siyuan, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al. M-Z interferometer type fiber distributed disturbance perturbation system pattern recognition method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8): 2613-2618. (in Chinese)
- [18] Tang Chao, Hu Ting. Research on vibration signal pattern recognition of optical fiber sensing system [J]. *Optical Communication Technology*, 2014, 38(11): 57-59. (in Chinese)
- [19] Zou Dongbo, Liu Hai. Research on distributed fiber optic vibration sensing signal recognition [J]. *Laser Technology*, 2016, 40(1): 86-89. (in Chinese)
- [20] Bi Fukun, Zhou Liangxin, Li Xuelian. Recognition algorithm of optical fiber vibration signal based on pitch feature analysis [J]. *Journal of Northern University of Technology*, 2017, 29(2): 39-44. (in Chinese)
- [21] Qu H, Zheng T, Pang L, 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.

- [22] Zhang Yan. Research on pattern recognition of  $\phi$ -OTDR distributed optical fiber disturbance sensing system [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016. (in Chinese)
- [23] Zheng Tong. Theoretical basis research on detection and recognition method for  $\varphi$ OTDR optical fiber intrusion[D]. Xi'an: North China University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [24] Xie Xin, Wu Huijuan, Rao Yunjiang, et al. Optical fiber fence intrusion detection system based on fiber Bragg grating vibration sensor and its pattern recognition [J]. *Journal of Photonics*, 2014, 43(5): 0506005. (in Chinese)
- [25] Sun Q, Feng H, Yan X, et al. Recognition of a phase-sensitivity OTDR sensing system based on morphologic feature extraction[J]. *Sensors*, 2015, 15(7): 15179–15197.
- [26] Zhang Junnan, Lou Shuqin, Liang Sheng. Model recognition of  $\Phi$ -OTDR distributed fiber perturbation sensing system based on SVM algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(4): 0422003. (in Chinese)
- [27] Takagi R, Horisaki R, Tanida J. Object recognition through a multi-mode fiber[J]. *Optical Review*, 2017, 24(2): 117–120.
- [28] Tejedor J, Maciasguarasa J, Martins H F, et al. A novel fiber optic based surveillance system for prevention of pipeline integrity threats[J]. *Sensors*, 2017, 7(12): 311–355.
- [29] Wang Peng, Yan Shuqin, Liang Sheng, et al. Threshold algorithm for selective average  $\varphi$ -OTDR distributed optical fiber perturbation sensing system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(3): 0517001.
- [30] Qu Hongquan, Xia Yu, Bi Fukun. Research on optical fiber intrusion signal recognition based on improved SVM algorithm [J]. *Journal of North China University of Technology*, 2017, 29(2): 33–38. (in Chinese)
- [31] Zhang Y, Liu W Z, Fu X H, et al. An extraction and recognition method of the distributed optical fiber vibration signal based on EMD-AWPP and HOSA-SVM algorithm[J]. *Spectroscopy & Spectral Analysis*, 2016, 36(2): 511–577.
- [32] Xu H Y, Zhang Z, Zhang X W. Signal recognition basing on optical fiber vibration sensor [J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2013, 347–350(2): 334–337. (in Chinese)
- [33] Liu Tao, Zhang Wenping, Chen Huifang, et al. Application of Kalman filter in denoising of distributed Raman fiber temperature sensing system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43 (5): 1643–1647. (in Chinese)
- [34] Zuo Dongsen. Research on identification and location method of vibration signal of optical fiber periphery [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2015. (in Chinese)
- [35] Huang Xiangdong, Zhang Haojie, Liu Kun, et al. Study on high-level intrusion event recognition of optical fiber perimeter security system based on comprehensive feature [J]. *Journal of Physics*, 2017, 12(66): 124206. (in Chinese)
- [36] Fedorov A K, Anufriev M N, Zhirnov A A, et al. Gaussian mixture model for event recognition in optical time-domain reflectometry based sensing systems [J]. *Review of Scientific Instruments*, 2016, 87(3): 036107.