

# 基于BSS和BPNN-DS算法的光纤入侵传感网络信息的高精度识别

张燕君<sup>1,2</sup> 刘文哲<sup>1</sup> 付兴虎<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>燕山大学信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004

<sup>2</sup>河北省特种光纤与光纤传感重点实验室, 河北 秦皇岛 066004

**摘要** 采用传统单路传感光纤实现对信息特征的测量,常由于交叉敏感等不可控因素使测量数据出现异常值,导致信息分析偏差较大,识别准确度低。因此,提出了一种基于双相干谱、样本熵和奇异值分解(BSS)和反向传播神经网络(BPNN-DS)算法的多路光纤入侵传感系统信息的特征提取与识别方法。针对含3路传感光纤的布里渊光时域反射(BOTDR)传感入侵检测系统,该方法利用BSS算法分别对不同入侵类型的多路信号进行特征提取;采用BPNN算法对不同入侵振动特征矢量进行分类;经Dempster Shafer(DS)证据理论算法对多路传感光纤的时空信息进行融合。数值分析与仿真实验结果表明,提出的信息提取方法可以有效提取出多路传感网络的信息特征,且使用BPNN-DS证据理论的多路信息融合方法能够准确识别多路入侵传感网络的信号类型,具有较高的准确度和可信度。

**关键词** 传感器;分布式光纤传感;双相干谱;样本熵;奇异值分解;Dempster Shafer信息融合

中图分类号 TN247 文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0106001

## High Precision Identification of Optic Fiber Invasion Sensor Networks Information Based on the BSS and BPNN-DS Algorithm

Zhang Yanjun<sup>1,2</sup> Liu Wenzhe<sup>1</sup> Fu Xinghu<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

<sup>2</sup>Key Laboratory for Special Fiber and Fiber Sensor of Hebei Province, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

**Abstract** Because of the cross sensitivity and other uncontrollable factors, the information data appear abnormal and result in the large deviation of information analysis and low recognition accuracy when using traditional mono-channel optical sensing fiber to achieve the measurement. A feature extraction and recognition method based on bicoherence spectrum, sample entropy and singular value decomposition (BSS) and back propagation neural network (BPNN)-Dempster Shafer(DS) is proposed. Assuming the intrusion detection system contains three optic sensing fibers based on the Brillouin optical time domain reflection (BOTDR), the method utilizes the BSS algorithm to extract the different intrusion features of multiplex signal, respectively. The classification of the feature vectors for different intrusion vibrations is realized by using the BPNN algorithm and the spatio-temporal information fusion of multi sensing fibers is acquired by Dempster Shafer (DS) evidence theory. Numerical analysis and simulation results show that the novel method can effectively extract the information characteristics of multi-channel sensor networks and have higher accuracy and credibility based on BPNN-DS evidence theory compared with the mono-channel optical sensing fiber. This multi-channel information fusion algorithm can also identify signal types of multi-intrusion sensor networks accurately.

**Key words** sensors; distributed optical fiber sensing; bicoherence spectrum; sample entropy; singular value

收稿日期: 2015-07-15; 收到修改稿日期: 2015-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(61205068)、中国博士后科学基金(2013M541200)、河北省自然科学基金(F2014203125)、燕山大学“新锐工程”人才支持计划项目

作者简介: 张燕君(1973—),女,博士,教授,主要从事光传感、光电检测与信号处理等方面的研究。

E-mail: yjzhang@ysu.edu.cn

\*通信联系人。E-mail: fuxinghu@ysu.edu.cn

## 1 引 言

分布式光纤入侵检测以其抗电磁干扰、灵敏度高、空间分辨率高以及适应大范围复杂环境监测等特点,广泛应用于管道运输、周界安防等领域。该技术不仅能够准确识别出不同的入侵振动信号,且隐蔽性较强,还克服了传统电子检测只有单一报警、缺乏危害识别的缺点<sup>[1-2]</sup>。因此,如何在噪声干扰的情况下准确识别出入侵振动事件,进而实现对光纤传感入侵信息的高精度提取与识别已成为该检测领域的研究热点<sup>[3]</sup>。

近年来,国内外学者为此进行了大量的研究,喻晓芒等<sup>[4]</sup>针对常见的越境信号,设计了一种基于频带能量的特征提取方法,并采用神经网络进行入侵信息识别;王照勇等<sup>[5]</sup>提出了一种频谱欧式距离方法,实现了光纤围栏的入侵监测预警;Mahmoud等<sup>[6]</sup>针对传感路径上的大降雨事件设计了一种基于水平交叉(Level Crossings)和神经网络的信号识别处理方法;Min等<sup>[7]</sup>利用非线性规模滤波法和倒频谱平均消去法对信号进行了信息矢量提取,准确识别了运输管道上的破坏因素。然而,目前的光纤传感系统采用单路传感光纤实现对信息特征的测量,交叉敏感等不可控因素会使测量数据出现异常值,导致信息分析偏差较大,识别准确度低。因此,本文提出一种同时对多路传感信息进行识别的入侵检测系统。

针对布里渊光时域反射(BOTDR)传感入侵检测系统,提出了一种新的基于双相干谱、样本熵和奇异值分解(BSS)和反向传播神经网络(BPNN)的光纤入侵传感网络信息的特征提取与识别方法。该方案利用BSS对多路传感信息进行特征提取;采用BPNN对信号进行识别分类;使用了Dempster Shafer(DS)证据理论对多路信息进行时空信息融合。结果表明,该方法可有效提取多路检测系统的入侵信号特征,且采用BPNN-DS算法进行信息融合,还可进一步提高入侵振动信息识别的准确率。

## 2 基本原理与分析算法

在光纤传感入侵检测过程时,获得的时域信号是光纤沿线上的整体信号,而沿线的入侵往往只发生在若干个局部的位置上,且各种入侵事件只会集中在某个时间段发生,即单独或交替发生,不会一直发生。因此,特征提取只需要对一段信号进行处理,即对信号进行分割,防止识别过程中信号的处理延迟累计,相对提高了整体的处理效率。

信号选取过程中采用短时能量和平均过零率作为判定的依据,在参数计算前,首先将信号划分为长度为 $N$ 的数据帧, $N$ 的大小则根据检测系统的光脉冲重复频率和干扰特征确定, $N$ 越小,运算效率则较低,但 $N$ 也不适合较大<sup>[5]</sup>。

对采集到的信号分帧后为 $x_i(n)$ ,且2帧之间保持一定的帧长度的1/2或1/3的重叠率,提取出每帧信号的短时能量 $P_i$ 和平均过零率 $Q_i$ ,作为信号选取的依据。对于短时能量 $P_i$ 和平均过零率 $Q_i$ 其可以表示为

$$P_i = \sum_{n=1}^N x_i^2(n), \quad (1)$$

$$Q_i = \sum_{n=1}^N |\text{sgn}[x_i(n)] - \text{sgn}[x_i(n-1)]|, \quad (2)$$

式中 $N$ 为帧长。当 $x_i(n) \geq 0$ 时, $\text{sgn}[x_i(n)] = 1$ ;当 $x_i(n) < 0$ 时, $\text{sgn}[x_i(n)] = 0$ 。在光纤未受到外界入侵影响时,每1帧的短时能量和平均过零率都很小;当有外界入侵时,入侵处传感信号的幅值和频率会增加,此时相应帧的短时能量和平均过零率也会增大,此时,即将超过阈值的信号帧作进一步特征提取及识别操作,而信号选择的灵敏度,也可以通过调整阈值的大小来调整。

### 2.1 BSS特征分析原理

在BOTDR传感入侵检测系统中,单模光纤中的传感信号非常微弱。特别是随着光纤传感距离的增加,光纤链路远端发出的散射光信号还会被噪声所淹没。此外,外界入侵振动信号通常具有频带范围宽和非线性、非平稳等特性,使得对传感信号的处理变得更加难以检测。采用以时频分析和滤波为主的信号特征分析方法对传感信号进行处理,不仅很容易丢失有用信息,还很难达到令人满意的特征分析结果。因此,提出采用高阶谱、样本熵和奇异值分析方法分别对每路传感信号进行信息提取。

### 2.1.1 高阶谱分析原理

高阶谱分析从较高的阶次上反映了不同的振动信号,并且在理论上能够完全抑制高斯噪声<sup>[8]</sup>。在高阶谱分析中,具有双周期性、对称性等特性的双谱不仅包含了高阶谱的所有特性,而且其分析对高斯噪声不敏感,可以提高振动信号非线性特征提取的精确度<sup>[9]</sup>。

在计算双谱估计的过程中,通过加窗函数对检测数据进行平滑处理,降低了估计误差。在传感信号处理中也可使用三阶累积量谱中的双相干谱进行信息提取,而双相干谱可通过双谱归一化得到,即

$$b(w_1, w_2) = \frac{B(w_1, w_2)}{\sqrt{P(w_1)P(w_2)P(w_1 + w_2)}}, \quad (3)$$

式中  $B(w_1, w_2)$  为系统信号的双谱,  $P(w_1)$ 、 $P(w_2)$ 、 $P(w_1 + w_2)$  分别为  $x(n)$  的功率谱在  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_1 + w_2$  处的值<sup>[10]</sup>。

相对于表示 2 个频率的能量谱的双谱,双相干谱体现了频率  $w_1$  和  $w_2$  相位耦合产生的能量在  $w_1 + w_2$  处总能量中所占的比例。双相干谱函数的平方值  $b^2$  在 0 和 1 之间,客观上描述了二次耦合的程度。若  $b^2$  为 0,即不存在相位耦合;若为  $b^2$  为 1,则  $w_1 + w_2$  处的能量完全源于  $w_1$  和  $w_2$  的相位耦合<sup>[11]</sup>。

### 2.1.2 样本熵分析原理

样本熵是一种通过精确计算长度为  $N_i$  的时间序列的条件概率的自然对数<sup>[12]</sup>对系统复杂度进行度量的方法。该方法并不计算自我匹配度,可以克服近似熵计算的偏差,使其计算速度更快,精度更高,特别适合入侵振动信号的分析。时间序列的样本熵计算步骤如下:

- 1) 对于一个拥有  $N_i$  个点的数据序列  $x(1), x(2), \dots, x(N_i)$ , 可以组成一组  $m$  维的矢量,即

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)], i = 1, 2, \dots, N_i - m + 1; \quad (4)$$

- 2) 定义 2 个  $m$  维的矢量  $X(i)$  与  $X(j)$  之间的最大距离为

$$d(i, j) = \max_{k=i-m-1} |x(i+k) - x(j+k)|, k = 0, 1, \dots, m-1; \quad (5)$$

- 3) 对于给定的阈值  $r$ , 从  $1 \sim N_i - m$  计算  $d(i, j) < r$  的数目除以  $N_i - m + 1$  的值, 记为  $B_i^m(r)$ , 其平均值定义为

$$\bar{B}^m(r) = \frac{1}{N_i - m + 1} \sum_{i=1}^{N_i - m} B_i^m(r); \quad (6)$$

- 4) 对  $m+1$ , 重复上面的步骤 1)~3), 可以得到  $\bar{B}^{m+1}(r)$ ;

- 5) 对于给定的阈值  $r$ , 此序列的样本熵定义为

$$S(m, r) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left[ -\ln \frac{\bar{B}^{m+1}(r)}{\bar{B}^m(r)} \right]. \quad (7)$$

序列长度  $N_i$  为有限值时, 时间序列的样本熵估计值为

$$S(m, r, N_i) = -\ln \frac{\bar{B}^{m+1}(r)}{\bar{B}^m(r)}. \quad (8)$$

### 2.1.3 奇异值分析原理

奇异值分析在信号处理、模式识别等方面具有广泛的应用<sup>[13]</sup>。根据奇异值分析原理, 设  $x(n)$  是长度为  $N$  的一维时间序列 ( $n=1, 2, \dots, N$ ), 采用延迟方法对信号进行重采样, 采样间隔为  $\tau=1$ 。对离散信号进行重构, 可得到其吸引子轨道矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \dots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \dots & x(n+1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x(N-n+1) & x(N-n+2) & \dots & x(N) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中  $1 < n < N$ 。令  $l = N - n + 1$ , 则  $H$  为  $l \times n$  维矩阵, 任何一个实对称矩阵都可以经过正交变换变为对角阵。对矩阵  $H$  进行奇异值分解, 可得

$$H_{l \times n} = U_{l \times l} \cdot \Lambda_{l \times n} \cdot V_{n \times n}, \quad (10)$$

式中  $U$  和  $V$  分别是  $l \times l$  和  $n \times n$  的正交矩阵,  $\Lambda$  为  $l \times n$  的非负对角阵, 即

$$\Lambda = \begin{pmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} S = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_r). \quad (11)$$

假设  $l \leq n$ , 则  $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_r > 0$ , 可看作是矩阵  $H$  的奇异值。因此, 信号的奇异值是描述信号在采样

时间内的各个频率的矢量特征<sup>[14]</sup>,不同入侵信号的特征区别主要体现在不同频率之间的奇异值差异。

## 2.2 BPNN-DS 信息融合分类

反向传播神经网络是一种监督学习算法,常被用来训练多层感知机。当用BPNN进行分类时,网络各层隐含节点常用Sigmoidal函数作为激活函数<sup>[15]</sup>。BPNN就是通过迭代优化网络的权值使得输出与输入之间的实际映射关系与所期望的映射关系一致,采用梯度下降算法通过调整各层权值求目标函数最小化,其中BPNN的结构<sup>[16]</sup>如图1所示。

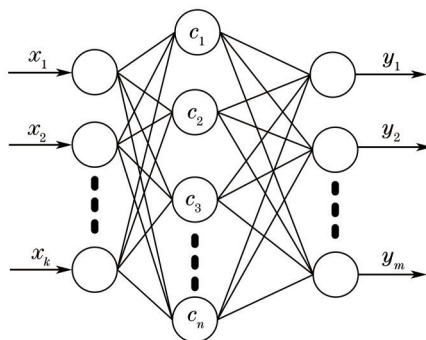


图1 反向传播神经网络结构

Fig.1 BPNN structure

图1中,  $x_1, x_2, \dots, x_k$  为神经网络的输入量,  $y_1, y_2, \dots, y_m$  为神经网络的输出量。在进行信息分类时, BPNN分类算法首先通过训练样本训练连接权值和节点阈值。假设共有  $m$  个训练样本,  $s(1), s(2), \dots, s(m)$  为其对应的期望输出, 通过训练误差不断校正连接权值和节点阈值, 直到实际网络输出  $y(i)$  接近期望输出  $s(i)$ 。

然后通过BPNN对测试样本进行分类。通过BPNN分类后的测试样本存在分类误差, 即其分类结果存在概率误差, 并且基于不同特征提取后的多路传感信息的分类仍存在信息融合的弊端。因此, 这里采用DS证据理论对多路分类信息进行时空信息融合, 降低单路传感异常值的影响。

DS证据理论是一种在信息融合、目标识别和决策分析等领域经常使用的融合方法, 该理论可以较好地融合各种不完整或不确定的信息, 使得最终融合信息的稳健性与准确性稳步提升, 同时决策系统的抗干扰性能也有效增强<sup>[17]</sup>。

假设存在1个有解事件, 其在当前情况下的所有解可以用集合  $\Theta$  表示, 其元素之间都是相互独立且互斥的, 则  $\Theta$  称为1个识别框架。在识别框架  $\Theta$  上, 称映射  $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  为  $\Theta$  上的1个基本概率分配, 且满足以下条件:

$$\begin{cases} \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \\ m(\Phi) = 0 \end{cases}, \quad (12)$$

式中  $A$  为识别框架中的任一子集, 基本概率分配函数的作用就是把  $A$  对应为  $[0, 1]$  上的1个数值  $m(A)$ , 以表示证据对各子集的信任程度。

在识别框架  $\Theta$  下, 对所有  $A \subseteq \Theta$  与  $B \subseteq A$ , 命题的信任函数  $f_{Bel}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  满足

$$f_{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \quad (13)$$

该式表示对命题为真的信任程度<sup>[18]</sup>。

在识别框架  $\Theta$  下, 对于  $\forall A \subseteq \Theta$ ,  $m_1, m_2, \dots, m_n$  为  $\Theta$  上  $n$  个不同的基本概率分配函数, 则  $m_1, m_2, \dots, m_n$  的合成规则为<sup>[19]</sup>

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n), \quad (14)$$

式中  $k$  为冲突系数, 一般用于衡量各证据间的冲突程度。当  $k$  趋近于0时, 表示各证据之间没有冲突或冲突极小可忽略不计; 当  $k$  趋近于1时, 表示各证据之间存在严重冲突, 合成结果可能与人的直觉相悖。

将DS证据理论应用于多路传感检测信息融合时, 从每路传感光纤获得的分类相关数值就是该理论中的证据。入侵检测系统中, 传感系统对目标是周期性连续监测的, 同时为了获得尽可能多的监测数据, 对多路传感光纤也是依据一定规律和方法布置的。因此, 在进行入侵检测时, 对于多路传感系统的测量数据, 可

利用 DS 证据理论在时域和空域进行信息融合。

### 3 数值分析与仿真研究

针对多路传感信息,对 200 MHz 采样得到的仿真信号进行分割,单点采样对应的处理长度为 0.5 m;基于 BSS 特征提取方法对判定出的入侵信号片段进行多角度的特征提取,采用反向传播神经网络对信息进行分类,初步得到不同信号的识别证据;基于 DS 证据理论对分类后的多路信息进行时空信息融合,进而得到准确的入侵信息,弥补了单路传感光纤测量时,交叉敏感等不可控因素会使测量数据出现较大异常值的不足之处。下面对含 3 路传感光纤的布里渊光时域反射传感入侵检测系统进行分析讨论。

为了保证分布式光纤传感入侵检测算法的有效性,假设 3 路传感光纤受到 3 种不同入侵信号源的影响,其入侵检测传感系统的信息识别原理如图 2 所示。

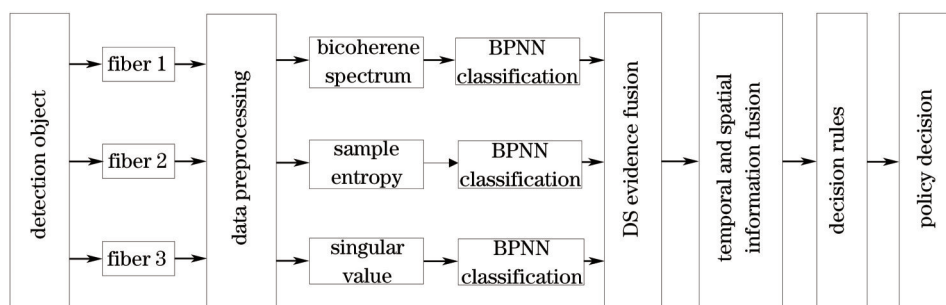


图 2 多路光纤传感检测

Fig.2 Multi-channel fiber optic sensing detection

仿真实验中对入侵振动源进行分析,划分风险类别,针对不同通路的传感光纤,分别使用双相干谱、样本熵和奇异值分析方法对获取的不同类型的训练样本和测试信号进行信息提取。在不同入侵振动条件下,设传感光纤受到 3 种不同类型的入侵,记为第 1 类、第 2 类、第 3 类,作用时的信号时域波形如图 3 所示。

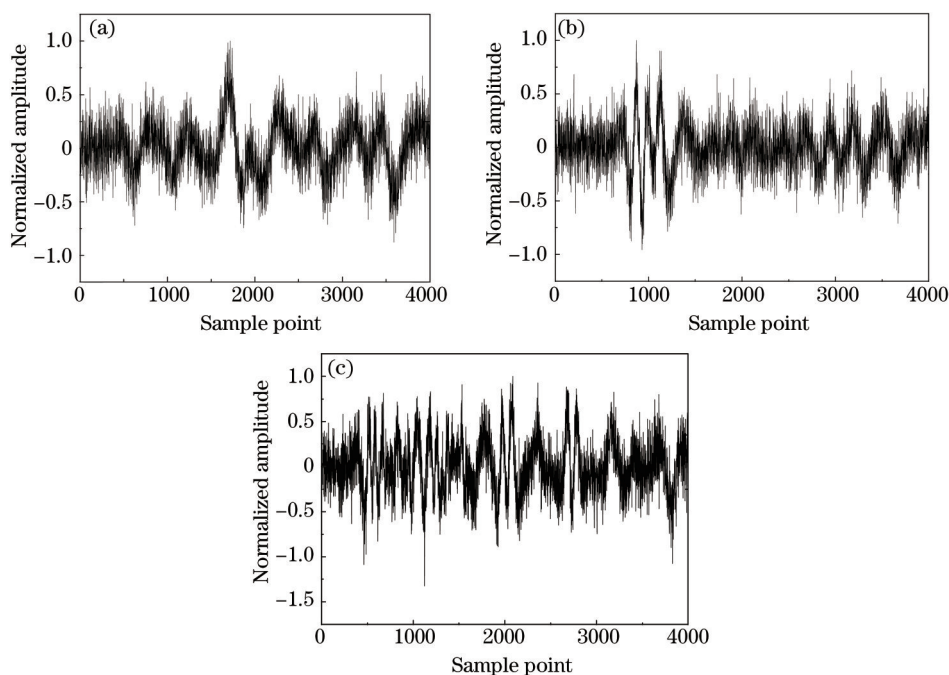


图 3 不同信号的时域波形。(a) 第 1 类入侵信号; (b) 第 2 类入侵信号; (c) 第 3 类入侵信号

Fig. 3 Time domain waveforms of different signals. (a) 1<sup>st</sup> class intrusion signal; (b) 2<sup>nd</sup> class intrusion signal; (c) 3<sup>rd</sup> class intrusion signal

由图 3 可知,由于传感检测会受到环境噪声较大的干扰,所以当发生第 1 类入侵作用时,采集到的信号只存在单一的信号峰值,相对于第 1 类信号,第 2、3 类信号的波动状态较为明显,但 3 类信号的细节部分、信号非线性的强弱仍无法判断,即从时域图对信号进行分析存在较大误差。

基于以上分析,采用BSS算法对传感信号分别进行特征提取,其中第1路传感光纤上的不同入侵源经过双相干谱分析后的二维结果如图4所示。

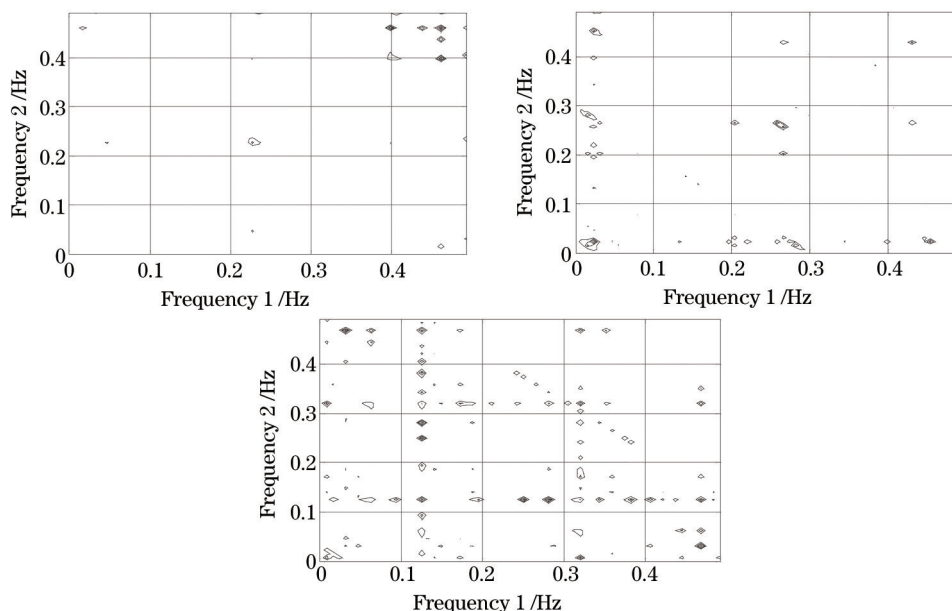


图4 不同信号的双相干谱。(a) 第1类入侵信号; (b) 第2类入侵信号; (c) 第3类入侵信号

Fig. 4 Bicoherence spectra of different signals. (a) 1<sup>st</sup> class signal; (b) 2<sup>nd</sup> class signal; (c) 3<sup>rd</sup> class signal

由图4可以看出,3种入侵源的分析结果存在着较为明显的差别,在第1类入侵源信号中,幅值主要集中在高频部分,说明此时的入侵传感信号除了高频附近,其他频率处趋于高斯特性。相对于第1类信号,第2、3类入侵源信号的峰值频率范围逐渐增大,若干频率分量处不同程度地发生相位耦合现象,说明当存在入侵作用时,传感信号在这些频率处的非线性增强,且第3类信号较第2类信号的非线性频率范围更广。因此,分别采用样本熵和奇异值分析方法对第2、3路的传感信息进行特征提取,并利用提取出的信号样本熵和奇异值作为不同传感通路入侵源分类的判定标准。

在第1路传感光纤上所采集到的第2类入侵源作用时的信号及其功率谱图、双相干谱如图5、图6所示。

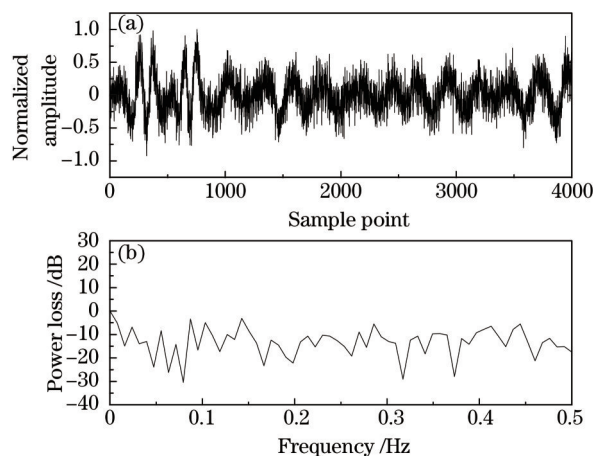


图5 低信噪比第2类信号和功率谱。(a) 第2类入侵信号; (b) 功率谱图

Fig.5 2<sup>nd</sup> class signal with low signal to noise ratio and its power spectrum. (a) 2<sup>nd</sup> class signal; (b) power spectrum

由图5和图6可得,在第1路环境噪声很强,即低信噪比的情况下,功率谱反映不出第2类入侵源信号的有效信息,而不受非线性高斯噪声和加性高斯噪声影响的双相干谱分析可以准确地提取信息特征,明显地提高了微弱信号的检测效果。

实验中在每个入侵源下各采集5组传感信号进行分析,每组包含3个样本数据,并对采集信号叠加不同强度的噪声干扰,进而实现传感网络的异常值变化。分别提取4组经高阶谱分析后的幅值矢量、信号样本熵以及

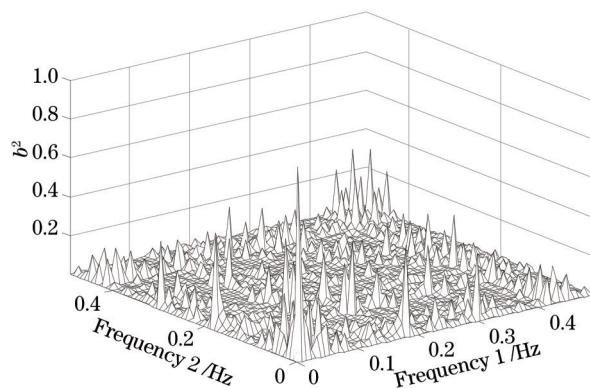


图6 低信噪比第2类信号的双相干谱

Fig.6 Bicoherence spectrum of low signal-noise ratio 2<sup>nd</sup> class signal

奇异值作为第1路、第2路和第3路传感信号的特征量,用矢量(-1,0,1)的元素表示第1类、第2类和第3类的输出类型矢量,而不同入侵源的另外1组数据作为测试信号。通过对仿真信号进行训练测试,采用反向传播神经网络对每路传感信号特征提取后的信息进行分类识别,得到的多路入侵传感检测的识别结果如图7所示。

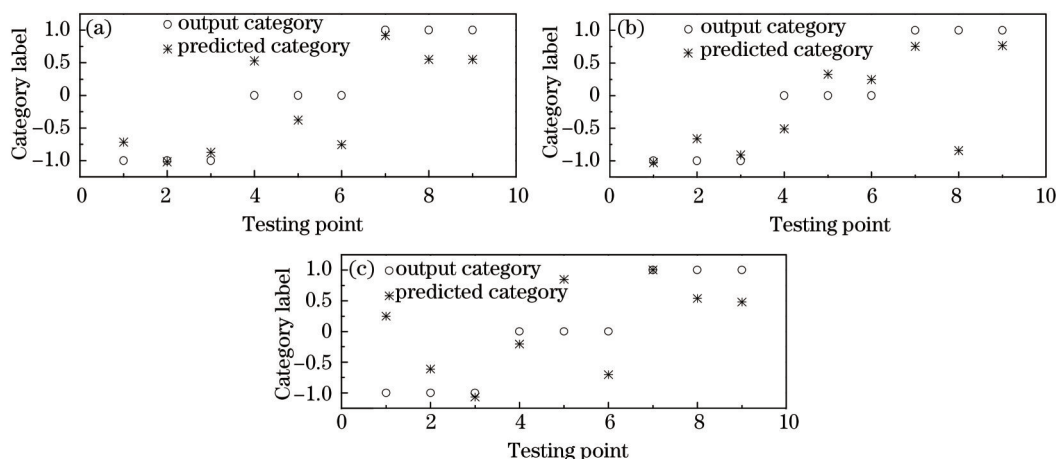


图7 测试识别结果。(a)第1路信号识别;(b)第2路信号识别;(c)第3路信号识别

Fig.7 Results of testing recognition. (a)1<sup>st</sup> channel signal recognition; (b) 2<sup>nd</sup> channel signal recognition; (c) 3<sup>rd</sup> channel signal recognition

图7中的纵坐标表示的是不同类型测试数据的预测类型矢量,其目标输出类型矢量为“-1”、“0”、“1”。当不存在环境干扰的情况下,不同类型的输出矢量应该与理论上的预测结果一致,分别为“-1”、“0”、“1”。当存在低信噪比噪声干扰时,采用BPNN算法的预测类别与输出类别存在误差,如第2、3路传感光纤,“-1”和“0”标识的入侵信号经过双相干谱、样本熵特征提取和BPNN算法分类后,出现错误识别。信号预测类别与输出类别的误差是通过求解预测类别输出值与实际输出值的差获得的。差值较大,则识别误差越大。在此基础上,通过计算每个数据与“-1”、“0”、“1”的误差,进而将误差进行归一化处理,即可得到测试信号属于3种类型的基本概率分布,其中第2类信号的概率分布如表1所示。

表1 第2类信号的归一化概率分布

Table 1 Normalized probability distributions of 2<sup>nd</sup> class signal

Item	Sample category	Signal 1	Signal 2	Signal 3
Fiber 1	Sample 1	0.14	0.41	0.45
	Sample 2	0.32	0.53	0.15
	Sample 3	0.68	0.22	0.10
Fiber 2	Sample 1	0.44	0.42	0.14
	Sample 2	0.14	0.57	0.29
	Sample 3	0.13	0.65	0.21
Fiber 3	Sample 1	0.18	0.70	0.12
	Sample 2	0.06	0.14	0.80
	Sample 3	0.63	0.26	0.11

由表 1 可知,每路光纤中的样本数据都存在较大的误差,例如在光纤 1 中样本 1 信号,经过归一化输出值与预测值的误差可知,它属于第 3 类的错误误差达到 0.45,远大于属于第 2 类的正确概率 0.41。因此,基于测试信号的基本概率分布,利用 DS 证据理论对入侵传感网络的多路传感信息进行时空融合,即通过整合各路传感光纤上的测试组数据,即可识别入侵信号,如图 8 所示。

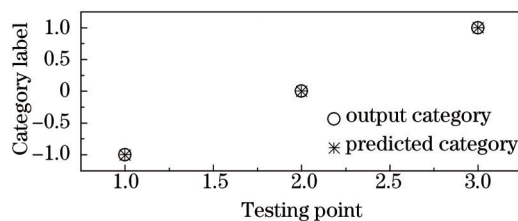


图 8 信息融合结果

Fig. 8 Information fusion results

由图 8 可知,针对不同类型的入侵源识别,采用 DS 信息融合能够深入分析多路传感光纤中的各个样本信息,较好地融合各种不完整或不确定的信息,使得最终融合信息的稳健性与准确性稳步提升,同时决策系统的抗干扰性也能有效增强。经过 DS 信息融合后的小样本仿真信号的识别准确率超过 95%。因此,该方法解决了传统单路光纤检测准确度和可信度低的不足之处,消除了多路传感信息中存在的冗余和矛盾,在仿真预测中,信号的预测类别与输出类别几乎完全一致,识别效果明显强于单纯的 BPNN 分类。

## 4 结 论

提出了一种基于 BSS 和 BPNN-DS 的多路光纤入侵传感网络的信息提取与识别方法,该方法不仅通过高阶谱、样本熵和奇异值分析算法从不同角度准确地提取出了包含传感信息的特征矢量,而且使用 BPNN-DS 分类融合方法准确识别多路入侵传感网络的信号类型,解决了单一 BPNN 自适应和自学习能力较低的问题。分析结果表明,该算法通过分析多路光纤传感信息数据,剔除了随机噪声的影响,提取出了传感信息的特征矢量,同时对多路传感信号进行了高精度时空信息融合分类,提高了入侵检测的准确性。

## 参 考 文 献

- 1 Bi Weihong, Yang Xipeng, Li Jingyang, *et al.*. Forward and backward Raman amplification of Brillouin scattering signal in Brillouin optical time domain reflectometer system[J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(12): 1205007.  
毕卫红, 杨希鹏, 李敬阳, 等. 布里渊光时域反射系统中布里渊散射信号的前向和后向拉曼放大研究[J]. *中国激光*, 2014, 41(12): 1205007.
- 2 Zhengxian Zhou, Songlin Zhuang. A lateral locating method for optical fiber distributed intrusion sensing system[J]. *Opt Commun*, 2014, 333(15): 1-5.
- 3 Yang Jiang, Zhao Jian, Yang Chunni, *et al.*. All-fiber perimeter security based on Michelson interferometer and pattern recognition[J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(11): 1105005.  
杨江, 赵健, 杨春妮, 等. 基于迈克耳孙干涉和模式识别的全光纤周界安防系统[J]. *中国激光*, 2014, 41(11): 1105005.
- 4 Yu Xiaomang, Luo Guangming, Zhu Zhenmin, *et al.*. The multi target recognition of intrusion signal of perimeter security with distributed fiber-optic sensor[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, 41(1): 36-41.  
喻晓芒, 罗光明, 朱珍民, 等. 分布式光纤传感器周界安防入侵信号的多目标识别[J]. *光电工程*, 2014, 41(1): 36-41.
- 5 Wang Zhaoyong, Pan Zhengqing, Ye Qing, *et al.*. Fast pattern recognition based on frequency spectrum analysis used for intrusion alarming in optical fiber fence[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(4): 0405010.  
王照勇, 潘正清, 叶青, 等. 用于光纤围栏入侵告警的频谱分析快速模式识别[J]. *中国激光*, 2015, 42(4): 0405010.
- 6 S S Mahmoud, Y Visagathilagar, J Katsifolis. Real-time distributed fiber optic sensor for security systems: Performance, event classification and nuisance mitigation[J]. *Photonic Sensors*, 2012, 2(3): 225-236.
- 7 Hwang-Ki Min, Chung-Yeo Lee, Jong-Seok Lee, *et al.*. Abnormal signal detection in gas pipes using neural networks[C]. *Proceeding of 33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2007: 2503-2508.
- 8 Xiaoning Jia, HangYang, Siliang Ma, *et al.*. Quaternion higher-order spectra and their invariants for color image recognition[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2014, 57: 28-39.



- 9 B Liang, S D Iwnicki, Y Zhao. Application of power spectrum, cepstrum, higher order spectrum and neural network analyses for induction motor fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 39(1-2): 342-360.
- 10 Kuang Chua Chuaa, Vinod Chandran, U Rajendra Acharyaa, *et al.*. Application of higher order statistics/spectra in biomedical signals [J]. *Medical Engineering & Physics*, 2010, 32(7): 679-689.
- 11 Qiu Su, Jin Weiqi, Song Zheng. Blind recognition technology of image tampering based on higher-order statistics bioherent theory the research[J]. *Optical Technique*, 2011, 37(3): 351-356.  
裘 溯, 金伟其, 宋 铮. 基于高阶统计量双相干理论的图像篡改识别算法[J]. *光学技术*, 2011, 37(3): 351-356.
- 12 H M Al-Angari, A V Sahakian. Use of sample entropy approach to study heart rate variability in obstructive sleep apnea syndrome[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(10): 1900-1904.
- 13 Bubathi Muruganatham, M A Sanjith, B Krishnakumar, *et al.*. Roller element bearing fault diagnosis using singular spectrum analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 35(1-2): 150-166.
- 14 M Claudio, S Rocco. Singular spectrum analysis and forecasting of failure time series[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2013, 114: 126-136.
- 15 C Y Yang, T Y Wu. Diagnostics of gear deterioration using EEMD approach and PCA process[J]. *Measurement*, 2015, 61: 75-87.
- 16 Lin Wanga, Yi Zenga, Tao Chenb. Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(2): 855-863.
- 17 L N Zhang, F P Wu, L L Yu, *et al.*. Grey clustering evaluation model based on D-S evidence theory to evaluate the scheme of basin initial water rights allocation[J]. *Open Cybernetics and Systemics Journal*, 2015, 9(1): 7-16.
- 18 Huifang Wang, Dongyang Lin, Jian Qiu, *et al.*. Research on multiobjective group decision making in condition-based maintenance for transmission and transformation equipment based on D-S evidence theory[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(2): 1035-1045.
- 19 Y W Du, C Han. Classical models and its applications in D-S evidence theory[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2012, (204-208): 4958-4961.

栏目编辑: 王晓琰