

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

熊兴隆^{1*}, 张琬童¹, 李猛², 马愈昭¹, 冯帅³

¹中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300;

²中国民航大学民航空管研究院, 天津 300300;

³中国民航大学工程技术训练中心, 天津 300300

摘要 提出了一种基于局部均值分解(LMD)和串行特征融合(SFF)的光纤周界振动信号识别方法。该方法先去除噪声,提取振动信号的相关信息,再进行 SFF 以得到具有准确描述能力的特征向量,最后采用概率神经网络(PNN)算法进行学习和分类。利用不同单一振动信号和风雨天气干扰下的不同振动信号对该方法进行验证。结果表明,该方法在上述两种情况下的平均正确识别率分别达到 96.0%和 96.7%,识别时间分别为 0.87 s 和 0.91 s,在敏感信息识别和特征提取方面明显优于传统的 LMD 算法和 SFF-PNN 算法。

关键词 光纤光学; 信号识别; 局部均值分解; 独立成分分析; 概率神经网络

中图分类号 TP212

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.0206002

Fiber-Optic Perimeter Vibration Signal Recognition Based on Local Mean Decomposition and Serial Feature Fusion

Xiong Xinglong^{1*}, Zhang Wantong¹, Li Meng², Ma Yuzhao¹, Feng shuai³

¹Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

²Institute of Operation Programming and Safety Technology of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

³Engineering Technical Training Center, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract A method for the recognition of fiber-optic perimeter vibration signals is proposed based on local mean decomposition (LMD) and serial feature fusion (SFF), in which the effect of noise is first suppressed to extract the relevant information of vibration signals, then the SFF is conducted to get the feature vectors with the ability of accurate description, and finally the probabilistic neural network (PNN) algorithm is adopted for learning and classification. The proposed method is validated by different single-vibration signals and vibration signals under the stormy weather interference. The results show that, by the proposed method in the above two cases, the average correct-recognition rates reach 96.0% and 96.7%, and the recognition time is 0.87 s and 0.91 s, respectively. The proposed method is superior to the traditional LMD algorithm and the SFF-PNN algorithm in the sensitive information recognition and feature extraction.

Key words fiber optics; signal recognition; local mean decomposition; independent component analysis; probabilistic neural network

OCIS codes 060.2310; 060.2370; 280.4788; 030.1

1 引 言

随着光纤技术的不断发展,光纤报警器在安防系统中得到越来越多的应用^[1-2]。基于 Mach-Zehnder 干涉技术的光纤周界预警系统具有灵敏度

高、实时性强和适应大范围环境监测等优点,在民航机场周界安防中具有重要的应用前景^[3-5]。然而,由于光纤振动信号具有宽频带、非线性和非平稳等特性,且受噪声影响严重,入侵事件识别率还需要进一步提高。因此,如何在噪声干扰的情况下实现光纤

收稿日期: 2018-07-20; 修回日期: 2018-08-27; 录用日期: 2018-09-02

基金项目: 国家自然科学基金(U1833111, U1533113)、中央高校项目(3122018D001)

* E-mail: xx_long@126.com

振动信号入侵信息的高精度提取与识别,高效、精确地识别入侵事件,已成为该领域的研究热点^[6-9]。

近年来,国内外学者为此进行了大量的研究工作。Mahmoud等^[10]提出了一种有效消除降雨干扰的识别技术,但该技术适用的情况较少。Mahmoud等^[11]提出了LC(level crossings)算法,但该算法中LC长度的选取主观性较大,自适应性较差。邹东伯等^[12]提出了利用Mel频率倒谱系数对振动信号进行分析,但该方法的帧长度选取和阈值设定会对识别效果产生较大影响。张燕君等^[13]提出基于经验模态分解(EMD)和支持向量机算法的振动信号特征提取和识别方法,采用EMD方法虽提高了信号的自适应性,但EMD存在模态混叠,这会影响到后续的特征提取和模式识别。局部均值分解(LMD)是在EMD基础上发展而来的时频分析法,可将一个复杂信号自适应地分解为若干个瞬时频率的具有物理意义的乘积函数(PF)之和。与EMD方法相比,LMD方法在一定程度上能够抑制端点效应和消除模态混叠。但对强噪声影响的振动信号进行LMD分解时,仍然存在端点效应,并产生虚假分量,故还需采用一定的方法从各分量中提取信号敏感信息。独立成分分析(ICA)^[14]是在混叠信号中寻找内在成分的分析方法,不受强噪声影响,能从混叠信号中分离出不同源信号。但ICA算法要求观测通道的个数大于源信号的个数,故应用传统的ICA观测单通道振动信号时,将产生观测信号不足的欠定问题。此外,不同振动类型的振动信号具有复杂的特征,导致很难选取具有高度准确描述能力的单一特征。而对同一模式对象提取的不同特征向量总能够反映模式对象的不同特性,多种特征的优化组合既可以保留参与融合的多特征中的有效鉴别信息,又可以在一定程度上消除由于主客观因素所带来的冗余信息,这对于分类识别具有重要意义。在识别分类方面,人工神经网络是一种基于生理学中的神经元网络理论而抽象化的系统模型,该模型可实现任意函数逼近、数据聚类 and 模式分类等^[15-16],被广泛地用于模式识别等领域。其中概率神经网络(PNN)^[17]具有学习过程简单、训练速度快和分类效果好等优点。

本文在课题组前期研究工作的基础上^[18-19]提出了一种基于LMD和串行特征融合(SFF)的振动信号识别方法,可用于提高正确识别率。该方法首先采用LMD对振动信号进行分解,将其与源信号作为ICA输入来获取振动信号敏感信息;然后选取振动信号的峭度、短时平均过零率、LMD能量熵及近

似熵进行SFF,构成具有准确描述能力的特征向量;最后采用PNN进行学习和分类,实现对不同振动信号的识别。实验采用4种振动信号对该方法给予验证,与传统LMD和单一特征识别的方法相比,所提方法对振动信号的识别率有明显的提高。

2 LMD-ICA 算法提取敏感信息

2.1 光纤周界系统的基本原理

基于Mach-Zehnder干涉技术的光纤周界系统如图1所示,其输出的光强信号为

$$I(t) = I_0 \{1 + K \cos[\Delta\varphi(t) + \varphi_0]\}, \quad (1)$$

式中: I_0 为激光器的输入光强; K 为Mach-Zehnder干涉的可见度; $\Delta\varphi(t)$ 为外界扰动引起的相位差; φ_0 为初始相位。 $\Delta\varphi(t)$ 随外界扰动发生变化,故很难通过相位解调提取相位信息,通常采用时频域分析的方法来获取信号时频参量的变化。由于输出的信号中包含了扰动所引起的光波相位变化,可以通过识别算法来识别振动类型。光纤周界预警系统中的振动信号具有频带范围宽、非线性和非平稳等特性,且受噪声影响严重。剔除噪声影响、有效提取敏感信息是振动信号识别的重要环节之一。因此采用LMD结合ICA算法来提取振动信号的敏感信息。

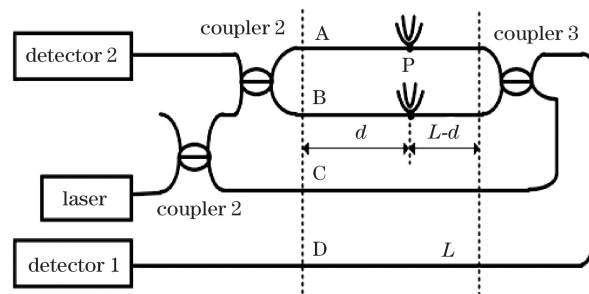


图1 Mach-Zehnder干涉技术的光纤周界系统
Fig. 1 Fiber-optic perimeter system based on Mach-Zehnder interferometry

2.2 LMD 算法原理

LMD分解法是一种非平稳信号的自适应处理方法,可将一个复杂的信号分解成若干个瞬时频率具有物理意义的PF分量之和,从而得到原信号的时频分布。对于任意信号 $x(t)$,其LMD分解过程如下:

1) 确定原始信号 $x(t)$ 所有局部极值点, n_i 、 n_{i+1} 分别表示信号中第 i 、 $i+1$ 个局部极值点,计算第 i 个和第 $i+1$ 个相邻极值点的平均值 m_i 及其包络估计值 a_i ,分别记为

$$\begin{cases} m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \\ a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \end{cases}, \quad (2)$$

将 m_i 和 a_i 用折线连接起来,再利用滑动平均法对其进行平滑处理,从而得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和局部包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

2) 将 $m_{11}(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来后,得到剩余信号 $h_{11}(t)$ 为

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t)。 \quad (3)$$

3) 对 $h_{11}(t)$ 进行解调,用 $h_{11}(t)$ 除以 $a_{11}(t)$,得到调频函数 $s_{11}(t)$ 为

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

重复以上迭代过程直至第 $l+1$ 次的局部包络估计函数 $a_{1(l+1)}$ 满足条件 $a_{1(l+1)}(t)=1$ 为止。

4) 将得到的所有 l 个局部包络估计函数 $a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1q}, \dots, a_{1l}$ 相乘,便可得到包络函数 $a_1(t)$, $q=1 \sim l$ 。瞬时幅值函数为

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\dots a_{1l}(t) = \prod_{q=1}^l a_{1q}(t)。 \quad (5)$$

5) 将包络信号 $a_1(t)$ 和最后一次解调出的纯调频信号 $s_{1l}(t)$ 相乘,即可得到原信号的第一个 PF 分量 P_{PF_1} 为

$$P_{PF_1} = a_1(t)s_{1l}(t)。 \quad (6)$$

6) 将第一个 PF 分量从原始信号 $x(t)$ 中分离出来,得到一个新的信号 $u_1(t)$ 。将 $u_1(t)$ 作为新的原始信号并重复上述过程,循环 k 次,直至 $u_k(t)$ 满足单调条件为止。

经过上述过程,可将原始信号 $x(t)$ 分解为 k 个 PF 分量 $P_{PF_1}, P_{PF_2}, \dots, P_{PF_p}, \dots, P_{PF_k}$ ($p=1 \sim k$) 和一个单调函数 $u_k(t)$ 之和,即

$$x(t) = \sum_{p=1}^k P_{PF_p} + u_k(t)。 \quad (7)$$

2.3 ICA 算法原理

ICA 是基于信号高阶统计特征的分析方法,可以从观测到的多个独立信号的混叠信号中分离源信号,实现信号的盲源分离。ICA 算法的数学模型为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S}(t), \quad (8)$$

式中: $\mathbf{S}(t) = [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_d(t)]^T$; d 为源信号维数; T 表示矩阵转置; \mathbf{A} 为未知的混合矩阵,用来组合叠加信号 $\mathbf{S}(t)$; $\mathbf{X}(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_g(t)]^T$ 为 g 维观测信号。

ICA 是在源信号 $\mathbf{S}(t)$ 和混合矩阵 \mathbf{A} 未知的情况下求解 \mathbf{A} 和源信号的最优解 $\mathbf{Y}(t)$, 即

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W} \cdot \mathbf{X}(t), \quad (9)$$

式中: \mathbf{W} 为混合矩阵 \mathbf{A} 的逆矩阵; $\mathbf{Y}(t)$ 为源信号的近似逼近。

运用 ICA 时必须满足观测信号个数大于或等于源信号个数的条件(即问题必须满足超定性),才能保证准确分离出各个分量。根据不同的分离准则,ICA 算法可以分为多种不同的算法,其中基于近似最大负熵的 FastICA 算法^[20]具有方法简单、快速收敛、稳健性高等特点。因此,选择基于近似最大负熵的 FastICA 算法来提取振动信号的敏感信息。

2.4 LMD 结合 ICA 算法

振动信号经 LMD 分解后得到一系列 PF 分量,由于噪声影响 PF 分量,存在模态混叠。如果直接选择与原信号相关系数较大的 PF 分量进行相加来重构信号,则各 PF 分量中的噪声会互相混叠,导致无关量的增多,影响特征提取的稳定性。在 LMD 与 ICA 结合的传统算法中,虽然经 LMD 分解后这一系列 PF 分量能满足使用 ICA 算法的假设条件,但 PF 分量的模态混叠会导致分离出的结果仍可能存在混叠。然而,在 LMD 分解的 PF 分量中与原始信号相关系数较小的 PF 分量中主要包含噪声,因此使用数量较少、相关系数较小的 PF 分量来重构虚拟噪声信号,能够更好地反映待分离的噪声特点。将经过 LMD 分解后的振动信号与虚拟噪声信号一起作为 ICA 算法的输入,采用 FastICA 算法进行盲源分离,剔除噪声的影响,突出主要成分,从而实现振动信号敏感信息的提取。具体的算法过程如图 2 所示。

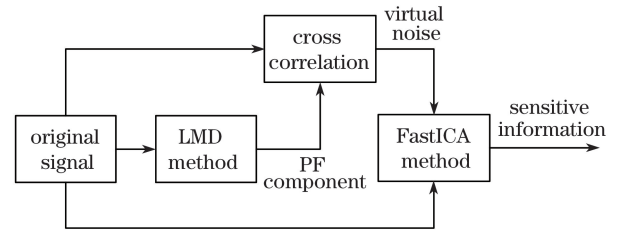


图 2 LMD-ICA 处理过程

Fig. 2 Processing of LMD-ICA

3 SFF 结合 PNN 算法

特征级的数据融合一般是将多种特征融合到一个综合向量中。主要有两种方法:一种是将多组特征构成一个新的特征向量,在更高维度的特征向量空间中进行识别的串行融合;另一种是将多组特征构成不同的复向量,在复向量空间进行特征识别的并行融合。其中串行融合(SFF)具有融合方式简单易行、有利于信息的实时处理等优点。

为了实现对光纤振动信号非线性特征的准确提取和识别,通过分析振动信号的时域特性、频域特

性、能量分布特性和复杂度特性,提取振动信号的峭度、短时平均过零率、LMD 能量熵和近似熵,利用 SFF 构成综合特征向量,采用 PNN 进行学习分类,最终实现对不同振动信号的识别。

3.1 特征提取

3.1.1 峭度

峭度 K 是一个描述信号时域特性的无量纲的物理量,对振动中的冲击信号非常敏感。当无任何外界振动时,信号的峭度较为稳定;当有振动时,会对信号产生明显的冲击,信号的峭度值会增加。不同类型的振动产生的冲击不同,导致信号的峭度值也不同。故可以利用光纤振动信号的峭度来度量不同信号的时域特征。峭度的表达式为

$$K = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left(\frac{x_j - \bar{x}}{\sigma} \right)^4, \quad (10)$$

式中: N 表示信号的长度; x_j 表示第 j 个信号 ($j = 1 \sim N$); \bar{x} 表示信号的平均值; σ 表示信号的标准差。

3.1.2 短时平均过零率

短时平均过零率 Z 是一个表征信号频率的无量纲的物理量。当无任何外界振动时,信号的短时平均过零率相对较低;当有外界振动时,会引入新的频率成分,导致过零率增加。不同类型的振动引入的频率不同,导致信号的过零率也不同。短时平均过零率的表达式为

$$Z_r = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |\operatorname{sgn}\{x[N \times (r-1) + j]\} - \operatorname{sgn}\{x[N \times (r-1) + j - 1]\}|, \quad (11)$$

式中: N 表示信号长度; $\operatorname{sgn}\{x\} = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0; r \text{ 表} \\ -1 & x < 0 \end{cases}$

示帧数; $x[N \times (r-1) + j]$ 表示信号第 r 帧中的第 j 个值 ($j = 1 \sim N$)。

3.1.3 LMD 能量熵

LMD 能量熵 H 是一个表征信号能量分布不确定度的无量纲的物理量。当无任何外界振动时,信号的能量分布较为稳定,能量的熵值相对恒定;当有外界振动时,会改变信号能量的分布,相应的能量熵值也发生改变。信号越不确定,其能量熵值越大。LMD 能量熵定义为

$$H = - \sum_{p=1}^k p_p \ln p_p, \quad (12)$$

式中: k 为 LMD 分解出的 PF 分量 $P_{PF_1}, P_{PF_2}, \dots, P_{PF_p}, \dots, P_{PF_k}$ 的个数; $E_p = \|P_{PF_p}\|^2$ 表示第 p 个 PF 分量的能量; $E = \|x\|^2$ 表示信号的总能量; $p_p =$

E_p/E 表示第 p 个 PF 分量的信号能量所占信号总能量的比例。

3.1.4 近似熵

近似熵 $E_{\text{apen}}(a, b)$ 是一个表征信号复杂性的无量纲的物理量。当无任何外界振动时,信号很有规律且复杂性较低,对应的近似熵较小;当有振动时,振动增加了信号的复杂性,信号的近似熵会有所增加。信号复杂度越大,其近似熵值也越大^[21]。通常给定的模式维数 $a = 2$ 和相似容限 $b = 0.20S_{\text{TD}}$ (S_{TD} 为信号的标准差),此时近似熵具有较合理的统计特性。

3.2 串行特征融合

串行特征融合方法是将样本空间中的多组特征合并称为一组新的特征向量,然后对合并后的特征详细地进行特征提取和特征压缩。对于光纤振动信号,设 A_1, A_2, A_3, A_4 为模式样本空间 R 中的 4 组特征。在任意的模式样本中,峭度 $K \in A_1$,短时平均过零率 $Z \in A_2$,LMD 能量熵 $H \in A_3$,近似熵 $E_{\text{apen}} \in A_4$,将其串行合并后的综合特征向量 γ 为

$$\gamma = (K, Z, H, E_{\text{apen}}). \quad (13)$$

将综合特征向量作为分类器输入进行学习分类,能够打破采用单一特征进行分类识别的局限性。

3.3 分类识别

PNN 是径向基网络的一个分支,属于前馈网络,是基于贝叶斯最小风险准则的有监督的网络分类器。PNN 具有训练时间短和参数调节少的优点,在满足实时性的前提下减小了参数设置对识别结果的影响。如图 3 所示,网络结构一般由输入层、模式层、求和层和输出层组成。输入层设有 4 个神经元,对应特征向量中的 4 个分量,因此输入层可将特征向量传给模式层。分别取 4 类振动信号中每类 20 个作为样本,构成模式层的 80 个节点神经元,则第 u 类的第 v 层神经元的输出为

$$\Phi_{uv}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{h/2} \omega^h} \exp \left[- \frac{(x - x_{uv})^T (x - x_{uv})}{2\omega^2} \right], \quad (14)$$

式中: h 表示特征维数; $u = 1, 2, 3, 4$ 表示样本的类别数; $v = 1, 2, \dots, M$ 表示每类样本的样本数; x_{uv} 表示第 u 个神经元的第 v 个数据; ω 表示平滑参数。训练时将训练样本作为输入层与模式层间的权值,因此无需设置初始权值且可免去修正权值的过程,大大缩短了训练时间。对于 4 种分类问题,只需选取 4 个神经元作为求和层的节点神经元,最后通过

各类神经元的输出结果取和平均,即

$$Y_u(x) = \frac{1}{M} \sum_{v=1}^M \Phi_{uv}(x), \quad (15)$$

求和层中的最大值 $Y_u(x)$ 即为样本 x 的分类结果。

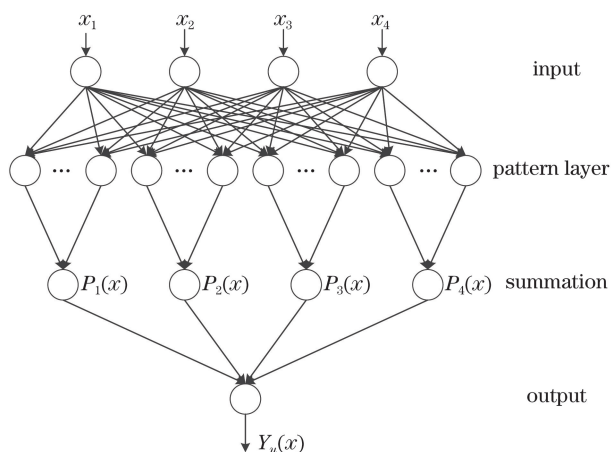


图3 PNN网络结构图

Fig. 3 Structural diagram of PNN network

4 实验应用

为了研究所提方法的性能,采用天津市某外场布置长度为 2.5 km 的挂网式的光纤周界系统进行现场实验。实验所采用仪器的参数为:激光线宽为 10 kHz,功率为 20 mW,光纤模式为标准单模,采集卡的采样速率为 2 MSa/s,采集到的样本数为 40000。

4.1 单一振动的算法分析

采用 3 种常见的单一振动方式和自然风状态下的信号来验证该方法的效果。图 4 为实验所采集到的 4 种典型振动信号波形图。图 4(a)为攀爬围栏时获得的振动信号;图 4(b)为敲击围栏时获得的敲击信号;图 4(c)为路边汽车经过时获得的振动信号;图 4(d)为自然风状态下获得的振动信号。图 4 中横轴表示采样个数,纵轴表示采样幅度。

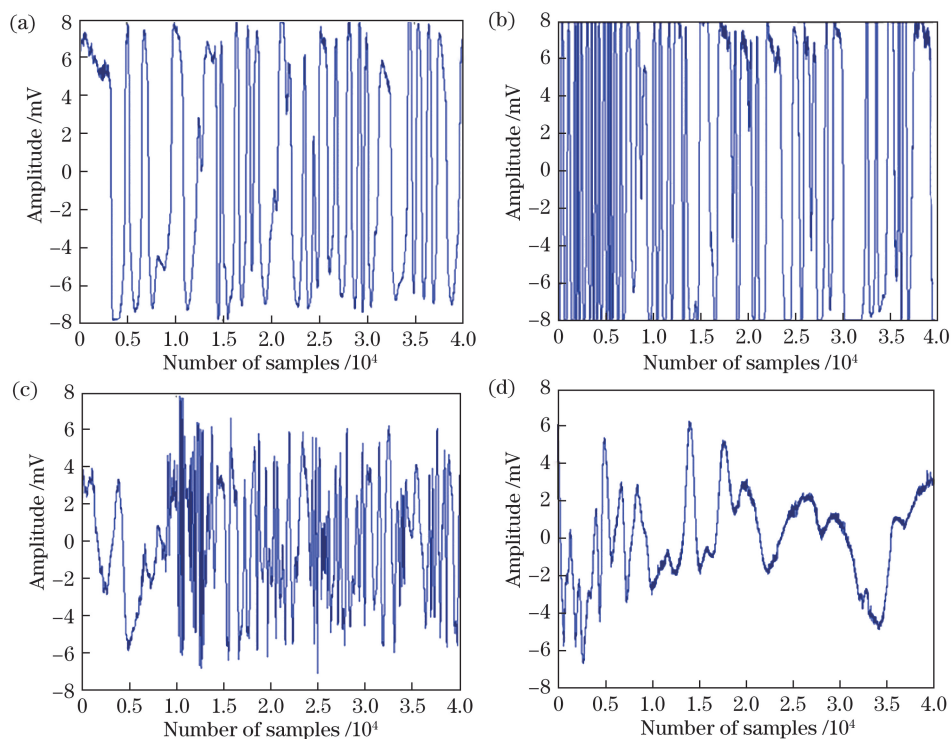


图4 4种典型振动信号的波形图。(a)攀爬振动信号;(b)敲击振动信号;(c)汽车振动信号;(d)自然风振动信号

Fig. 4 Four typical waveforms of vibration signal. (a) Vibration signal of climbing; (b) vibration signal of knocking; (c) vibration signal of car; (d) vibration signal of natural wind

将原信号用 LMD 分解后得到一系列的 PF 分量,计算各 PF 分量和原信号的相关系数。若通过将相关系数较大的 PF 分量相加来重构信号,则各 PF 分量中的干扰或噪声等无关量互相混叠严重,可能会导致无关量的增多,从而影响提取特征的稳定性。反之,相关系数较小的 PF 分量中主要包含噪

声量,因此使用数量较少、相关系数较小的 PF 分量来重构信号,能够反映出待分离的噪声特点。利用这两种处理方法的结果如图 5 所示,横轴表示采样个数,纵轴表示采样幅度。在误差能量最小的准则下,分别利用求和重构和 ICA 重构这两种处理方式得到信号与原信号的误差能量、信噪比和均方根误

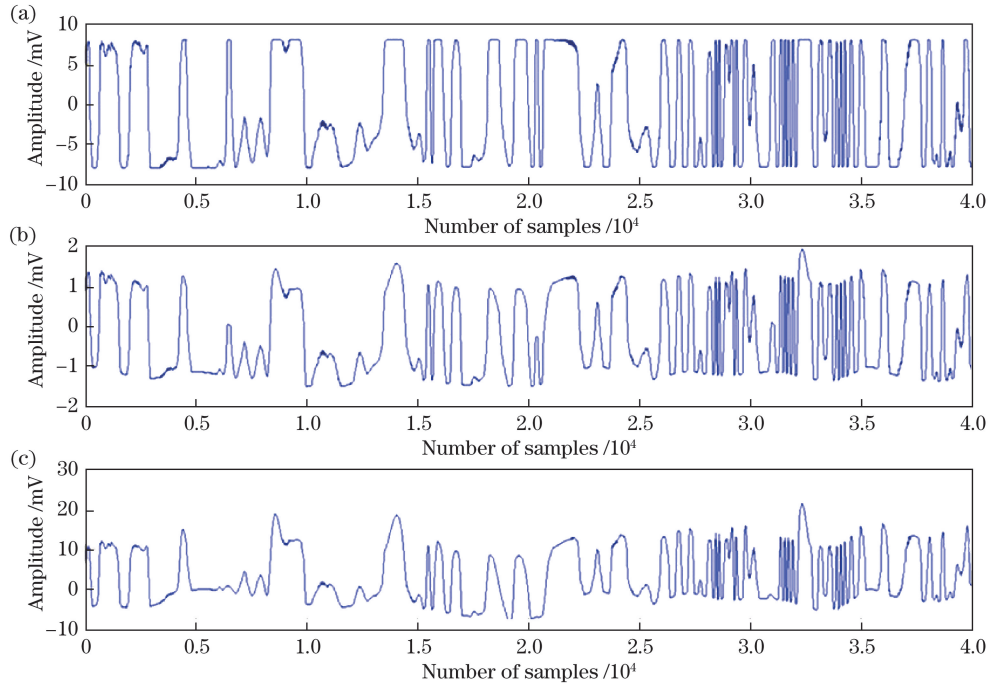


图 5 相加重构和 ICA 重构结果的比较。(a)原始信号;(b) ICA 重构信号;(c)相加重构信号
Fig. 5 Comparison of the results of additive reconstruction and ICA reconstruction. (a) Original signal;
(b) ICA reconstructed signal; (c) additive reconstructed signal

差,并将其作为信号的度量指标。误差能量、信噪比和均方根误差的计算式分别为

$$E_E = \left(\sum_{j=1}^N x_j^2 \right) - c^2 \cdot \left(\sum_{j=1}^N y_j^2 \right), \quad (16)$$

$$R_{SNR} = 10 \times \lg \frac{\sum_{j=1}^N x_j^2}{\sum_{j=1}^N (y_j - x_j)^2}, \quad (17)$$

$$E_{MS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_j - x_j)^2}, \quad (18)$$

式中: N 表示信号长度; x_j 为第 j 个原始信号 ($j=1 \sim N$); y_j 表示经过相加重构或 ICA 重构算法处理后的第 j 个信号; $c = \frac{\sum_{j=1}^N (x_j \cdot y_j)}{\sum_{j=1}^N y_j^2}$ 为幅值归一化常数。计算结果如表 1 所示。选择相关系数较小的 PF 分量组成虚拟噪声信号,并通过 ICA 算法进行盲源分离。误差能量和均方误差越小,信噪比越大,表明所采用方法的效果越好。

表 1 两种重构方法效果的比较

Table 1 Effect comparison of the two reconstruction methods

Reconstruction method	Error energy /mV ²	Signal-to-noise ratio /dB	Mean-square error /mV
ICA reconstruction	1.17×10^5	11.67	1.71
Additive reconstruction	8.06×10^5	3.30	4.49

现选取 4 种典型信号,分别使用 LMD-ICA 处理并计算 K 、 Z 、 H 和 E_{apen} ,结果如表 2 所示。由表可知,敲击信号的特征均最高;除了峭度特征值,自然风的其他特征值均为最小;攀爬与自然风的近似熵相近,但是两者的峭度区分明显;同样地,攀爬和汽车的短时平均过零率相近,但是其他 3 个特征均有明显区分;由此可知,选取的特征能够区分不同的扰动类型,达到了降低特征维度的效果。

表 2 4 种信号的特征列表

Table 2 Feature list of four kinds of signals

Classification	K	Z	H	E_{apen}
Climbing	1.69	94	1.98	0.0106
Knocking	1.80	258	2.59	0.1243
Car	1.21	115	2.33	0.0645
Wind	1.33	29	1.72	0.0078

取 4 种振动信号各 10 组,计算每组的 K 、 Z 、 H 和 E_{apen} ,结果如图 6 所示。其中,峭度对信号中的瞬时频率特征较敏感,敲击和攀爬对光纤的冲击较明显,因此能与汽车和自然风区分开来;短时平均过零率能够反映不同振动信号的频率特性,当信号的时频分布相似时可区分敲击与自然风的振动;由于各个 PF 分量包含了不同频率的信息,故 LMD 能量熵可表征不同振动在频域上的分布特征,攀爬时 LMD 能量熵最大,自然风时最小;不同振动的时域信号分

布不同,可用近似熵来度量信号时域分布的复杂度,敲击、汽车的近似熵大于攀爬的和自然风的。另一方面,如图 6(a)中 9 号样本汽车和自然风振动信号的峭度特征混叠严重,但其他 3 种特征的区分较为明显,根据 PNN 分类算法能够将两种振动区分开。同理,自然风和攀爬振动信号的近似熵特征较为接近,可结合峭度等其他特征进行补充说明,从而正确识别出两种振动类型,避免出现使用单一特征发生不同振动的互相干扰。

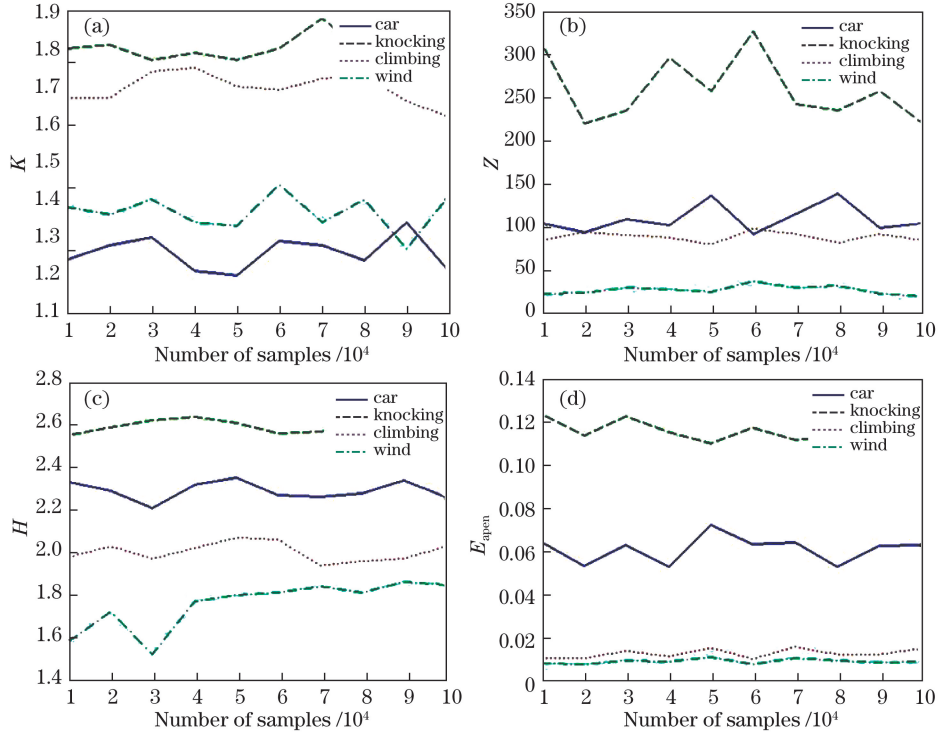


图 6 不同振动信号的特征分布。(a)峭度 K 的分布;(b)短时过零率 Z 的分布;
(c) LMD 能量熵 H 的分布;(d)近似熵 E_{apen} 的分布

Fig. 6 Feature distributions of different vibration signals. (a) Distribution of K ; (b) distribution of Z ;
(c) distribution of H ; (d) distribution of E_{apen}

为验证所提方法的性能,现各取 70 组 4 种信号,其中 20 组作为 PNN 训练数据集,50 组作为测试样本集,分别选用 K 和 Z 、 K 、 Z 和 H 、 K 、 Z 、 H 和 E_{apen} 三种特征组合。不同特征组合时 4 种振动的

识别率和识别时间结果如表 3 所示。表 4 为使用所提方法与直接提取方法的识别率和识别时间。通过表 4 可知,与直接提取方法相比,使用 LMD-ICA 能在一定程度上滤除无用信息,提高识别率。

表 3 基于不同特征的识别结果

Table 3 Recognition results based on different features

Features	Climbing recognition rate / %	Knocking recognition rate / %	Car recognition rate / %	Wind recognition rate / %	Average recognition rate / %	Average recognition time / s
K, Z	64	80	58	44	61.5	0.76
K, Z, H	92	96	84	74	86.5	0.76
K, Z, H, E_{apen}	100	100	94	90	96	0.87

表 4 两种方法的识别结果

Table 4 Recognition results of two methods

Method	Climbing recognition rate /%	Knocking recognition rate /%	Car recognition rate /%	Wind recognition rate /%	Average recognition rate /%	Average recognition time /s
LMD-ICA	100	100	94	90	96.0	0.87
Direct method	90	92	84	80	86.5	0.58

4.2 风雨干扰下振动信号识别

风雨天气是一种持续时间较长、强度分布较均匀的干扰事件。光纤周界系统中的传感光纤不仅能够响应干扰事件的振动,同时也能够响应其他入侵事件的振动,从而产生新的振动形式并与之前的特

征相互叠加。为了检验所提算法在多种振动混合环境中的识别能力,选用风雨天气下的敲击和攀爬振动信号进行实验,实验信号如图 7 所示,横轴表示采样个数,纵轴表示采样幅度。

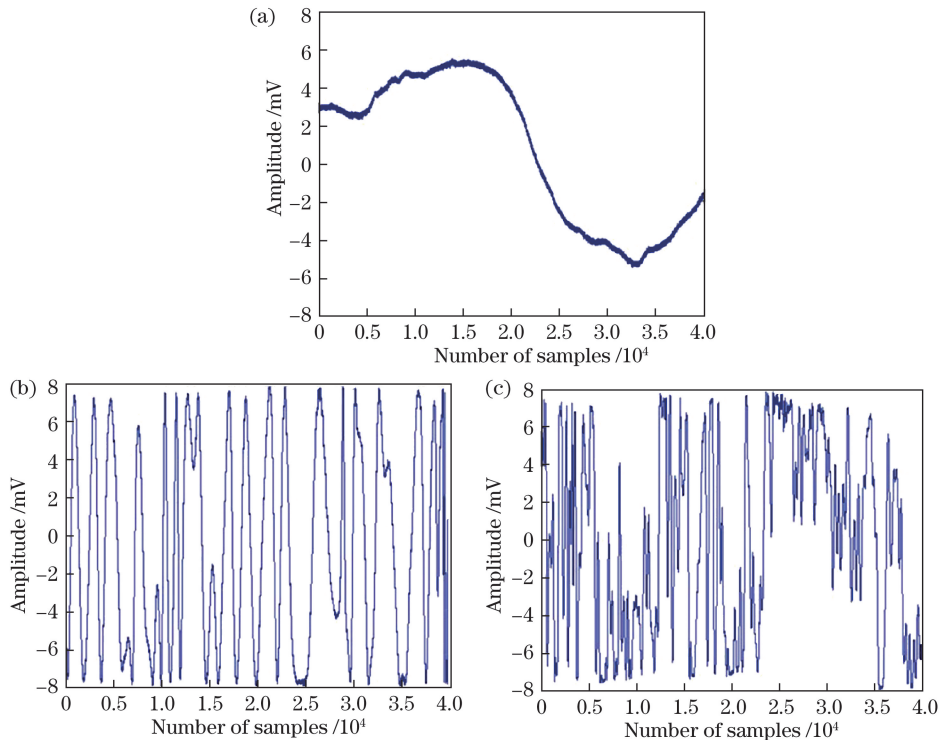


图 7 干扰环境中不同振动信号的波形图。(a)风雨天气中的振动信号;(b)风雨中攀爬振动信号;(c)风雨中敲击振动信号

Fig. 7 Waveforms of different vibration signals in interference environment. (a) Vibration signal in rain; (b) climbing signal in rain; (c) knocking signal in rain

采用所提方法处理得到风雨信号以及风雨中攀爬振动和敲击振动时各信号的特征值如表 5 所示。从表中可得,风雨天气中光纤振动信号的特征值均为最小。通过与表 2 对比发现,风雨天气中攀爬和敲击振动信号的特征值与单一振动的情况有所不同。为验证选用特征对区分风雨干扰天气中不同振动的有效性,各选取 70 组风雨天气、风雨中攀爬、风雨中敲击信号,其中 20 组作为 PNN 训练样本集,剩余 50 组作为测试样本集,分别采用所提方法与直接提取方法进行测试,其对应的识别率和识别时间如表 6 所示。由于经过 LMD-ICA 的处理过程,所

提方法的识别时间(0.91 s)虽长于直接提取的识别时间(0.56 s),但仍然满足较好的实时性。同时,选用的特征能够有效地区分出干扰环境下的不同振动。相比于直接提取特征的方法,待测信号经过所

表 5 风雨中振动信号特征列表

Table 5 Feature list of vibration signals in rain

Classification	K	Z	H	E_{apen}
Signal in Rain	1.34	6	0.69	0.0025
Climbing signal in rain	1.51	164	1.77	0.0088
Knocking signal in rain	1.69	207	1.85	0.0144

表 6 风雨中两种方法的识别结果

Table 6 Recognition results of two methods in rain

Method	Rain recognition rate / %	Climbing in rain recognition rate / %	Knocking in rain recognition rate / %	Average recognition rate / %	Average recognition time / s
LMD-ICA	100	94	96	96.7	0.91
Direct method	100	84	80	88.0	0.56

提方法处理后能够在一定程度上去除无用信息,提高了识别率。

5 结 论

针对分布式光纤传感器的振动信号识别问题,提出了一种局部均值分解和串行特征融合相结合的振动信号识别方法。采用单一振动信号及其与风雨天气相混合的振动信号对该方法进行验证,平均识别率分别可达到 96.0% 和 96.7%,识别时间分别为 0.87 s 和 0.91 s。结果表明所提方法在兼顾实时性的同时还可以有效地提高振动类型的识别率,为分布式光纤传感器在周界安防系统中的模式识别提供了一种新方法。但关于如何进一步提高识别率以及如何识别更多种类的振动信号,还需要进一步实验和研究。

参 考 文 献

- [1] Ren Z J, Cui K, Li J X, *et al.* Michelson-interferometer-based all-fiber optical perimeter security system by utilizing binary rectangular pulse phase modulation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(12): 1206004.
任仲杰, 崔珂, 李建欣, 等. 基于二元矩形脉冲相位调制的迈克耳孙干涉型全光纤周界安防系统[J]. *光学学报*, 2017, 37(12): 1206004.
- [2] Ye Q, Pan Z Q, Wang Z Y, *et al.* Progress of research and applications of phase-sensitive optical time domain reflectometry[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(6): 0600001.
叶青, 潘政清, 王照勇, 等. 相位敏感光时域反射仪研究和应用进展[J]. *中国激光*, 2017, 44(6): 0600001.
- [3] Pei L, Weng S J, Wu L Y, *et al.* Progress in optical fiber laser sensing system[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(7): 0700001.
裴丽, 翁思俊, 吴良英, 等. 光纤激光传感系统的研究进展[J]. *中国激光*, 2016, 43(7): 0700001.
- [4] Rao Y J. Recent progress in ultra-long distributed fiber-optic sensing [J]. *Acta Physica Sinica*, 2017, 66(7): 074207.
饶云江. 长距离分布式光纤传感技术研究进展[J]. *物理学报*, 2017, 66(7): 074207.
- [5] Zhang Y J, Liu W Z, Fu X H. High precision identification of optic fiber invasion sensor networks information based on the BBS and BPNN-DS algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(1): 0106001.
张燕君, 刘文哲, 付兴虎. 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[J]. *光学学报*, 2016, 36(1): 0106001.
- [6] Ma C Y, Liu T G, Liu K, *et al.* Long-range distributed fiber vibration sensor using an asymmetric dual Mach-Zehnder interferometers[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2016, 34(9): 2235-2239.
- [7] Jiang J F, An J C, Liu K, *et al.* A fast positioning algorithm for the asymmetric dual Mach-Zehnder interferometric infrared fiber vibration sensor[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 85: 359-363.
- [8] Zhang L, Wang D N, Liu J B, *et al.* Simultaneous refractive index and temperature sensing with precise sensing location[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(8): 891-894.
- [9] Liu K, Tian M, Jiang J F, *et al.* An improved positioning algorithm in a long-range asymmetric perimeter security system [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2016, 34(22): 5278-5283.
- [10] Mahmoud S S, Katsifolis J. Elimination of rain-induced nuisance alarms in distributed fiber optic perimeter intrusion detection systems[J]. *Proceedings of SPIE*, 2009, 7316: 731604.
- [11] 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.
- [12] Zou D B, Liu H, Zhao L, *et al.* Research of signal recognition of distributed optical fiber vibration sensors[J]. *Laser Technology*, 2016, 40(1): 86-89.
邹东伯, 刘海, 赵亮, 等. 分布式光纤振动传感信号识别的研究[J]. *激光技术*, 2016, 40(1): 86-89.
- [13] Zhang Y J, 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 and Spectral Analysis*,

- 2016, 36(2): 577-582.
- 张燕君, 刘文哲, 付兴虎, 等. 基于 EMD-AWPP 和 HOSA-SVM 算法的分布式光纤振动入侵信号的特征提取与识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(2): 577-582.
- [14] Cai K W, Wang Z Q, Li G F, *et al.* Harmonic separation from grid voltage using ensemble empirical-mode decomposition and independent component analysis[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2017, 27(11): e2405.
- [15] Zhang T, Zheng W M, Cui Z, *et al.* A deep neural network-driven feature learning method for multi-view facial expression recognition[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2016, 18(12): 2528-2536.
- [16] Eriksson T A, Bülow H, Leven A. Applying neural networks in optical communication systems: possible pitfalls[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2017, 29(23): 2091-2094.
- [17] Loboda I, Olivares Robles M A. Gas turbine fault diagnosis using probabilistic neural networks[J]. International Journal of Turbo & Jet-Engines, 2015, 32(2): 175-191.
- [18] Jiang L H, Gai J Y, Wang W B, *et al.* Ensemble empirical mode decomposition based event classification method for the fiber-optic intrusion monitoring system[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(10): 1006002.
- 蒋立辉, 盖井艳, 王维波, 等. 基于总体平均经验模态分解的光纤周界预警系统模式识别方法[J]. 光学学报, 2015, 35(10): 1006002.
- [19] Xiong X L, Cui Y F, Yang L X, *et al.* A new method for signal recognition of the fiber-optic alarm system around airport[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2017, 28(9): 985-991.
- 熊兴隆, 崔雅峰, 杨立香, 等. 一种机场环境光纤预警系统的信号识别新算法[J]. 光电子 • 激光, 2017, 28(9): 985-991.
- [20] Shi P M, Wang J, Dang H, *et al.* Study on coupling faults of rotary machinery diagnosis method based improved EMD and FastICA[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2016(7): 12-18.
- 时培明, 王敬, 党会, 等. 基于改进 EMD 和 FastICA 的旋转机械耦合故障诊断方法研究[J]. 现代制造工程, 2016(7): 12-18.
- [21] Yentes J M, Hunt N, Schmid K K, *et al.* The appropriate use of approximate entropy and sample entropy with short data sets[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2013, 41(2): 349-365.