

改进经验模态分解算法在光纤布拉格光栅周界入侵行为分类中的应用

陈勇^{1*}, 安汪悦¹, 刘焕淋², 刘志强¹, 周立新¹

¹重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室, 重庆 400065;

²重庆邮电大学光纤通信技术信产部重点实验室, 重庆 400065

摘要 为了解决周界入侵行为识别正确率低的问题,对经验模态分解算法进行改进,并将其用于光纤布拉格光栅周界入侵行为分类。该方法利用短时平均过零率从整体信号中提取入侵信号,采用两次极值波延拓抑制经验模态分解算法的端点效应,对入侵信号进行分解并提取有效分量的特征,引用支持向量机对入侵行为进行识别;在室外环境下分别对无入侵和攀爬、剪切、碰撞、触摸 4 种入侵行为进行分类与识别。结果表明,所提方法能有效识别不同的入侵行为,识别正确率大于 96%。

关键词 光栅; 周界安防; 经验模态分解; 短时平均过零率; 极值波延拓; 光纤布拉格光栅

中图分类号 TN253; TN911.7

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.0304003

Application of Improved Empirical Mode Decomposition Algorithm in Fiber Bragg Grating Perimeter Intrusion Behaviors Classification

Chen Yong^{1*}, An Wangyue¹, Liu Huanlin², Liu Zhiqiang¹, Zhou Lixin¹

¹Key Laboratory of Internet of Things and Networking Control Under Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

²Key Laboratory of Fiber-Optic Communication Technology Under Ministry of Information Industry, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract To solve the problem of low recognition rate of perimeter intrusion behaviors, an improved empirical mode decomposition algorithm is used in the perimeter intrusion behaviors classification of fiber Bragg gratings. In this algorithm, the intrusion signal is extracted from the overall signal by using the short time average zero-crossing rate algorithm, and the double extreme wave prolongation is used to decompose the end effect of empirical mode decomposition algorithm. The improved algorithm is employed to decompose the intrusion signal and the characteristics of the effective components are extracted. Support vector machine is used to identify the intrusion behaviors. The nonintrusive behavior and four different invasion behaviors such as climbing, shearing, colliding, and touching are used to classify and recognize in outdoor environment. The results show that the proposed method can effectively identify different intrusion behaviors, and the recognition rate is greater than 96%.

Key words perimeter security; empirical mode decomposition; short time average zero-crossing rate; extreme wave prolongation; fiber Bragg grating

OCIS codes 300.6170; 060.3735; 070.2025; 070.1060

1 引言

光纤布拉格光栅(FBG)传感器具有体积小、重量轻、不受电磁干扰等优点,且能精确地提取入侵振

动信号,因此适用于周界安防系统。入侵行为识别是周界安防的重要组成部分之一,高效的安防手段能够更好地保障人们的生命财产安全,已经成为研究热点之一^[1-3]。

收稿日期: 2018-09-26; 修回日期: 2018-11-17; 录用日期: 2018-12-04

基金项目: 国家自然科学基金(61275077)

* E-mail: chenrong@cqupt.edu.cn

时频信号分析技术是常见的入侵行为识别方法。时域信号分析法^[4]通过提取信号过零点、幅值、方差等参数作为信号特征进行入侵行为分类,过采样、环境干扰等因素的影响使得特征不能较好地表征不同的入侵行为,导致识别精度不高;频域信号分析法从频域上提取信号的特征,主要包括傅里叶变换^[5]、小波变换^[6]、经验模态分解(EMD)等^[7]。傅里叶变换能有效处理平稳信号,但该方法对整体信号进行变换,缺少局部特征信息^[8];小波变换将信号进行多尺度分解,克服了傅里叶变换的窗口局限性,但难以自适应地选取小波基及分解尺度,使得该方法的应用受到限制;EMD算法是一种基于信号局部特征的自适应分解方法,可以自适应地从信号中分解出表征不同频率成分的本征模态函数(IMF)分量^[9]。与小波变换方法相比,EMD可以更好地处理非平稳、非线性、非高斯的入侵信号。但EMD存在端点效应和模态混叠等问题^[10],由于入侵信号主要存在于低频分量中,因此直接使用EMD分解会影响入侵信号的完整性。鉴于此,镜像延拓^[11]、波形特征匹配延拓^[12]、相似极值延拓^[13]等方法应运而生。然而该类方法存在一个共同的问题,即信号两端的延拓端点位置不确定,端点效应可能出现在新的IMF分量中。

针对上述问题,本文提出极值波延拓算法,将端点效应限制在延拓区域中;利用改进的EMD算法对入侵信号进行分解,并利用分量的相关性作为选取有效IMF分量的指标;提取有效分量的特征,利用支持向量机(SVM)^[14]进行特征训练与分类。

2 改进的EMD算法

周界安防入侵信号通常具有瞬变、调幅、调频等非平稳特征,而EMD算法能够将复杂的非平稳信号分解为多个表征信号频率分布的IMF分量,其IMF分量应满足2个条件^[15]:1)在整个信号分析的长度上,IMF分量的极大值点与极小值点最多相差1;2)由信号局部极大值确定的上包络线与由极小值确定的下包络曲线的平均包络曲线为0或近似为0。

2.1 EMD算法

EMD算法步骤如下。

1) 确定信号 $x(t)$ 中所有极大值点 E_i 以及极小值点 e_i (t 为时间, $i \in \mathbf{N}$), 利用三次样条插值法拟合出上包络线 $e_{\max}(t)$ 与下包络曲线 $e_{\min}(t)$, 并计算平均包络曲线

$$m_1(t) = \frac{1}{2} [e_{\max}(t) + e_{\min}(t)]. \quad (1)$$

2) 计算信号的剩余分量

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t). \quad (2)$$

3) 判断 $h_1(t)$ 是否满足 IMF 分量条件。若满足, 则第 1 个 IMF 分量 $c_1(t)$ 确定; 否则, 将 $h_1(t)$ 作为原始数据, 重复步骤 1)~3), 直到剩余分量满足 IMF 分量条件。

4) 从原始信号 $x(t)$ 中分离出 $c_1(t)$,

$$x(t) - c_1(t) = r_1(t), \quad (3)$$

将 $r_1(t)$ 作为原始信号 $x(t)$, 重复步骤 1)~3), 得到第 2 个 IMF 分量 $c_2(t)$ 。按此方法可以分解得到 k 个 IMF 分量和一个趋势项 $r_k(t)$ 。因此, 信号的重构表达式为

$$x(t) = \sum_{a=1}^k c_a(t) + r_k(t). \quad (4)$$

经 EMD 分解得到的 IMF 分量中, 从第 1 个 IMF 分量开始, 其频率逐次降低。但是在 EMD 分解的过程中, 其 IMF 分量常常会产生“飞翼”现象, 即端点效应。随着分解的进行, 该现象会逐渐向中间延伸, 导致信号严重变形。对此, 本文在 EMD 算法中引入极值波延拓算法, 将端点效应限制在信号两端的延拓区域内。

2.2 极值波延拓算法的原理

极值波延拓^[16]算法的主要步骤如下。

1) 确定极值波序列。首先定义信号 $x(t)$ 中的极大值序列集合和极小值序列集合分别为 $\{E_i | i \in \mathbf{N}\}$ 和 $\{e_i | i \in \mathbf{N}\}$ 。图 1 为匹配子波计算示意图, 其中 $t(E_i)$ 和 $x(E_i)$ 分别为第 i 个极大值序列以及序列对应的数值, $t(e_i)$ 和 $x(e_i)$ 分别为第 i 个极小值序列以及序列对应的数值。假设信号 $x(t)$ 的第 1 个极值点为极大值点, 若进行左延拓, 其左极值波序列 $\{S_i | i \in \mathbf{N}\}$ 为任意 2 个相邻的极大值及其之间的极小值组成极值波, 基于此, 第 i 个极大值点对应的极值波 S_i 由 E_i 、 e_i 和 E_{i+1} 组成。

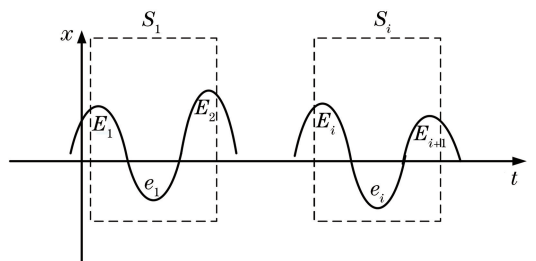


图 1 匹配子波计算示意图

Fig. 1 Schematic of matching wavelet calculation

2) 选取模板子波与匹配子波。定义靠近左端点的第 1 个极值波 S_1 为模板子波, 将除 S_1 以外的极值波定义为匹配子波。

3) 计算匹配误差。匹配子波和模板子波分别构成了 2 个三角形, 若 2 个三角形的 3 条边对应相等, 则为全等三角形。计算匹配子波以及模板子波的匹配误差, 其值越小, 相似性越高。匹配误差的计算公式为

$$p_1(i-1) = \left| \frac{d(E_i, e_i)}{d(E_1, e_1)} - 1 \right| + \left| \frac{d(E_1, E_{i+1})}{d(e_1, E_2)} - 1 \right| + \left| \frac{d(e_i, E_{i+1})}{d(e_1, E_2)} - 1 \right|, \quad (5)$$

$$p_2(i-1) = \begin{cases} 0, & |E_1| + |E_i| = 0 \\ \frac{|E_1 - E_i|}{|E_1| + |E_i|}, & |E_1| + |E_i| \neq 0 \end{cases}, \quad (6)$$

$$P(i-1) = p_1(i-1) + p_2(i-1), \quad (7)$$

式中: 序号 $i \in [2, n-1]$; $p_1(i-1)$ 为第一个误差项; $p_2(i-1)$ 为第二个误差项; $P(i-1)$ 为匹配子波误差; $d(E_1, E_{i+1})$ 为点 E_1 到点 E_{i+1} 的距离, 其他

$d(\cdot, \cdot)$ 含义类似。

4) 寻找最优匹配子波。计算除 S_1 以外所有的左极值波 $S_i (i \neq 1)$ 与模板匹配子波的误差 $P(i-1) (i \in [2, n-1])$, 确定最小误差 $\min_{i \in [2, n-1]} \{P(i-1)\} = P_{\min}(i-1)$, 说明 S_1 与最佳匹配子波 S_k 的相似性最高。若同时有多个 $P_{\min}(i-1)$, 则选取与 S_i 最远的 S_k 。

5) 确定最佳匹配子波 S_k , 截取 S_k 左边波形 S' 。由于模板子波是以第 1 个极值点进行设计的, 因此需要对 S' 进行处理。确定点 B , 使得点 B 到 S' 第 1 个极值点的曲线与信号左端点到信号首个极值点的曲线相同, 依次对延拓波形进行修改。

6) 利用与步骤 1)~5) 相同的方式进行右延拓。

2.3 基于极值波延拓改进的 EMD 算法

传统的改进算法是对延拓信号整体进行 EMD 分析, 其端点效应可能出现在非延拓区域内, 因此本文提出基于两次极值波延拓改进的 EMD 算法, 流程如图 2 所示。

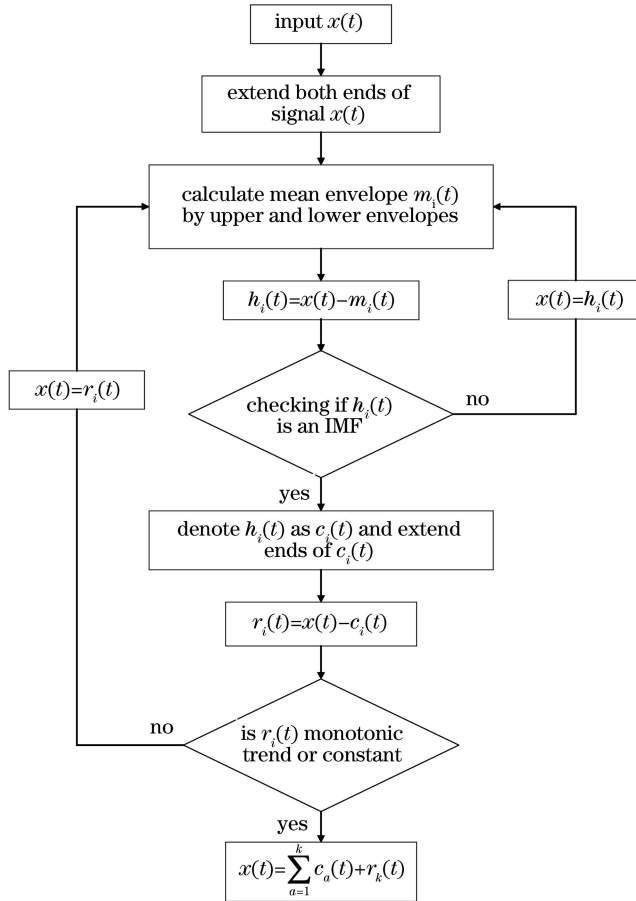


图 2 改进的 EMD 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of improved EMD algorithm

首先对信号两端进行特定长度的重延拓(延拓长度为5~10个极值点),再进行第1个IMF分量的求取,对其再次进行重延拓,并去掉延拓区域后的第1个IMF分量。重复上述步骤,直至分解得到所有的IMF分量,以保证端点效应出现在两侧延拓区域。

3 信号特征提取

3.1 入侵信号提取

在对入侵信号进行处理时,采样过多会严重影响算法的运行时间。若在信号处理之前锁定入侵造成的波动信号的范围,就能降低算法的复杂度。目前,对有用信号进行提取的方法主要有短时能量法^[17]与短时平均过零率法^[18]。由于某些入侵行为(例如剪切)所产生的波动较小,利用短时能量法进行筛选时,该类信号可能会被丢失,因此本文采用短

时平均过零率法对有用信号进行提取,计算公式^[19]为

$$Z_m = \frac{1}{2} \sum_{n=m}^{m+N-1} |\text{sgn}[x(n)] - \text{sgn}[x(n-1)]|, \quad (8)$$

式中: Z_m 为短时平均过零率; m 为窗的起点; N 为一帧的长度; $x(n)$ 为第 n 个采样点的信号; $\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$ 为符号函数。对整体信号进行短时平均过零率计算后,能够明显地看出有用信号以及噪声信号之间的差别。只要对信号的短时平均过零率设定一定的阈值,就能够将入侵信号从整体信号中提取出来。图3所示为入侵信号的短时平均过零率分布。由图3可知,可将采样点 $0.7 \times 10^4 \sim 2.0 \times 10^4$ 的数据点作为入侵信号区域。

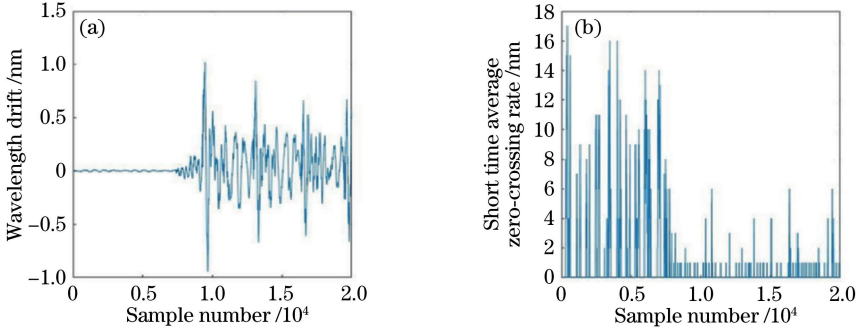


图3 入侵信号的短时平均过零率分布。(a)入侵扰动信号;(b)短时平均过零率分布

Fig. 3 Short time average zero-crossing rate distribution of intrusion signal. (a) Intrusion perturbation signal; (b) distribution of short time average zero-crossing rate

3.2 IMF分量特征提取

利用上述短时平均过零率法可以将入侵信号从整体信号中分离出来,随后利用改进的EMD算法对分离的入侵信号进行分解,得到一系列没有端点效应的IMF分量。为了减少环境噪声的影响,需要准确识别有效的IMF分量,因此,利用IMF分量与信号的相关性来确定该分量的质量,以保留高质量的IMF分量,并提取该IMF分量的特征。具体步骤如下。

1) IMF分量相关性计算。通过计算每个IMF分量与原始入侵信号之间的相关性来确定该分量中包含有用信号的程度。相关性越高,说明该IMF分量所含的信息越多。相关性计算公式为

$$\rho_a = \frac{\sum_{j=1}^l (c_{aj} - \bar{c}_a)[x_j(t) - \bar{x}(t)]}{\sqrt{\sum_{j=1}^l (c_{aj} - \bar{c}_a)^2 \sum_{j=1}^l [x_j(t) - \bar{x}(t)]^2}}, \quad (9)$$

式中: c_a 为第 a 个IMF分量; $x_j(t)$ 为第 j 个数据点的幅值; l 为数据点个数; \bar{c}_a 为 c_a 的幅值平均值; c_{aj} 为IMF分量中的数据点; $\bar{x}(t)$ 为原始信号的幅值平均值。

2) 信号中心频率的特征提取。中心频率能从频域上表征不同信号的频率。对有效的IMF分量进行快速傅里叶变换(FFT),可将时域IMF分量信号转换到频域中,在频域分布图中提取最大幅值所对应的频率作为特征频率。

3) 信号平均短时能量的特征提取。平均短时能量能反映不同信号能量的变化,对每个IMF分量进行FFT后,计算每个分量在频域内的平均短时能量 W_k ,计算公式^[20]为

$$W_k = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l x_{l(k-1)+j}^2, \quad (10)$$

式中: $x_{l(k-1)+j}$ 为经过改进EMD算法分解得到的第 k 个IMF分量的第 j 个采样点的信号。

利用以上步骤,提取全部有效 IMF 分量的中心频率以及短时能量值,组成特征矩阵 \mathbf{X} ,作为该入侵信号的特征。传统的神经网络分类算法需要大量的训练样本,且泛化能力差,而 SVM 可以解决小样本问题。因此,本文将特征矩阵 \mathbf{X} 作为 SVM 的输入,对入侵行为进行训练与分类。

4 入侵行为分类实验

4.1 实验平台

依据传感系统设计原理,搭建传感检测系统实验平台,如图 4 所示。实验中,使用 FBG 传感器对入侵信号进行采集。将 2 个 FBG 粘贴于安防网格上,传感器的初始中心波长均为 1550 nm,在 2 m × 2.5 m 的实验区域内,每个 FBG 的传感范围约为 2 m,光纤光栅解调仪型号为 FI-104,解调波长为 1525~1565 nm。

实验中,对安防网采用无入侵和触碰、攀爬、撞击、剪断 4 种形式的入侵。其中,无入侵是指没有入



图 4 周界安防系统实物图

Fig. 4 Photo of perimeter security system

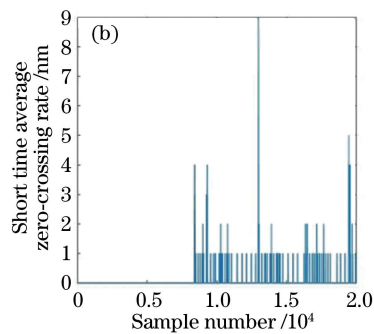
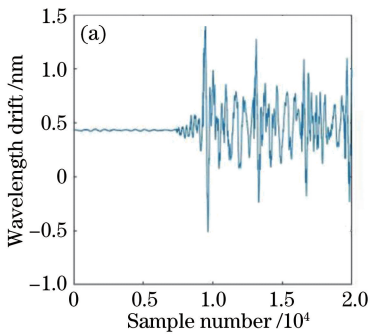


图 5 未归零化的入侵信号及短时平均过零率分布。(a)入侵信号;(b)短时平均过零率

Fig. 5 Intrusion signal and short time average zero-crossing rate distribution before zeroing. (a) Intrusion signal;

(b) short time average zero-crossing rate

图 6 所示为进行归零化与归一化处理的短时平均过零率计算结果。采样点数为 $0.7 \times 10^4 \sim 2.0 \times 10^4$ 的短时平均过零率明显小于其他区域内数据点的短时平均过零率,该区域又与入侵信号区域一一

对应,通过设置有效的阈值,可将入侵信号从整体信号中提取出来。

4.2 入侵信号与特征提取

选用解调仪的解调频率为 2000 Hz,即在 1 min 内会产生 1.2×10^5 个数据点,较大的数据量会增加数据处理难度与时间。对此,通过计算信号的短时平均过零率来提取信号。以攀爬信号为例,图 5 所示为未归零化的入侵信号及短时平均过零率分布。由 3.1 节可知,环境扰动信号的短时平均过零率应高于入侵信号的短时平均过零率;由图 5 可知,攀爬信号的短时平均过零率高于环境扰动信号的短时平均过零率,表明短时平均过零率实际分布情况与理论结果不符。由于环境扰动信号是一种随机信号,无法保证其在 $x=0$ 处永远上下波动。若直接计算信号的短时平均过零率,则无法保证计算的 actual 值与理论值相符。因此,在计算实际短时平均过零率之前,需要对信号进行归零化与归一化处理。将信号沿 y 轴进行平移以实现归零化处理,假设平移量为 b ,根据获取的无入侵时的信号,

$$b = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, \quad (11)$$

式中: M 为无入侵信号中的采样点数; x_i 为采样点幅值。当 b 为正数时,将信号沿 y 轴负方向移动,反之,则向 y 轴正方向移动。

利用短时平均过零率算法对攀爬、碰撞、剪切、无入侵、触摸所产生的信号进行提取后的时域信号

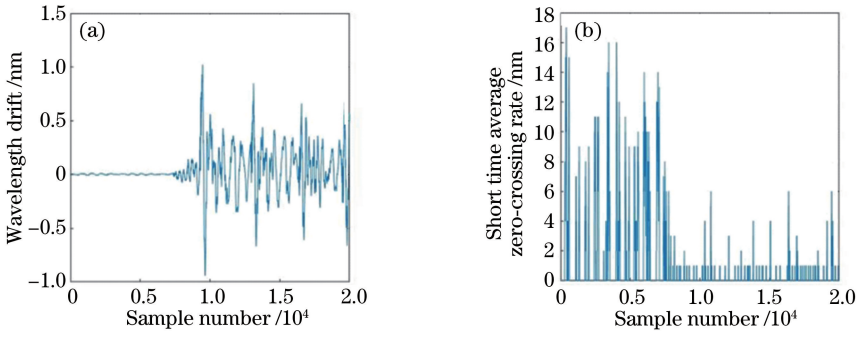


图 6 归零化的入侵信号及短时平均过零率分布。(a)入侵信号;(b)短时平均过零率

Fig. 6 Intrusion signal and short time average zero-crossing rate distribution after zeroing. (a) Intrusion signal; (b) short time average zero-crossing rate

如图 7 所示,其中 A 为信号的幅值。由图 7 可知,5 种波形图在时域上有一定的差异。

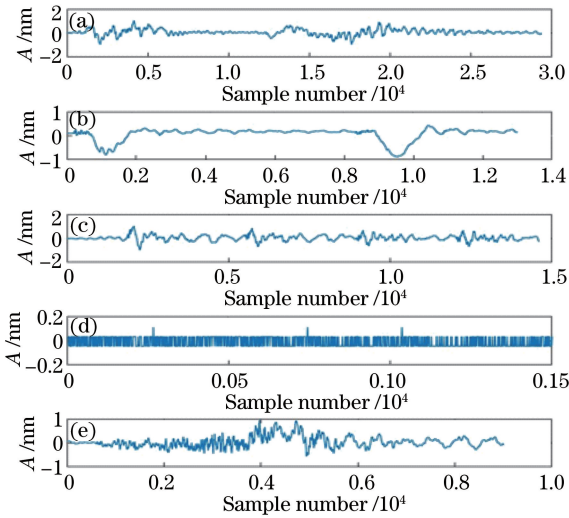


图 7 提取的入侵信号。(a)攀爬;(b)碰撞;
(c)剪切;(d)无入侵;(e)触摸

Fig. 7 Extracted intrusion signals. (a) Climbing;

(b) colliding; (c) shearing; (d) nonintrusive; (e) touching

利用改进的 EMD 算法对时域信号进行分解,以攀爬、剪切和无入侵信号为例,图 8~10 所示分别为 3 种信号的 IMF 分量以及其对应的频谱,其中 t_{res} 为残余项。由图 8 可知,第 1 个 IMF 分量为信号中的最高频分量,其频域分布无序,可将其作为噪声成分。通过计算不同 IMF 分量与原始信号之间的相关性可知,第 2~4 个 IMF 分量的相关系数均大于 0.6。而其余 IMF 分量的相关系数均小于 0.05,因此本文只对 IMF2~IMF4 进行分析。

对比图 8 与图 9 可知,当发生不同的入侵行为时,时域信号与频域信号之间的差异很大,特别在频域内,第 2 个 IMF 分量差异最大,可对其进行特征提取和入侵分类;对比图 9 与图 10 可知,无入侵时

的信号一直在幅值为 0 的范围内波动,这主要是因为受外界环境的干扰,其频域分布较分散,且 IMF 分量内的信息较少,无明显的幅值特征。因此,可将频域内提取信号的特征作为入侵行为分类的依据。

4.3 识别结果分析

利用改进的 EMD 算法对信号进行分解后,分别计算 IMF2~IMF4 在频域上的最大中心频率,记为 $F=(f_1, f_2, f_3)$ 。根据(10)式分别计算 IMF 分量的平均能量值,记为 $W=(w_1, w_2, w_3)$ 。将向量组 F 与 W 组成特征矩阵 $X=[f_1, f_2, f_3, w_1, w_2, w_3]$,并利用 SVM 进行训练。在实验测得的 500 组数据中,400 组数据用于训练,100 组数据用于测试。

为了证明所提方法在入侵分类上的优越性,将其与 EMD 算法和集合经验模态分解(EEMD)算法进行对比。其中,EEMD 算法的分解原理如下:在原始信号中添加白噪声,以白噪声均匀频率分布特性改变信号中的极值点分布,从而避免某中间尺度上的断层问题,使各尺度上都具有连续性,利于信号的抗混分解,有效抑制模式混淆^[16]。表 1 所示为 3 种算法对 5 种行为的识别结果。由表 1 可知,所提方法能够准确识别是否发生入侵,对于其余 4 种行为,所提方法的识别正确率均大于 96%,均大于 EMD 和 EEMD 算法的识别正确率。所提算法的正确识别数与识别正确率在表 1 中用加粗数字显示。由于剪切入侵信号与其他信号频率响应差异较大,因此在实验中其行为的识别正确率最高。

为了进一步验证所提算法的性能降低端点效应,分别采用 EMD、EEMD、所提算法对仿真信号进行去噪,利用信噪比进行评判,信噪比越大,则去噪性能越好,表明分解过程中的端点效应越好。仿真信号为

$$f(x) = 0.8\sin(30\pi x) + \cos(60\pi x + \pi/6) + \sin(10\pi x)。 \quad (12)$$

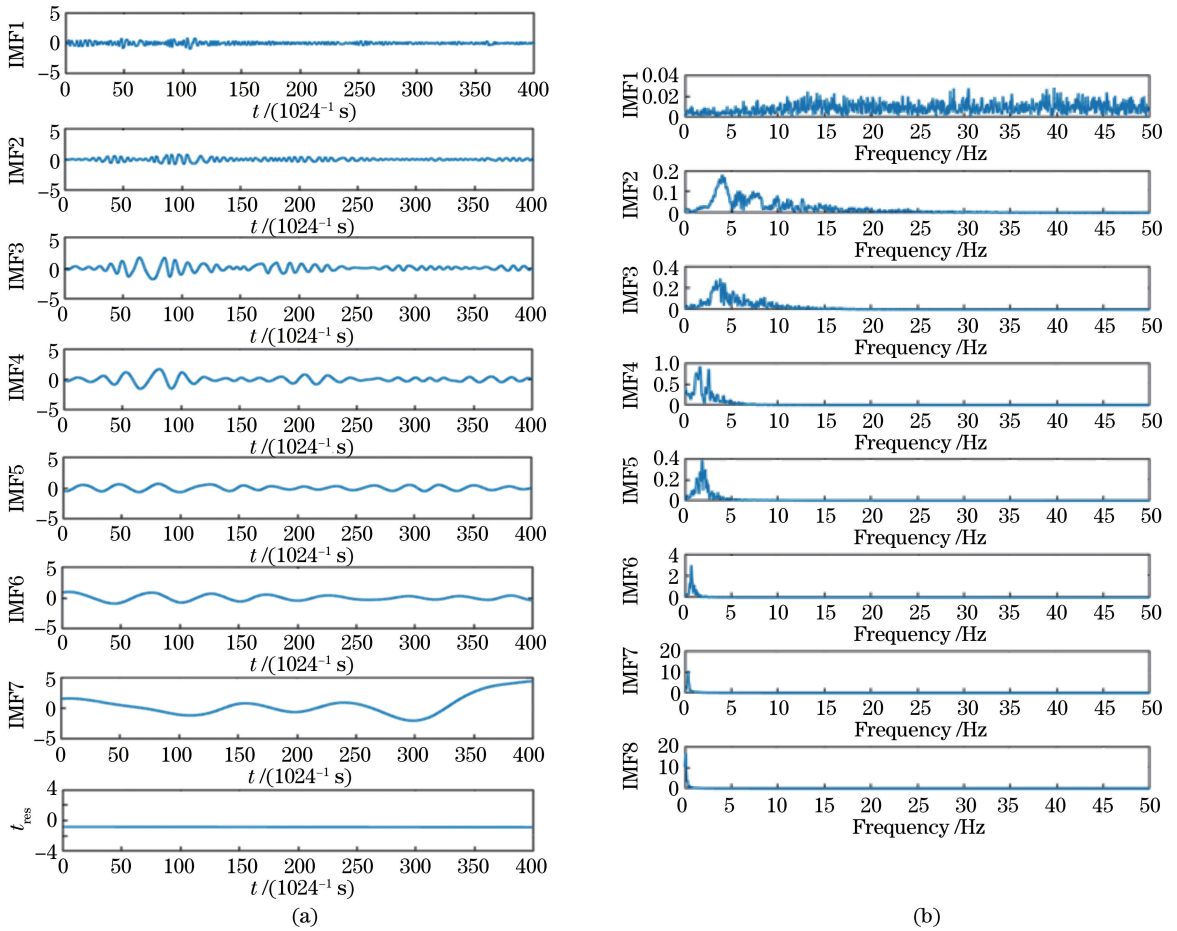


图 8 攀爬信号的识别结果。(a) IMF 分量;(b)频域分布

Fig. 8 Identification results of climbing signal. (a) IMF components; (b) frequency domain distribution

表 1 3 种算法对 5 种行为的识别结果

Table 1 Identification results of five behaviors by three algorithms

Behavior	Experiment number	Number of successful recognition			Recognition rate / %		
		EMD	EEMD	Proposed algorithm	EMD	EEMD	Proposed algorithm
Climbing	100	78	83	96	78	83	96
Shearing	100	91	95	98	91	95	98
Colliding	100	85	90	96	85	90	96
Touching	100	80	86	97	80	86	97
Nonintrusive	100	94	100	100	94	100	100

表 2 所示为 3 种算法的去噪效果,所提算法在不同噪声时去噪后的信噪比用加粗数字显示。由

表 2 3 种算法的去噪性能

Table 2 Denoising performance of three algorithms

Noise level /dB	Signal-to-noise ratio after denoising /dB		
	EMD	EEMD	Proposed algorithm
5	22.1683	23.2356	24.9389
10	26.6196	27.0813	28.1797
15	33.6422	34.1742	34.3243
20	35.3105	36.5819	37.7545
25	36.6726	38.7618	40.2439

表 2 可知,所提方法的降噪效果均优于 EMD 算法和 EEMD 算法,证明所提方法能够在一定程度上抑制端点效应。

5 结 论

提出一种改进的 EMD 算法,并将其用于解决周界安防入侵行为识别正确率低的问题。为了降低 EMD 算法的端点效应,利用延拓算法将端点效应限制于两侧延拓区域内,以保留有效的入侵信号。为了减少计算量,利用短时平均过零率算法,将入侵信号从整体信号中提取出来;再利用改进的 EMD 算

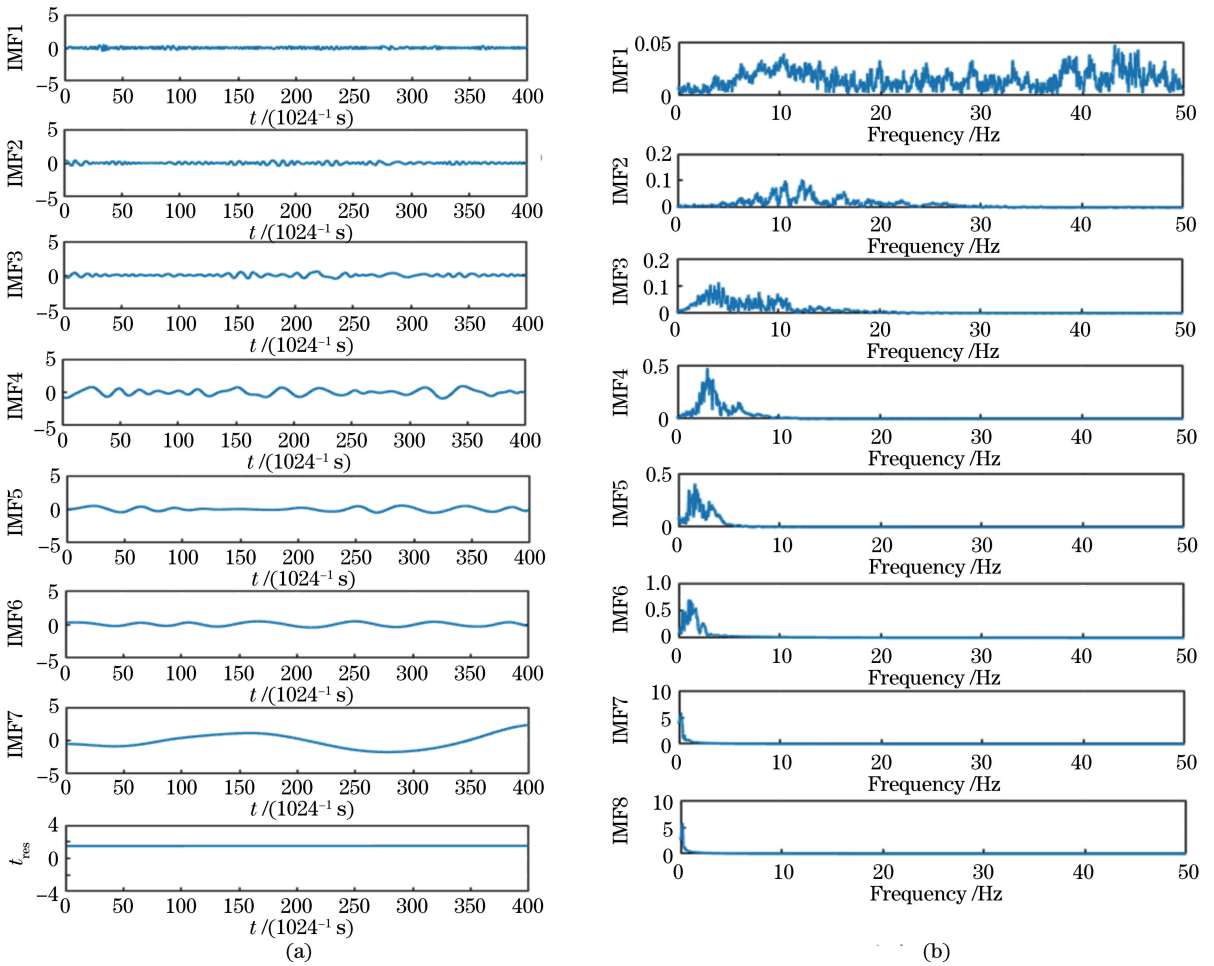


图 9 剪切信号的识别结果。(a) IMF 分量;(b)频域分布

Fig. 9 Identification results of shearing signal. (a) IMF components; (b) frequency domain distribution

法对其进行分解,并选择有效分量进行特征提取;最后利用 SVM 进行训练与分类。实验结果表明,所提方法能够对入侵行为进行分类,识别准确率均大于 96%,为准确识别周界安防入侵行为提供了参考。

参 考 文 献

[1] Chen Y, Zhou L X, Liu H L. A fiber Bragg grating sensor perimeter intrusion localization method optimized by improved particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(3): 1243-1249.

[2] Huang X D, Zhang H J, Liu K, et al. High-efficiency intrusion recognition by using synthesized features in optical fiber perimeter security system[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(12): 124206. 黄翔东, 张皓杰, 刘琨, 等. 基于综合特征的光纤周界安防系统高效入侵事件识别[J]. 物理学报, 2017, 66(12): 124206.

[3] Yu J J, Zhang J W. Recent progress on high-speed

optical transmission[J]. Digital Communications and Networks, 2016, 2(2): 65-76.

[4] Weng G X, Xu X H. Blind separation of radar signals based on detection of time frequency single source point[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2017, 29(1): 42-48. 翁国秀, 徐学红. 基于时频单源点检测的雷达信号的盲分选[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(1): 42-48.

[5] Wen H, Zhang J H, Yao W X, et al. FFT-based amplitude estimation of power distribution systems signal distorted by harmonics and noise [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(4): 1447-1455.

[6] Chen Y, Cheng Y N, Liu H L. Application of improved wavelet adaptive threshold de-noising algorithm in FBG demodulation [J]. Optik, 2017, 132: 243-248.

[7] Chen Y, Wu C T, Liu H L. EMD self-adaptive selecting relevant modes algorithm for FBG spectrum

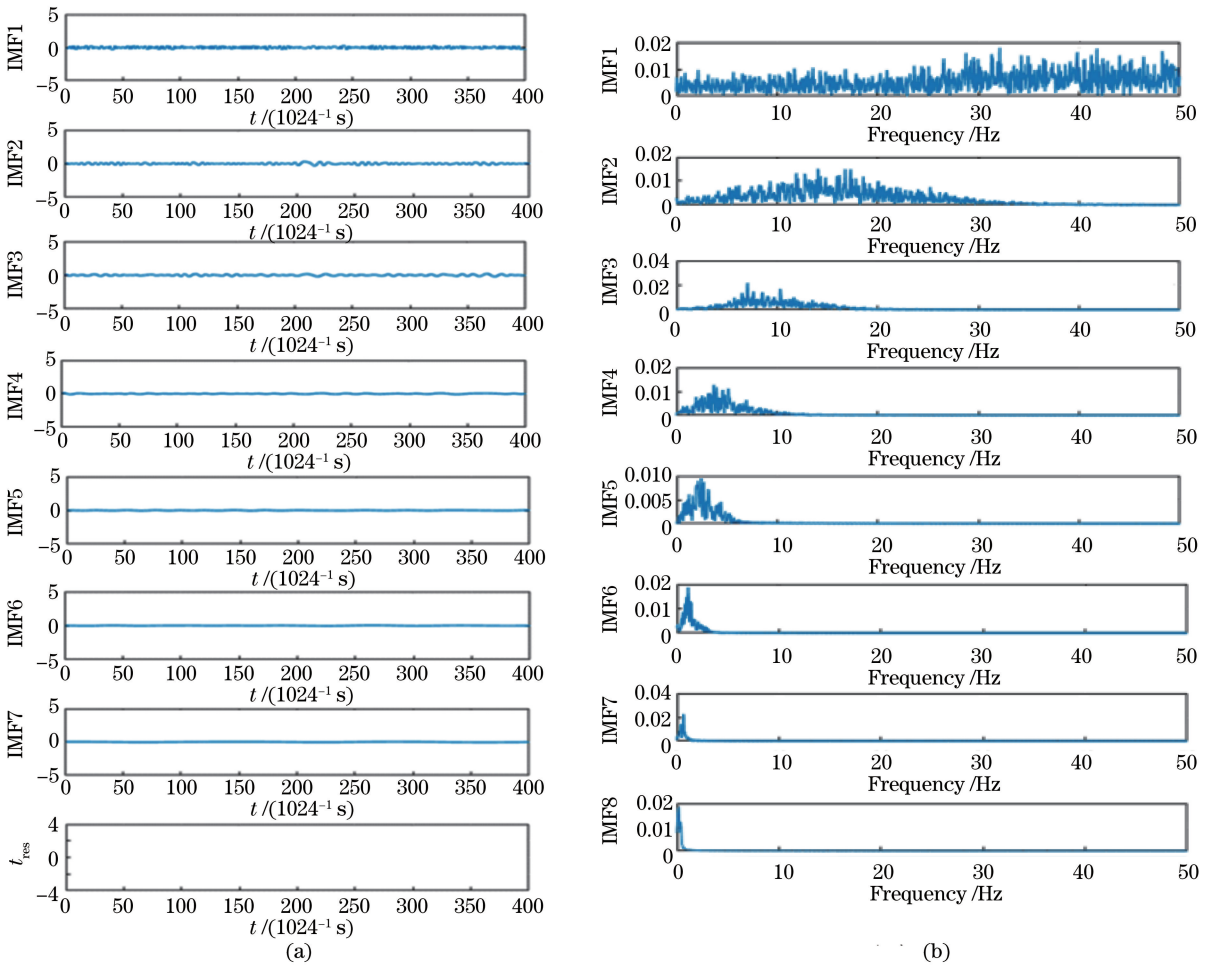


图 10 无入侵信号的识别结果。(a) IMF 分量;(b)频域分布

Fig. 10 Identification results of nonintrusive signal. (a) IMF components; (b) frequency domain distribution

signal[J]. *Optical Fiber Technology*, 2017, 36: 63-67.

[8] Dong B, Hao J Z, Paulose V. Armored-cable-based FBG security fence for perimeter intrusion detection with higher performance[J]. *Sensors and Actuators A*, 2012, 180: 15-18.

[9] Pan P, Xi L X, Zhang X G, *et al.* Experimental research on polarization mode dispersion measurement based on empirical mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45 (1): 0106002.
潘潘, 席丽霞, 张晓光, 等. 基于经验模态分解的偏振模色散测量实验研究 [J]. *中国激光*, 2018, 45 (1): 0106002.

[10] Cheng L Y, Mi G Y, Li S, *et al.* Defects diagnosis in laser brazing using near-infrared signals based on empirical mode decomposition [J]. *Optics & Laser Technology*, 2018, 100: 12-20.

[11] Li X Q, Chen W J, Su X Y. Three dimensional reconstruction based on improved empirical mode decomposition [J]. *Journal of Sichuan University*

(Natural Science Edition), 2018, 55(1): 111-117.

李绪琴, 陈文静, 苏显渝. 基于改进经验模态分解的三维重建[J]. *四川大学学报(自然科学版)*, 2018, 55(1): 111-117.

[12] Guo D, Shen Y Y, Yin B. Research on method for end effects reduction of empirical mode decomposition [J]. *Computer Technology and Development*, 2016, 26(3): 89-92, 96.
郭迪, 沈洋洋, 尹兵. 经验模式分解端点效应抑制方法的研究[J]. *计算机技术与发展*, 2016, 26(3): 89-92, 96.

[13] Seifpour S, Niknazar H, Mikaيلي M, *et al.* A new automatic sleep staging system based on statistical behavior of local extrema using single channel EEG signal[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 104: 277-293.

[14] Schölkopf B, Smola A J, Williamson R C, *et al.* New support vector algorithms [J]. *Neural Computation*, 2000, 12(5): 1207-1245.

[15] Huang N E, Shen Z, Long S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for

- nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A, 1998, 454(1971): 903-995.
- [16] Li P. Method based on extension of extreme wave in dealing with end effect[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(9): 1987-1992.
李沛. 基于极值波延拓的端点效应处理方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(9): 1987-1992.
- [17] Wu H Y, Jia B, Bian P. Study on endpoint detection technology based on fiber perimeter security system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(4): 743-748.
吴红艳, 贾波, 卞庞. 光纤周界安防系统端点检测技术的研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(4): 743-748.
- [18] Ma P F, Liu K, Jiang J F, *et al.* Probabilistic event discrimination algorithm for fiber optic perimeter security systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(11): 2069-2075.
- [19] Zhu C H, Zhao Y, Wang J P, *et al.* Ensemble recognition of fiber intrusion behavior based on blending features [J]. Opto-Electronic Engineering, 2016, 43(12): 6-12.
朱程辉, 赵益, 王建平, 等. 光纤入侵行为融合特征的集成识别[J]. 光电工程, 2016, 43(12): 6-12.
- [20] Guo Y Q, Jia X P, Paull D. Effective sequential classifier training for SVM-based multitemporal remote sensing image classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 3036-3048.