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

蒋立辉!盖井艳!* 王维波² 熊兴降!梁 生³ 盛新志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中国民航大学理学院,天津 300300

³北京交通大学光信息科学与技术研究所教育部发光与光信息技术重点实验室,北京 100044

摘要 针对光纤周界预警系统输出信号的非平稳特性,提出了一种基于总体平均经验模态分解(EEMD)的模式识别 方法。预警系统基于 Mach-Zehnder 干涉原理,利用 4 条单模光纤构成分布式扰动传感器,实时监测周界入侵事 件。该方法引用具有自适应性的 EEMD 算法将振动信号分解成多个本征模态函数(IMF)。根据不同振动信号能量 各异的特点,提出 EEMD 能量熵的方法排除非入侵的干扰。最后建立双重支持向量机对入侵信号进行识别。实验 结果表明:该方法可以有效排除非人为入侵的干扰,准确识别攀爬、敲击和其他虚警信号,平均正确识别率优于 92%,提高了系统的报警识别率,降低了误报率。

关键词 光纤光学; Mach-Zehnder干涉; 总体平均经验模态分解; 能量熵; 模式识别中图分类号 TP212 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.1006002

Ensemble Empirical Mode Decomposition Based Event Classification Method for the Fiber-Optic Intrusion Monitoring System

Jiang Lihui¹ Gai Jingyan¹ Wang Weibo² Xiong Xinglong¹ Liang Sheng³ Sheng Xinzhi³ ¹Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China ²School of Science, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

³Key Laboratory of on Luminescence and Optical Information Technology, Ministry of Education, Institute of Optical Information Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract A pattern recognition method based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) is proposed for the non-stationary features of output signal in the fiber-optic intrusion monitoring system. The system based on the principle of Mach-Zehnder interferometer and four single-mode optical fibers in the cable are utilized to build up the distributed crosstalk sensor, by which the real-time detection of abnormal events can be realized. The vibration signals are decomposed into a series of intrinsic mode functions (IMF) using the EEMD algorithm with self-adaptability. According to the characteristics of the various vibration signal intensities, a method using the EEMD energy entropy to eliminate the disturbance of non-intrusion events is proposed. Double support vector machine is built to identify the intrusion type. The experimental results illustrate that this method can evidently get rid of the non-intrusion disturbance and effectively discern different intrusion events such as fence-climbing, cableknocking and other signals. The correct recognition rate in average is greater than 92%. What's more, the alarm rate is increased and the false alarm rate is reduced in the system.

Key words fiber optics; Mach–Zehnder interferometer; ensemble empirical mode decomposition; energy entropy; pattern recognition

OCIS codes 060.2310; 060.2370; 280.4788; 030.1670

收稿日期: 2015-04-22; 收到修改稿日期: 2015-05-25

作者简介:蒋立辉(1964—),男,博士后,教授,硕士生导师,主要从事激光雷达探测、图像处理及光电子技术等方面的研究。 *通信联系人。E-mail: jy_gai@163.con

1 引 言

光纤周界作为第3代安防技术的佼佼者,以其监测距离长、抗电磁和射频干扰、无辐射、耐腐蚀及适应多种 环境等特性,普遍应用于政府要地、电力设施、仓库和机场等多数领域^[1-3]。光纤周界系统中定位和识别是其发 展的2大关键技术,其中定位的研究已有一定成果^[4-5],但系统的识别精度低,为了解决此问题,国内外相关学者 做了大量工作。Vries^[6]利用频域特征结合神经网络的方法区分不同入侵事件。Mahmoud等^[7]提出基于过电平的 特征提取方法,并结合神经网络算法识别入侵类型。罗光明等^[8]利用不同尺度下方差分布的特征区分入侵行为。 冯欣等^[9]提出小波分析与信息熵相结合的方法区分噪声信号和扰动信号。王思远等^[10]提出短时频率-时间特征 的模式识别方法,平均识别率达97%以上。总体来讲,光纤周界系统的信号识别方法正从频域向时频域方向发 展,因为时频特征能更好地呈现信号频率随时间变化的关系,但现有时频分析方法存在一定的问题,如小波分 析方法虽能得到信号的细节变化,但其实质仍是一种窗口可调的傅里叶变换,没有摆脱傅里叶变换的束缚,不 具备自适应性。经验模态分解(EMD)方法对非平稳信号的时频分析特性优于小波方法,但存在边缘效应和模态 混叠问题。针对EMD的问题,总体平均经验模态分解(EEMD)通过加入均匀分布的白噪声有效地抑制模态混叠 问题,改进了EMD算法并得到真实的时频特性,该算法已很好地应用于气象、机械故障检测和语音等领域。

为分析入侵信号的时频特征,将EEMD算法应用于 Mach-Zehnder(M-Z)干涉仪型光纤周界领域,利用 EEMD将输出的非平稳信号分解成多个平稳的本征模态函数(IMF)。随后从 IMF 的特性着手,研究人为与非 人为入侵的差异,分析发现入侵信号在不同频带内的能量分布与非入侵的不同,提出了 EEMD 能量熵的方 法判断是否发生入侵,有效地排除非人为的干扰。在此基础上,又提出了双重支持向量机的方法,对攀爬、 敲击和其他虚警信号进行识别。最后通过外场实际数据对该方法进行了实验验证。

2 基于 EEMD 的信号处理与识别

2.1 预警系统输出信号特征

M-Z干涉仪型光纤周界预警系统的原理示意图如图1所示,系统输出的光强信号为

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

式中 I_0 为输入总光强, K为 M-Z 干涉仪的可见度, φ_0 为 M-Z 干涉仪初始相位, $\Delta \varphi(t)$ 为由振动引起的相位差。因 $\Delta \varphi(t)$ 随外界扰动发生变化, 很难通过信号解调提取相位信息, 但可通过信号频率随时间变化的规律对信号进行 处理。对于时频特性的分析, 后文所提的 EEMD 方法具有其独特的优势, 为非平稳信号的处理提供了有力工具。



图1 M-Z光纤周界系统的原理示意图

Fig.1 Schematic illustration of optical fiber perimeter system based on the M-Z interferometer

2.2 EEMD 算法

为了抑制 EMD 的模态混叠问题, Wu 等凹提出 EEMD 算法, 该算法具体步骤如下:

1) 将待分析信号 x(t) 加入一定幅值的白噪声 n_i(t), 一般幅值取信号标准差的 0.1~0.4 倍, 表示为

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t)$$
. (2)

2) 将已加入白噪声的信号 $x_i(t)$ 经 EMD 分解成多个 IMF 分量 $c_i(t)$ 和一个余项 $r_i(t)$,表示为

$$x_i(t) \xrightarrow{\text{EMD}} \sum_{j=1}^m c_{ij}(t) + r_i(t) , \qquad (3)$$

式中m表示IMF分量个数,EMD分解详见文献[12]。

3) 加入均方根相等的不同白噪声,重复以上2步,得到N组不同的IMF分量,其中N满足 $\varepsilon_{a} = \varepsilon / \sqrt{N}$, ε_{a}

为待分析信号与分解得到IMF分量之和的标准偏差; ε 为添加白噪声的幅值; N 为迭代次数, 次数越多则加 入白噪声对信号的影响越小。

4) 将 N 组同阶 IMF 进行总体平均计算,得到结果为

$$c_{j}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} c_{ij}(t) , \qquad (4)$$

式中 $c_i(t)$ 是EEMD分解得出的第j个IMF分量。

由以上步骤可知 EEMD 分解的最终结果为

$$x(t) = \sum_{j=1}^{m} c_j(t) + r(t) .$$
(5)

从(5)式可以看出,EEMD分解得到多个不同频率的IMF分量,每个IMF随信号尺度特征发生变化,体现 了算法的自适应性;利用加入白噪声频率均匀分布的统计特性巧妙地解决了EMD的模态混叠问题,在步骤 4)中总体平均的计算消除了白噪声对分解的影响。通过实验发现,迭代次数过多不仅增加运行时间而且分 解效果变化不大,考虑到系统的时效性,本文对所有实验数据进行EEMD分解时,选择添加白噪声的幅度为 标准差的0.2倍,迭代次数为200次。

2.3 EEMD 能量熵

EEMD分解所得的IMF分量既有原信号的局部特征,又有不同特征时间的尺度特征,通过分析这些特征,发现不同入侵行为的能量分布各有不同、熵能衡量体系不规则分布,因此参照信息熵的定义获取 EEMD 能量熵对能量分布的估计。

信号经 EEMD 分解,得 *m* 个 IMF 分量 $c_1(t), c_2(t), \dots, c_m(t)$ 和余项 r(t), m 个 IMF 分量的能量分别为 E_1, E_2, \dots, E_m , 其中 $E_m = \sum c^2(t)$,余项 r(t) 影响忽略不计,则构成了振动信号的能量分布 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_m\}$,定义 EEMD 能量熵为

$$H = -\sum_{k=1}^{m} p_k \lg p_k , \qquad (6)$$

式中 $p_k = E_k / E$ 表示第 $k \uparrow$ IMF 的能量比, $E = \sum_{k=1}^{m} E_k$ 。 H 表征信号能量分布的不确定度, 无任何干扰时, 信号

的能量分布稳定,能量熵值相对恒定;但有扰动时,振动改变了信号能量分布秩序,相应的能量熵值也发生 改变,信号越复杂越不确定,其熵值也越大。根据上述分析有4种振动信号的EEMD能量熵值如表1所示。

Table 1 LEMD energy entropy of different vibration signals					
Classification	Climbing	Knocking	Car	Wind	
Energy entropy	1.981	1.763	1.7115	1.4525	

表1 不同振动的 EEMD 能量熵值 Fable 1 EEMD energy entropy of different vibration signals

表1给出了敲击光缆、攀爬围栏、汽车振动和大风4种振动信号的能量熵值,从表中可看出4种振动信号的能量熵值各不相同,而且人为入侵的熵值略高于非人为的。故可用 EEMD 能量熵的方法排除非人为干扰,不仅可减少系统识别时间,而且改善了系统性能。但单一的熵值不能完全屏蔽虚警信号,仍存在误报的问题,故需要分类器以区别是否发生真实入侵。

2.4 振动信号的特征提取与识别

2.4.1 特征提取

振动信号经过 EEMD 分解后得到不同尺度下的平稳信号,本文提取敏感性强的峭度作为特征向量,具体提取过程如下:

1) 对振动信号进行 EEMD 分解。

2) 求所有 m个 IMF 分量的峭度, 可表示为

$$T_{j} = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^{N} c_{ju}^{4}, \quad j = 1, 2, \cdots, m \quad ,$$
⁽⁷⁾

式中 T_j 表示第j个IMF分量的峭度,u表示第j个分量的样本点数。

3) 峭度归一化处理,得特征向量 $[T_1, T_2, \dots, T_m]$ 。

2.4.2 支持向量机的分类原理

支持向量机(SVM)的核心思想是在特征空间中寻找最优超平面,使样本间的分类间隔最大化从而区别不同类别¹¹³。对于线性不可分的样本集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$, $x_i \in R^n$, $y \in \{-1, +1\}$ 经非线性映射到高维空间中,使样本集在高维空间内线性可分,高维空间中要寻求的最优超平面的目标函数为

$$\max\left\{\sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n} \alpha_{i} \alpha_{j} y_{i} y_{j} \left[\boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{x}_{i}) \cdot \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{x}_{j}) \right] \right\}, \qquad (8)$$

式中 α_i 为拉格朗日系数, $\Phi(x)$ 表示非线性映射函数。

最终得到的最优分类函数为

$$f(x) = \operatorname{sgn}\left[\sum_{i=1}^{n} \alpha_{i}^{*} y_{i} Q(x_{i}, x) + b^{*}\right], \qquad (9)$$

式中 α_i^* 和 b^* 分别为拉格朗日系数和分类阈值, $Q(x_i,x)$ 表示核函数。

目前 SVM 有一对一、一对多、有向无环图和决策树等多种分类方法,而 SVM 的本质是解决 2 类分类问题,以上多分类方法都是在此基础上改进而得。本文采用基本的二值分类器,建立 SVM1和 SVM2构成一个双重支持向量机的 3 类分类器,若 SVM1输出为 1,则有入侵,结束判断;否则输入至 SVM2,若 SVM2输出为 1,则有入侵,反之为其他虚警,系统不报警。

3 实验结果与分析

为说明该方法的可行性和可靠性,使用挂网式的M-Z干涉仪型光纤周界预警系统对采集数据进行验证,挂网方式如图2所示。系统的采样频率为2MHz,每次振动采集卡自动采集4×10⁴个数据点。图3为M-Z 干涉仪型光纤周界预警系统所采集的4种典型信号。



图2 现场实验挂网方式 Fig.2 Suspended mesh pattern in actual experiment 1.0 (a) Normalized amplitude Normalized amplitude 0.5 0.50 -0.5 -0.5-1.0-1.05 15 0 5 10 15 0 10 20 20 Time /ms Time /ms 1.0(d)1.0 (c) Normalized amplitude Normalized amplitude 0.2 0.2 -0.2 -1.00.5-1.010 15 20 Ō 5 10 15 20 0 5 Time /ms Time /ms

图 3 归一化输出的 4 种典型干扰信号。(a) 攀爬; (b) 敲击; (c) 汽车; (d) 风 Fig.3 Normalized signals of four typical interferences. (a) Climbing; (b) knocking; (c) car; (d) wind

选取敲击光缆、攀爬围栏作为入侵信号,风和汽车振动作为虚警信号,在外场采集381个上述振动信号, 其经过 EEMD 能量熵后减少到193个,如表2所示,可看出 EEMD 能量熵方法可以有效地排除风和汽车产生 的虚警信号,但由于该熵值不能保证滤掉所有虚警信号,所以需要后续的识别工作。由于振动信号是非平 稳信号且幅值波动大,EEMD 分解的次数过多,而信号的主要信息集中在前几个 IMF 分量中,所以本文选取 前13个 IMF 分量的峭度值作为特征值,如图4所示,同时给出小波分解得到的能量特征值,如图5所示。 表2 识别分析结果







Fig.5 Wavelet energy features of four typical signals. (a) Climbing; (b) knocking; (c) car; (d) wind 1006002-5

从图4可知:攀爬信号的峭度特征主要在第2个高频频段,敲击信号集中在第3、4个中频频段,汽车振动 一般集中在前5个频段,而风的特征集中在低频段,且峭度值较小;图5呈现的4种信号小波能量特征也各有 不同,但没有峭度特征明显,故采用峭度作为特征向量更为优越。

本文将风和汽车信号作为虚警化为一类,选取每类样本的80%作为训练集,识别结果如表3所示。从表 3可知:小波能量法的识别率不高,主要是因为其不具有自适应性,且提取的能量特征不甚明显;未经过 EEMD能量熵的方法要优于小波能量法,但复杂的虚警信号会增加识别时间;经EEMD能量熵的方法明显优 于前2种方法,平均识别率达92%以上,这表明采用EEMD能量熵的模式识别方法有效地降低了误报率,可 以改善系统的性能。

表3 不同方法的信号识别正确率

Fable 3	Recognition	correct	rates of	signals	for	different methods	
---------	-------------	---------	----------	---------	-----	-------------------	--

Method	Climbing	Knocking	Other
Wavelet energy /%	80	74	75
Method without EEMD energy entropy /%	90	80	93
Method with EEMD energy entropy /%	92	90	95

此外,随机选取每类的40组样本与神经网络的性能进行比较,从表4可见:神经网络与SVM的识别效果相近,但对虚警信号的识别率较低,即容易产生误报,而且训练时间是SVM的6倍,但时间过长不利于实际系统监测,所以本文采用的双重支持向量机方法对系统的时效性和识别性更具有实际使用意义。

表4 SVM与神经网络的性能比较

Fable 4 Performance con	parision of neural	network and SVM
-------------------------	--------------------	-----------------

Network type	Training number	Testing number	т . (Recognition rate /%		
			Training time /s –	Climbing	Knocking	Other
SVM	30	10	3	90	70	100
Neural network	30	10	20	90	70	70

4 结 论

针对 M-Z干涉仪型光纤周界预警系统,提出了基于 EEMD 的新型模式识别方法,有效地排除了非人为 入侵的干扰,实现对真实入侵信号的识别,提高了系统的报警识别率。但系统在暴雨等恶劣天气影响下,入 侵信号的提取与识别问题仍有待解决,正在进一步深入研究。

参考文献

- 1 Wang He, Sun Qizhen, Li Xiaolei, *et al.*. Progress in optical fiber interferometer based distributed vibration sensing technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(2): 020004.
 - 王 贺,孙琪真,李晓磊,等.干涉型分布式光纤振动传感技术的研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(2): 020004.
- 2 Liu Jianxia. Research progress of distributed optical fiber sensing and monitoring technology based on φ -OTDR[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(8): 080021.

刘建霞. q-OTDR 分布式光纤传感监测技术的研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(8): 080021.

3 Yang Jiang, Zhao Jian, Yang Chunni, *et al.*. All-fiber perimeter security system 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 Zhang Ying, Chen Jiamei, Li Gang, *et al.*. Location method of distributed fiber-optic perimeter security system based on Mach-Zehnder interferometer[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(6): 0605005.

张 颖,陈佳妹,李 刚,等.马赫-曾德尔分布式光纤周界防范系统定位算法研究[J].中国激光,2012,39(6):0605005.

5 Zhang Xiaoping, Liu Tiegen, Liu Kun, et al.. A distributed sensing positioning algorithm based on derivative analysis at zero level of signal [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2013, 24(3): 558–562.

张笑平,刘铁根,刘 琨,等.基于零电平处信号导数分析的分布式光纤传感定位算法研究[J].光电子·激光,2013,24(3): 558-562.

- 6 De Vries J. A low cost fence impact classification system with neural networks[C]. IEEE 7th Africon Conference in Africa, 2004, 1:131-136
- 7 Mahmoud S S, Katsifolis J. Robust event classification for a fiber optic perimeter intrusion detection system using level crossing features and artificial neural networks[C]. SPIE, 2010, 7677: 767708.
- 8 Luo Guangming, Li Xiao, Cui Guiping, *et al.*. The intrusion signal recognition of perimeter security of distributed fiber-optic sensor [J]. Opto-Electronic Engineering, 2012, 39(10): 71-77.

罗光明,李 泉,崔贵平,等.分布式光纤传感器的周界安防入侵信号识别[J].光电工程,2012,39(10):71-77.

- 9 Feng Xin, Zeng Zhoumo, Feng Hao, *et al.*. A method for evaluating the disturbance in distributed vibration sensor based on wavelet information eentropy[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(11): 1106005.
- 冯 欣,曾周末,封 皓,等.基于小波信息熵的分布式振动传感系统的扰动评价方法[J].光学学报,2013,33(11):1106005.
- 10 Wang Siyuan, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al.. Pattern recognition method of fiber distributed disturbance sensing system based on M-Z interferometer[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(8): 2613-2618.

王思远,娄淑琴,梁 生,等. M-Z干涉仪型光纤分布式扰动传感系统模式识别方法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(8): 2613-2618.

- 11 Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- 12 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[C]. Proc R Soc Lond A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903–995.
- 13 Peng Nanbo, Zhang Yanxia, Zhao Yongheng. A SVM-KNN method for quasar-star classification[J]. Science China Physics, Mechanics and Astronomy, 2013, 56(6): 1227-1234.

栏目编辑: 王晓琰