

文章编号:1001-5078(2023)07-1073-08

· 光纤传感及光通讯技术 ·

基于 VMD 与 MFE 的光纤周界安防入侵事件识别

江虹, 曾庆龙, 李家成

(长春工业大学电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 为了提高周界入侵事件的识别率, 本文提出一种基于超弱光纤光栅(UWFBG)阵列的光纤周界入侵事件识别方法。该方法通过变分模态分解(VMD)将入侵信号进行分解, 然后选择最佳分量并提取其多尺度模糊熵(MFE), 与信号过零率(ZCR)相结合构造特征向量, 将其输入到 Sigmoid 函数拟合的支持向量机(SVM), 实现对晃动、剪切、刮风、下雨和无入侵 5 种不同的事件的识别。实验表明, 该方法可以准确识别 5 种常见的事件信号, 平均识别率达到 98%。此外, 该方法可以在输出各入侵事件类别的同时输出各类事件发生的概率值。

关键词: 光纤光栅; 周界安防; 特征提取; 入侵事件识别; 概率输出

中图分类号: TN929.11 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2023.07.014

Intrusion event identification for fiber optic perimeter security based on VMD and MFE

JIANG Hong, ZENG Qing-long, LI Jia-cheng

(School of Electrical and Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: To improve the recognition rate of perimeter intrusion events, a fiber optic perimeter intrusion event recognition method based on ultra-weak fiber Bragg grating(UWFBG) arrays is proposed in this paper. The intrusion signal by variational modal decomposition(VMD) is decomposed. Then, the best component is selected and its multiscale fuzzy entropy(MFE) is extracted, and combined with the signal zero-crossing rate(ZCR) to construct a feature vector, which is fed into a support vector machine(SVM) fitted with a Sigmoid function to achieve recognition of five different events: wagging, cutting, winding, raining, and non-intrusive. Experiments show that the method can accurately identify five common event signals with an average recognition rate of 98%. In addition, the method can output the probability values for the occurrence of each type of event along with each intrusion event category.

Keywords: fiber Bragg grating; perimeter security; feature extraction; intrusion event identification; probability output

1 引言

周界安全领域的光纤传感技术主要包括基于光时域反射计(OTDR)技术^[1], 基于光纤干涉技术^[2]和光纤布拉格光栅传感网络^[3]。相比于其他技术,

基于光纤光栅的传感网络受环境干扰影响很小, 具有更高的检测精度且误报率比较低, 能够更精确地感应入侵振动信号, 并且可以根据需要合理的设置传感间距, 已经成为一种经济高效的识别系统。然

基金项目: 长春市科技发展计划项目(No. 21ZGM37)资助。

作者简介: 江虹, 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为光电子器件, 光无源传感器件及弱信号处理等方面的研究。E-mail: jianghong@ccut.edu.cn

收稿日期: 2022-09-14; **修订日期:** 2022-10-16

而,如何提高入侵事件模式识别的效率与准确率成为了当前研究的难点与热点^[4]。

如何准确的对入侵振动信号的特征进行描述是提高模式识别准确率的关键,常用的特征提取方法主要有傅里叶变换^[5]、小波变换^[6]、经验模态分解(EMD)^[7]等,但是以上方法都存在着一定的缺陷,且很难获得高的识别率。傅里叶变换主要适用于对平稳信号进行分析,且不能实现时域和频域的分析;小波变换可以提取信号的局部特征,解决了傅里叶变换窗函数大小不可变的问题,但其受到小波基函数选择的限制,缺乏自适应性;EMD 是一种完全自适应性的信号分解方法,它可以将复杂信号分解为多个本征模态函数(IMF),各 IMF 包含了原信号不同尺度的局部特征。然而,EMD 存在着较为严重的模态混叠问题,于是提出了集成经验模态分解(EEMD)^[8],该方法可以有效地解决模态混叠问题,但是其在分解过程中会残留一定的噪声信号。

为了更准确地描述信号的特征从而获得更高的识别精度,本文提出一种基于变分模态分解(VMD)^[9]与多尺度模糊熵(MFE)^[10]相结合的入侵信号识别方法。该方法通过 VMD 对入侵信号进行分解,利用分量相关性来选取最佳 IMF 分量并提取其 MFE,再提取信号的过零率(ZCR),生成混合特征向量并将其输入到 Sigmoid 函数拟合的 SVM 进行分类识别。实验表明,本方法可以有效区分 5 种常见的事件,平均识别率达到 98 % 且可以输出各类事件发生的概率值,具有较高的实用性。

2 基于 UWFBG 阵列的周界安防系统

基于 UWFBG 阵列的周界安防系统如图 1 所示,该系统主要由光栅阵列探测光缆,解调仪与计算机等三个部分组成。其中,光栅阵列探测光缆由多个具有特定中心波长的超弱光栅 UWFBG1 - UWFBGn 以一定间隔采用串联的形式组成,用来感知来自外界的环境振动、应变或其他干扰行为的信息,可以实现感知和传输的双重功能;解调仪与计算机构成了该系统的监控中心,当传感单元出现扰动时,光电探测器(PD)将探测到由环形器返回的光,通过对

返回光性质参数的检测和处理,达到解调效果;将解调得到的数据实时传输至计算机进行分析处理。通过解调及特定的识别算法实现扰动定位及其模式识别,从而获得扰动事件发生的详细信息(位置和类型)。

该系统的解调原理如图 2 所示,在该系统中,解调仪以 1 kHz 的采样率采集振动干扰信号,解调仪中的光源为中心波长 1550 nm 的窄线宽激光器(NLL),激光器发出的连续波(CW)光被半导体光放大器(SOA)调制为纳秒脉冲。然后,掺铒光纤放大器(EDFA)将脉冲光放大,并通过环形器传输到 UWFBG 阵列。来自 UWFBG 阵列的反射脉冲通过由非平衡马赫-曾德尔(M-Z)干涉仪组成的 3 × 3 耦合器相位解调单元,相位解调单元通过解调两个相邻 UWFBG 之间传感光纤中光长的变化引入光的相位变化来还原时域振动信号幅值,最后根据变化的信息与设置好的阈值比较选择预警或报警处理。

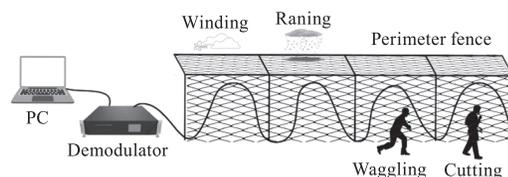


图 1 UWFBG 阵列周界安防系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of perimeter security system for UWFBG array

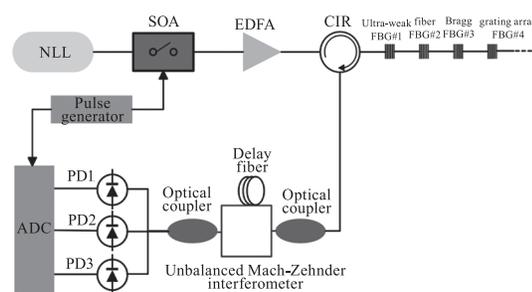


图 2 系统解调原理方框图

Fig. 2 System demodulation principle block diagram

3 事件识别算法原理

图 3 给出了事件识别流程图,主要包括三个阶段。第一阶段是采用 VMD 对扰动信号进行预处理;第二阶段是特征选择和提取,得到组合特征向量;第三阶段是通过分类器对事件进行分类识别,同时输出每种类型的事件发生的概率。

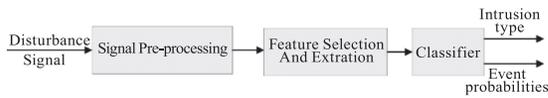


图3 事件识别流程图

Fig. 3 Flowchart of events recognition

3.1 基于VMD的信号预处理

VMD是一种优于EMD的信号分解算法,它克服了EMD方法存在的端点效应和模态混叠的问题,可以根据实际情况将信号自适应地分解为一系列IMF分量并准确快速地计算每个IMF分量的中心频率。对于复杂度高和非线性强的非平稳信号序列,VMD可以获得多个不同频率尺度且相对平稳的子序列,从而对信号进行更准确的分析。

我们使用VMD对光纤周界安防扰动信号进行分解,VMD算法的具体过程为:

①初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{w_k^1\}, \hat{\lambda}^1$ 和最大迭代次数 N , 令 $n = 0$ 。

其中, k 表示分解个数, u_k, w_k 分别表示分解后第 k 个IMF分量和中心频率, λ 表示引入的拉格朗日乘法算子。

②根据公式(1)~(3)更新 $\hat{u}_k, w_k, \hat{\lambda}$ 。

对 u_k, w_k, λ 交替寻优迭代,其表达式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{f}(w) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(w) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha (w - w_k^n)^2} \quad (1)$$

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k^{n+1}|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}|^2 dw} \quad (2)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w) = \hat{\lambda}^n(w) + \gamma(\hat{f}(w) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(w)) \quad (3)$$

其中, α 为二次惩罚因子,它可以用来降低高斯噪声的干扰; γ 为噪声容忍度,满足信号分解的保真度要求。

③判断是否满足等式(4)中的收敛条件,若不满足,则返回②,否则完成迭代,输出最终的 \hat{u}_k 和 w_k 。

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (4)$$

其中, ε 是收敛精度且 $\varepsilon > 0$ 。

3.2 MFE方法

模糊熵(FE)是样本熵(SE)的一种改进形式,即在样本熵的基础上引入了一种模糊隶属度函数,模糊熵是描述数据模糊程度的一种量化指标,可以反映时间序列的不规则性,当熵值越大时,代表该时间序列越复杂。多尺度模糊熵(MFE)是指时间序列在不同尺度下的模糊熵,对于一个具有 N 点的时间序列信号, $\{x(i), 1 \leq i \leq N\}$, 给定嵌入维数 m 和相似容限 r , 其多尺度模糊熵的计算步骤如下:

①根据初始时间序列计算其粗粒度时间序列。

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x(i), 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (5)$$

其中, $\tau = 1, 2, \dots$ 是尺度因子,当 $\tau = 1$ 时,粗粒度时间序列即初始时间序列。

②计算每个粗粒度时间序列的模糊熵,将其表示为尺度因子 τ 的函数。

$$MFE(x, \tau, m, r) = FuzzyEn(y_j^{\tau, m, r}) \quad (6)$$

其中, r 代表相似容限且 $r = r_0 \times std$, std 是初始时间序列的标准差。需要注意的是,在不同尺度的计算中 r 是相同的。

3.3 Sigmoid拟合的SVM

支持向量机是一种可以用来处理多分类问题的分类器,其核心思想是通过引入核函数将低维空间下线性不可分的数据映射到一个高维的特征空间,从而将低维空间中的非线性问题转换为高维空间中的线性问题。相比于一些神经网络分类算法,SVM具有更好的泛化能力且识别速度快,因此更适用于解决小样本问题。

为了克服传统的SVM只能输出事件类型的问题,本文采用一种基于Sigmoid函数拟合的SVM^[11-12]进行分类识别。其原理是采用Sigmoid函数将SVM的输出值映射到 $[0, 1]$ 之间,从而达到概率输出的目的。对于任意第 x 类事件,通过将其发生的概率值和相对应的SVM决策输出通过Sigmoid函数进行拟合,可以得到:

$$P(y = x | f_x) = \frac{1}{1 + \exp(A_x f_x + B_x)}, \quad x \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (7)$$

其中, y 是 SVM 的决策输出; f_x 是 SVM 的决策函数; A_x, B_x 是两个拟合参数。

4 特征提取

4.1 IMF 分量特征提取

利用 VMD 算法对扰动信号进行分解, 得到一系列 IMF 分量, 然后计算每个 IMF 分量与原始信号之间的相关性, 选择相关性最高的 IMF 分量作为最佳 IMF 分量, 并提取其 MFE 作为特征向量。相关性计算公式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (y_{si} - \bar{y}_s) [x_i(t) - \bar{x}(t)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_{si} - \bar{y}_s)^2 \sum_{i=1}^N [x_i(t) - \bar{x}(t)]^2}} \quad (8)$$

其中, y_{si} 是第 s 个 IMF 分量中的数据点; \bar{y}_s 是第 s 个 IMF 分量的幅值均值; $x_i(t)$ 是第 i 个数据点的幅值; $\bar{x}(t)$ 是原始信号的幅值均值。

根据公式(8), 很容易就可以获得具有最高相关性的 IMF 分量。表 1 给出了具有最高相关性的 IMF 的分布情况。如表 1 所示, 刮风事件和下雨事件这两个自然事件的 IMF 分量处于同一水平, 为第 6 个 IMF 分量; 晃动事件和无入侵事件的 IMF 分量处于同一水平, 为第 1 个 IMF 分量。

表 1 VMD 最高相关 IMF 的分布

Tab. 1 The distribution of IMF with the highest correlation by VMD

	Wagging	Cutting	Winding	Raining	Nonintrusive
IMF(level)	1	3	6	6	1

需要注意的是, VMD 算法需要考虑分解层数 K , 设置合理的分解层数可以提高系统的识别精度, 经过多次实验, 本文最终选择分解层数 $K = 7$ 。同样地, 在提取信号的 MFE 之前需要设置三个重要的参数, 即尺度因子 τ , 嵌入维数 m 和相似容限 r 。对于相似容限 r , 通常选择 $r = 0.15 \times std$ 。以晃动信号为例, 图 4 给出了不同嵌入维数 m 下其 FE 值随着尺度因子 τ 的变化。可以看出, 当 $m = 2$ 时, FE 值随着尺度因子的增加而增加, 当尺度因子超过 4 时, 其 FE 值几乎保持不变。因此, 选择嵌入维数 $m = 2$, 尺度因子 $\tau = 4$, 基于 VMD 的 MFE 特征向量可以构造为 $F = [FE_1, \dots, FE_4]$ 。

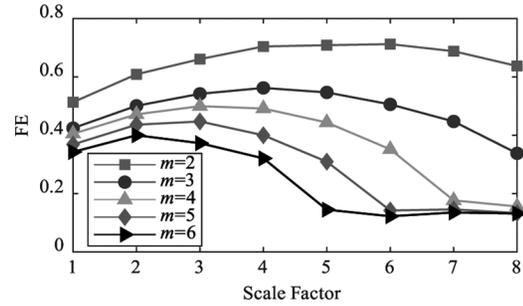


图 4 晃动信号的 MFE

Fig. 4 MFE of wagging signal

4.2 过零率

过零率(ZCR)是描述信号时域信息的一种常用方法, 它反映了信号在一段时间内符号变化的频率, 对于输入的振动传感信号 $x(i)$, 过零率表示为:

$$ZCR = \frac{\sum_{i=1}^N |\text{sign}[x(i)] - \text{sign}[x(i-1)]|}{2N} \quad (9)$$

其中, N 是信号的长度; $\text{sign}[\]$ 是符号函数, 定义为:

$$\text{sign}[x(i)] = \begin{cases} 1, & x(i) \geq 0 \\ -1, & x(i) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

通过将过零率与最佳 IMF 分量的 MFE 相结合, 构造出的混合特征向量为 $F = [FE_1, \dots, FE_4, ZCR]$, 该特征向量即包括信号的时域特征, 又包含信号的不规则性, 因此可以用作模式识别。

5 实验结果与分析

采用图 1 所示的实验装置对晃动、剪切、刮风、下雨和无入侵 5 种事件信号进行采集。其中, 采用电风扇吹过光缆来模拟刮风事件; 采用多个水龙头喷淋光缆来模拟下雨事件; 无入侵为采集的背景噪声信号。对于 5 种事件, 每种事件重复进行了 100 次, 共得到 500 组数据, 将其中 300 组用于训练, 200 组用于测试。

图 5 和图 6 分别给出了 5 种事件的归一化信号以及 VMD 的结果, 可以看出, 5 种事件的波形在时域上具有一定的区别。

相应的每种事件的 VMD 最高相关 MFE 以及过零率如图 7 所示, 不难看出, 不同种类信号的特征向量分布具有较大差异: 晃动事件的 FE 值随尺度因子 τ 的增加而增加且具有最大的过零率; 剪切事件的 FE 值随着尺度因子 τ 的增加先增加后减小最后

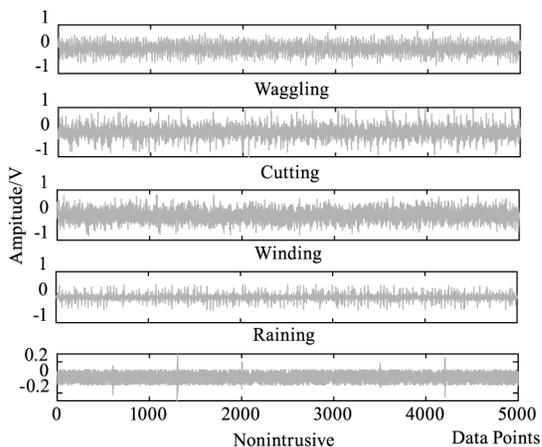
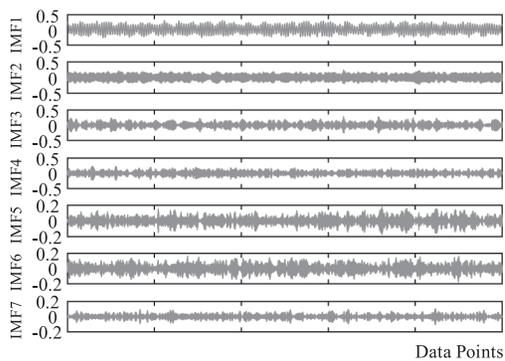
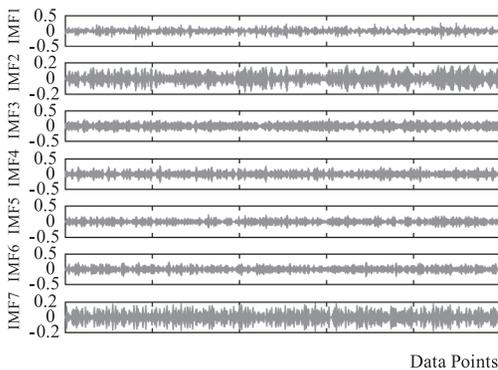


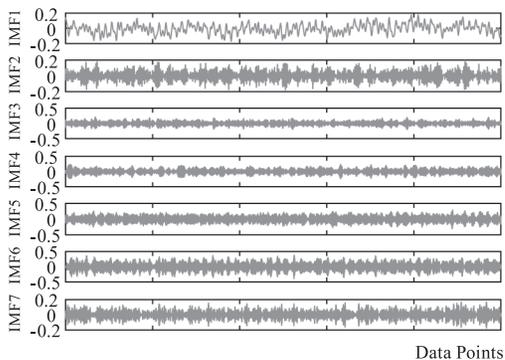
图5 5种事件的归一化信号
Fig. 5 Normalized signals of five events



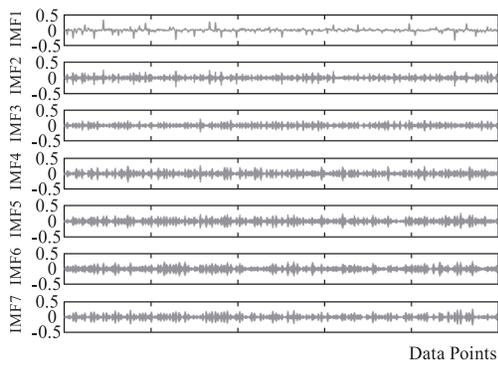
(a) 晃动



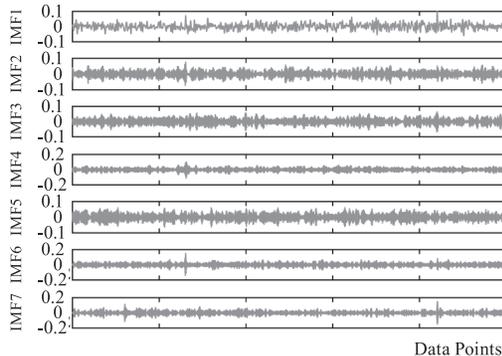
(b) 剪切



(c) 刮风



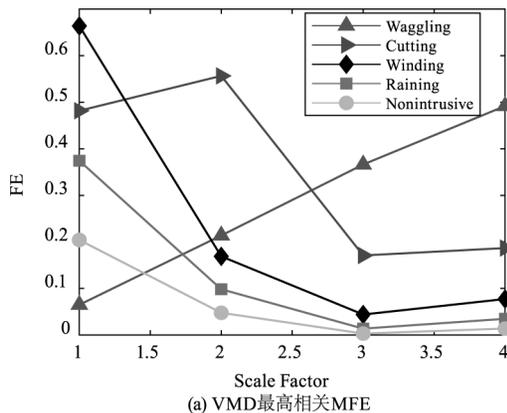
(d) 下雨



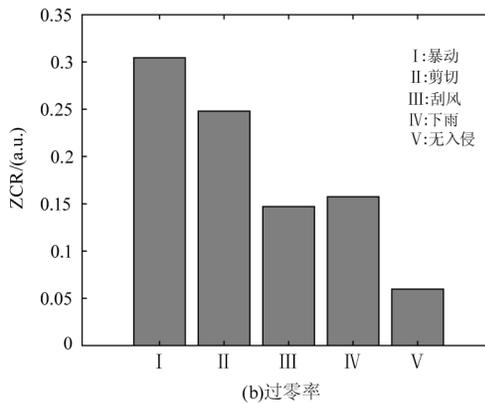
(e) 无入侵

图6 5种事件的VMD结果

Fig. 6 VMD results of five events



(a) VMD最高相关MFE



(b) 过零率

图7 五种事件的特征信息

Fig. 7 Feature information of the five events

趋于稳定;刮风事件与下雨事件具有相似的过零率,但刮风事件的 FE 值略大于下雨事件;无入侵事件的过零率最小且其 FE 值随尺度因子 τ 呈逐渐下降的趋势。

将提取到的混合特征向量输入到 Sigmoid 函数拟合的 SVM 中进行分类识别。对采集的 500 组数据,随机选择 300 组作为训练集,剩下的 200 组作为测试集,重复进行 20 次,取其平均值作为最终的识别结果。

为了证明本文所提出的特征提取方法的优越性,将本文方法与 EMD 算法和 EEMD 算法进行对比。三种算法对 5 种事件的识别结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,基于 VMD 算法的特征提取方法对于 5 种事件的平均识别率可以达到 98%,EMD 算法的平均识别率为 92%,EEMD 算法的平均识别率为 95%,基于 VMD 的特征提取方法可以明显提高事件的识别率。

为了进一步证明本文方法的优越性,在相同的数据集下,我们比较了 KNN、PNN、RBF 以及 SVM 四种分类器对于 5 种事件的识别结果,选择 F1 分数用来对四种分类器的性能进行评估,F1 分数同时兼顾了分类模型的精确率 P 和召回率 R ,被认为是分类模型精确率和召回率的调和平均,其计算公式为:

$$F1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (11)$$

表 3 4 种分类器的识别结果

Tab. 3 Identification results of four classifiers

	Wagging/%	Cutting/%	Winding/%	Raining/%	Nonintrusive/%	Average/%
KNN	100	98.58	99.49	83.54	76.50	91.58
PNN	99.72	100	97.51	83.05	91.05	91.78
RBF	100	98.33	98.59	97.81	93.53	97.62
SVM	100	98.40	99.34	95.96	97.76	98.30

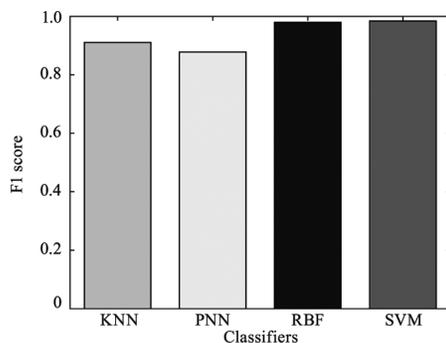


图 8 4 种分类器的 F1 分数

Fig. 8 F1 scores for four classifiers

表 2 3 种算法对 5 种事件的识别结果

Tab. 2 Identification results of five events by three algorithms

Event	EMD/%	EEMD/%	VMD/%
Wagging	98.63	100	100
Cutting	91.02	94.14	98.40
Winding	87.97	96.18	99.34
Raining	87.69	90.66	95.96
Nonintrusive	98.68	97.47	97.76
Average	92.75	95.63	98.30

表 3 给出了四种分类器对于 5 种不同扰动事件的识别结果。从表 3 可以看出,对于晃动和剪切两种入侵事件,4 种分类器都可以起到较好的分类效果,但对于下雨这一自然事件以及无入侵事件,KNN 和 PNN 分类器的分类效果明显不如 RBF 和 SVM 分类器。

图 8 比较了 4 种分类器的 F1 分数,可以看出,RBF 和 SVM 这两种分类器的表现要优于 KNN 和 PNN 分类器,因此,可以作为合适的识别模型来进行扰动事件的分类识别。

500 组样本的处理时间如图 9 所示,处理时间主要分布在 1.82 ~ 1.85 s 之间,平均处理时间为 1.835 s。处理时间小于采样时间,因此,可以对系统进行连续的实时在线监测。

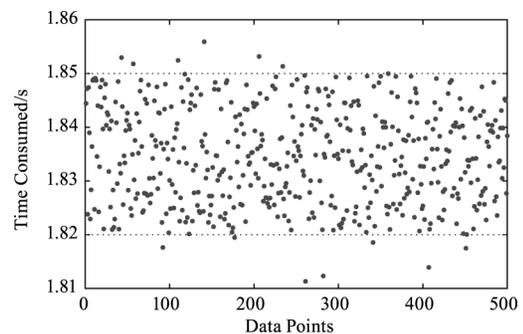


图 9 500 组样本识别测试花费的时间

Fig. 9 Time consumed of 500 sets of sample identification test

除此之外,表4还给出了几种出现错误分类的例子并给出了判断为其他类型事件的概率值。如表4所示,当存在扰动事件的特征较为模糊以致出现错误分类时,往往真实事件的概率值仅低于错分事

件的概率值,所以可以将对应于前两个发生概率最高的事件看作是真实事件。通过概率分析,可以更加有针对性的采取相应的措施,在降低决策成本的同时还可以减少错误决策造成的损失。

表4 错误分类时5种事件的概率

Tab. 4 Probability of 5 events in case of misclassification

Real event	Recognition result	Waggling/%	Cutting/%	Winding/%	Raining/%	Nonintrusive/%
Winding	Nonintrusive	4.22	4.78	17.61	3.24	70.15
Cutting	Nonintrusive	4.22	17.61	3.20	4.81	70.16
Nonintrusive	Raining	1.02	1.03	0.94	92.04	4.97
Cutting	Winding	1.96	10.05	76.29	8.37	3.33
Raining	Nonintrusive	1.17	3.21	1.32	32.74	61.56
Winding	Cutting	4.18	45.68	21.15	15.40	13.59

6 结论

提出了一种基于VMD与MFE的周界入侵事件分类识别方法,通过VMD得到一系列IMF分量后选择最佳分量并提取其MFE,与信号过零率组成混合特征向量输入Sigmoid函数拟合的SVM进行分类识别,并输出每种事件发生的概率。实验结果表明,本方法对于5种常见事件的平均识别率达到了98%,平均处理时间为1.835s,可以满足周界安防入侵事件识别中大多数实际应用的要求,具有较高的应用价值。

参考文献:

- [1] Rao Y J, Luo J, Ran Z L, et al. Long-distance fiber-optic Φ -OTDR intrusion sensing system [J]. Proceedings of Spiethe International Society for Optical Engineering, 2009, 7503: 750310.
- [2] Sun Q, Liu D, Wang J, et al. Distributed fiber-optic vibration sensor using a ring Mach-Zehnder interferometer [J]. Optics Communications, 2008, 281(6): 1538 - 1544.
- [3] Wu H, Rao Y, Cheng T, et al. A novel FBG-based security fence enabling to detect extremely weak intrusion signals from nonequivalent sensor nodes [J]. Sensors & Actuators A Physical, 2011, 167(2): 548 - 555.
- [4] Jiang Hong, Wang Xinyuan, Wang Fengyu, et al. Research

on perimeter security signal recognition based on PSO-GWO-SVM [J]. Laser & Infrared, 2018, 48(3): 396 - 400. (in Chinese)

江虹,王新远,王奉宇,等.基于PSO-GWO-SVM的周界安防信号识别研究[J].激光与红外,2018,48(3):396-400.

- [5] D Strömbergsson, Marklund P, Berglund K, et al. Bearing monitoring in the wind turbine drivetrain: A comparative study of the FFT and wavelet transforms [J]. Wind Energy, 2020, 23(6): 1381 - 1393.
- [6] Ding P, Huang J, Tang J. Multi-peak FBG reflection spectrum segmentation based on continuous wavelet transformation [J]. Optical Fiber Technology, 2019, 50 (JUL.): 250 - 255.
- [7] Chen Yong, An Wangyue, Liu Huanlin, et al. Application of improved empirical mode decomposition algorithm in classification of fiber Bragg grating perimeter intrusion behavior [J]. China Laser, 2019, 46(3): 0304003. (in Chinese)
陈勇,安汪悦,刘焕淋,等.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[J].中国激光,2019,46(3):0304003.
- [8] Lei Y, He Z, Zi Y. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(4): 1327 - 1338.

- [9] Shao Xiangxin, Lu Tianqi, Ma Zixiao, et al. Improved variational mode decomposition-DWT algorithm for optical fiber sensing[J]. *Laser & Infrared*, 2022, 52(1): 84–88. (in Chinese)
邵向鑫, 路天麒, 马子筱, 等. 用于光纤传感的改进变分模态分解 - DWT 算法[J]. *激光与红外*, 2022, 52(1): 84–88.
- [10] Zheng J, Cheng J, Yang Y, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale fuzzy entropy and variable predictive model-based class discrimination [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2014, 78: 187–200.
- [11] Smola A J, Bartlett P, Schölkopf B, et al. *Probabilities for SV machines*[M]. Cambridge MA MIT Press, 2000: 61–74.
- [12] Huang Xiangdong, Wang Biyao, Liu Kun, et al. Identification of optical fiber perimeter security intrusion events based on ARMA modeling and Sigmoid fitting[J]. *China Laser*, 2020, 47(10): 1006004. (in Chinese)
黄翔东, 王碧瑶, 刘琨, 等. 基于 ARMA 建模与 Sigmoid 拟合的光纤周界安防入侵事件识别[J]. *中国激光*, 2020, 47(10): 1006004.