

# 基于过零率的光纤周界安防系统入侵事件高效识别

刘琨<sup>1,2,3\*</sup>, 翁凌锋<sup>1,2,3\*\*</sup>, 江俊峰<sup>1,2,3</sup>, 马鹏飞<sup>1,2,3</sup>, 孙振世<sup>1,2,3</sup>, 张立旺<sup>1,2,3</sup>, 刘铁根<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;

<sup>2</sup>天津大学光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072;

<sup>3</sup>天津大学光纤传感研究所, 天津 300072

**摘要** 提出一种基于过零率特征提取的多类入侵事件识别方法,该方法对采集的入侵信号进行分段处理,并将每一段的过零率作为模式分类器的输入特征向量。使用 Matlab 编写支持向量机(SVM)分类识别算法,对大量入侵数据进行分类训练并保存模型参数,当外界有入侵时对新的未知事件进行特征向量提取并输入训练好的支持向量机模型中可以实现高效率高精度模式识别。搭建了 Michelson 光纤周界安防系统,在户外围栏敷设 2 km 长的光缆进行实验验证。对剪切光缆、攀爬围栏、晃动围栏、敲击光缆和无人入侵等 5 种不同的事件各取 120 组共 600 组实验。经实验验证,本方法可以快速并准确地识别这 5 种常见的事件信号。平均识别率达到 97%,识别响应时间在 0.1 s 以内。

**关键词** 光纤光学; 高效识别; 支持向量机; 过零率; 特征提取; 信号处理

中图分类号 TN29

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.1106002

## Zero-Crossing Rate Based Efficient Identification of Intrusion Events in Fiber Perimeter Security Systems

Liu Kun<sup>1,2,3\*</sup>, Weng Lingfeng<sup>1,2,3\*\*</sup>, Jiang Junfeng<sup>1,2,3</sup>, Ma Pengfei<sup>1,2,3</sup>,  
Sun Zhenshi<sup>1,2,3</sup>, Zhang Liwang<sup>1,2,3</sup>, Liu Tiegeng<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>Department of Precision Instruments and Optoelectronics Engineering, Tianjin University,  
Tianjin 300072, China;

<sup>2</sup>Key Laboratory of Optoelectronic Information Technology, Ministry of Education,  
Tianjin University, Tianjin 300072, China;

<sup>3</sup>Institute of Optical Fiber Sensing, Tianjin University, Tianjin 300072, China

**Abstract** A recognition method for multiclass intrusion events based on zero-crossing rate feature extraction is proposed; in this approach, the intrusion signal is processed by segments, and the zero-crossing rate of each segment is used as the input feature vector for the pattern classifier. The support vector machine (SVM) classification and recognition algorithm is adopted to classify and train numerous intrusion data and save the model parameters. In unknown intrusion events, the feature vector is extracted and fed into the trained SVM model to realize high-efficiency and high-accuracy pattern recognition. A Michelson interferometer-based fiber perimeter security system is developed and a 2-km-long fiber optic cable is installed in the outdoor fence for experimental verification; 120 groups are used with a total of 600 experiments being performed under five different cases: shearing cable, climbing fence, swaying fence, tapping cable, and no intrusion. Experimental results confirm that the proposed method can quickly and accurately identify the tested types of common event signals; the average recognition rate reaches 97% and the response time is up to 0.1 s.

**Key words** fiber optics; efficient identification; support vector machine; zero-crossing rate; feature extraction; signal processing

**OCIS codes** 060.2370; 060.2330; 060.2310

收稿日期: 2019-06-26; 修回日期: 2019-07-04; 录用日期: 2019-07-15

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ030915)

\* E-mail: beiyangkl@tju.edu.cn; \*\* E-mail: 2295490733@qq.com

# 1 引 言

分布式光纤传感中基于 Michelson 干涉的光纤传感器能够集传感与传输于一体,实现远距离、大范围的传感与组网,同时可连续感知光纤传输路径上每一点的应变、振动等物理参量的空间分布和变化信息,因而在长距离传感方面具有不可替代的优势。光纤传感技术具有抗电磁干扰、耐腐蚀、质量小、体积小、可复用、可组网等优越性,因此在航空航天、石油化工、电子电力、边界安防<sup>[1-2]</sup>、机场安防<sup>[3]</sup>、生物医药等领域有着广泛的应用前景<sup>[4]</sup>。目前周界安防系统的仪器化已经实现,但对于入侵事件的模式识别效率与准确度还不够高,因此如何提高模式识别效率与识别准确率是现有技术的难点之一。

目前模式识别的方法有很多,实现的模式识别准确度也已经达到了实际使用指标。早期的模式识别手段比较少,因而得到的识别率也不高,容易产生误报。刘琨等<sup>[5]</sup>利用扰动信号的过门限率、信号的报警帧个数、信号的最大值和最小值的比值差异等特征对正常环境、暴雨、外界入侵等行为实现了模式识别,但该方法识别准确率还不够高。田苗<sup>[6]</sup>使用经验模态分解(EMD),结合径向基函数神经网络(RBF),以提取的峭度特征作为特征向量,实现了模式识别,但这些信号分量需经历多次复杂的迭代才能获得,并且对于剪切、晃动、敲击、攀爬4种事件的平均识别率只有85.75%,识别效率及准确率不高,因而影响了其实用性。李志辰等<sup>[7]</sup>提出一种基于短时傅里叶与奇异值分解的模式识别方法,通过对干

涉信号进行短时傅里叶变换得到时频信息,并对时频信息进行奇异值分解,以奇异值定义特征向量作为输入,使用支持向量机进行分类,该方法能够实现平均90%以上的识别率,但仅实现了对攀爬围栏、敲击光缆、晃动围栏3种事件识别。以上几种方法在对已知入侵事件进行识别分类后并未给出对未知事件的入侵识别效果。

为了对入侵事件实现实时快速识别,本文以提高识别效率与准确度为出发点,通过分析扰动信号的时域特征提取过零率,将过零率作为特征向量,使用基于径向基核函数的支持向量机(SVM)分类方法对5种事件进行模式识别。首先对采集的入侵信号进行分段处理,然后计算出每一段的过零率进而组成一组特征向量。对剪切、晃动、攀爬、敲击和无入侵5种事件信号进行分类,5种事件的平均识别率达到97.12%,识别时间在0.06s左右,识别效率及准确度较高,实验中还利用训练好的模型进行未知事件的入侵识别,以验证算法的实用性。

## 2 基本原理

### 2.1 Michelson 光纤传感系统

基于 Michelson 干涉原理组成光纤周界安防系统,即在防区边界敷设光缆,利用光缆内的两条单模光纤构建分布式光纤传感单元,配合其他光学传输与调制单元构成光纤传感系统。当外界有入侵行为发生时系统能感知入侵动作的振动信号,利用该原理实现对外界入侵信号的监测。系统传感原理如图1所示。

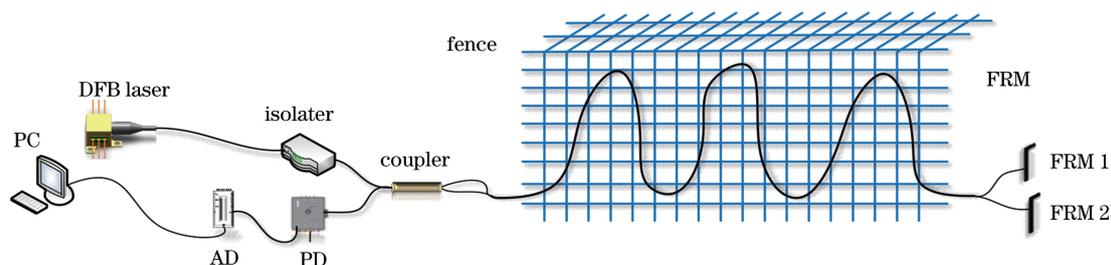


图1 系统传感原理图

Fig. 1 System sensing schematic

分布反馈式(DFB)半导体激光器发出的相干光经过隔离器,再经过3 dB耦合器被分成两束频率相同、强度近似的光,其中一束进入传感臂,另一束进入参考臂,传感臂与参考臂的终端都有法拉第旋镜(FRM),可将光反射回耦合器的另一端以产生干涉并输出,输出的干涉信号由光电探测器(PD)接收,光电探测器将干涉光信号转换为电信号,经过放大

和滤波后经采集芯片(AD)采集进入上位机(PC)进行处理,在上位机(PC)使用 Matlab 编写 SVM 算法对信号进行处理,分析外界是否有入侵扰动,据此实现对外界入侵事件的识别并报警。

在光纤中,光波的偏振态会导致输出信号的衰落,信号衰落会对后续信号的处理分析造成影响,进而直接对入侵事件的识别准确度造成严重影响,使

用 FRM 可以使得输出光强具有稳定的可见度,与在系统中加入减偏、消偏装置来控制光偏振态的随机变化相比,FRM 成本低且结构简单,具有很好的消除偏振衰落效果,因而可行性较大。PD 接收到的干涉光强  $I^{[8]}$  可表示为

$$I = \frac{\delta I_0}{2} (1 + \cos \Delta\phi), \quad (1)$$

式中:  $\Delta\phi = \phi_1 - \phi_2$ ,  $\phi_1$ 、 $\phi_2$  分别是两束光波的初相位;  $I_0$  为入射光强度;  $\delta$  为传感臂和参考臂的光衰减系数。去除直流分量得到

$$I = \frac{\delta I_0}{2} \cos \Delta\phi. \quad (2)$$

当外界有入侵事件发生时,光纤中传播的光波相位将发生相应变化,进一步导致干涉光强度的变化。接收端在采集到入侵信号后对扰动信号进行过零率计算并提取特征向量,通过 SVM 算法来对入侵事件进行识别。

## 2.2 过零率

过零率( $Z_{CR}$ )指的是每帧信号内信号通过零值的次数,反映的是信号变化快慢程度,因此常被用于处理离散时间信号,例如区分不同频率的声音信号<sup>[9-10]</sup>。 $Z_{CR}$  定义表达式为

$$\left\{ \begin{aligned} Z_{CR} &= \sum_{n=1}^N | \operatorname{sgn}[x(n)] - \operatorname{sgn}[x(n-1)] | \cdot \\ &\quad \omega(n-1) \\ \operatorname{sgn}[x(n)] &= \begin{cases} 1, & x(n) \geq 0 \\ -1, & x(n) < 0 \end{cases} \\ \omega(n) &= \begin{cases} 1/2N, & 1 \leq n \leq N \\ 0, & n < 1 \text{ or } n > N \end{cases} \end{aligned} \right. \quad (3)$$

式中:  $\operatorname{sgn}[\ ]$  为符号函数;  $\omega(n)$  为矩形窗函数,  $n$  代表每一帧信号内采样点的个数;  $x(n)$  为某一帧信号幅值的正负;  $x(m)$  与  $x(m-1)$  为相邻的前后两个采样点的信号幅值的正负;  $N$  为窗函数的长度。对于有时间轴连续信号,采样率是固定的,因此过零率在一定程度上可以反映信号的频率信息。利用过零率处理信号时,在频率上无扰信号或者噪声信号不同于有扰信号,扰动信号的过零率在一般情况下大于无扰信号和噪声信号。本研究中 4 种入侵动作作用在光纤上造成的扰动信号过零率有所差别,剪切围栏与攀爬围栏作用于光缆的时间较长,因此这 2 种入侵动作过零率在一帧信号内都会有所体现,而敲击围栏的动作持续时间通常很短,因此过零率会在敲击瞬间达到最大。不同的入侵事件在信号的不同时段均有不同的反映,它们的过零率也不相同,

本研究使用分段过零率来突出每个事件在小段范围内的细节特征,这也是分段过零率与短时平均过零率的重要区别。短时平均过零率是取整段信号的平均值,不能突出信号的局部特征。因此,分段提取的入侵信号的过零率可作为模式识别的特征向量。

## 2.3 径向基核函数

径向基函数是一个只依赖于变量距原点距离的函数值。通常定义为空间中任一点  $x_i$  ( $i=0,1,2,\dots,h$ ,  $h$  为非负整数) 到某一中心  $x_c$  之间欧氏距离的单调函数,记作  $k(x_i, x_c)$ , 形式为

$$k(x_i, x_c) = \exp\left(-\frac{|x_i - x_c|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4)$$

式中:  $x_c$  为核函数中心;  $\sigma$  为函数的宽度参数,控制函数的径向作用范围;  $k$  为径向基核函数。若  $x_i$  和  $x_c$  距离非常接近,那么核函数值为 1; 如果  $x_i$  和  $x_c$  相差很大,那么核函数值约等于 0, 径向基核函数的作用是把原始非线性特征映射到无限维空间,从而使问题变得线性可分。

## 2.4 支持向量机分类法

支持向量机简称 SVM,其核心内容是在 1992 到 1995 年提出的<sup>[11-13]</sup>。支持向量机的主要思想是建立一个最优决策超平面,使得该平面两侧距离该平面最近的两类样本之间的距离最大化,实现对样本的最优分类。对于样本集  $(X_j, Y)$ , 其中:  $j=1, \dots, Q$  ( $Q$  为训练样本的个数),  $X \in \mathbf{R}^d$ ,  $\mathbf{R}^d$  表示  $d$  维实数集;  $Y \in \{+1, -1\}$ 。通过解决(3)式最优化问题,综合考虑最少错分样本和最大分类间隔,来得到广义最优分类面,即

$$\left\{ \begin{aligned} Y_j [(\boldsymbol{\omega} \cdot X_j) + b] - 1 + \xi_j &\geq 0 \\ f(\boldsymbol{\omega}, \xi) &= \frac{1}{2} \cdot \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \left( \sum_{j=1}^Q \xi_j \right) \end{aligned} \right. \quad (5)$$

式中:  $\xi_j \geq 0$  为松弛项;  $\boldsymbol{\omega}$  为分类平面的法向量;  $\|\boldsymbol{\omega}\|$  为  $\boldsymbol{\omega}$  的  $L_2$  范数;  $C > 0$ , 为一个常数,控制错分样本的惩罚程度;  $\xi$  为松弛量;  $b$  为偏置。SVM 结构图如图 2 所示。图中  $k(x, x_h)$  为内积核函数,  $\alpha_I \geq 0$ ,  $I=1,2,\dots,K$  ( $K$  为正整数),  $\alpha_I$  为拉格朗日乘子,  $\alpha_I y_I$  表示权值,它在结构上与神经网络极为相似但却更加简单,将样本作为输入向量,输入后经过核函数计算被映射到高维空间,得到最优分类面。对于二分类问题,分类线或分类面两侧的样本分为正类和负类,即输入  $X$  对应的输出  $Y$  的值为 1 或 -1。经过大量的样本分类训练后,将新的未知样本输入 SVM 模型中,借助优化好的参数,输出值为 1 后对该事件进行判别归类。

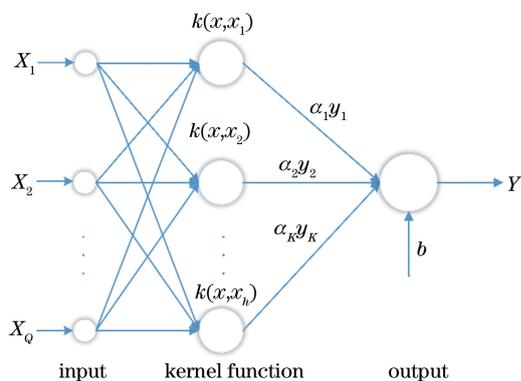


图 2 支持向量机结构图

Fig. 2 Structural diagram of support vector machine

SVM 是一种基于结构风险最小化思想的分类器,提供了一种避开高维空间复杂性的解决方案,直接用此空间的内积函数(核函数)求解对应高维空间的决策问题,具有全局最优泛化能力强的优点。综合以上特点,结合 Michelson 防区系统对模式识别快速响应的要求,提出了一种以短时过零率作为特

征向量的 SVM 分类识别方法。

### 3 实验与结果分析

首先对入侵信号进行分段处理,然后再计算所得的每一小段的过零率,并将其作为特征向量使用 SVM 分类器进行分类。采用如图 1 所示的系统光路图,在围栏上敷设传感光缆,围栏长度为 2 km。激光光源为分布反馈式(DFB)窄线宽激光器,中心波长为 1550 nm,光强为 3.5 mW。数据采集卡的采样频率为 10 MHz,每帧信号采样时间为 300 ms。记录采样时间 3 s。对剪切、晃动、攀爬围栏与敲击光缆以及无外界入侵行为等 5 种事件进行每次 120 组共 600 组实验。

对入侵信号进行预处理,然后将信号分成 6 段并计算每一段的过零率,每帧信号的采样时间为 0.3 s,采样点为  $3 \times 10^6$  点,每一小段时间为 0.05 s,采样点为  $5 \times 10^5$  点,图 3 为剪切、晃动、攀爬、敲击和无入侵 5 种事件的原始信号。

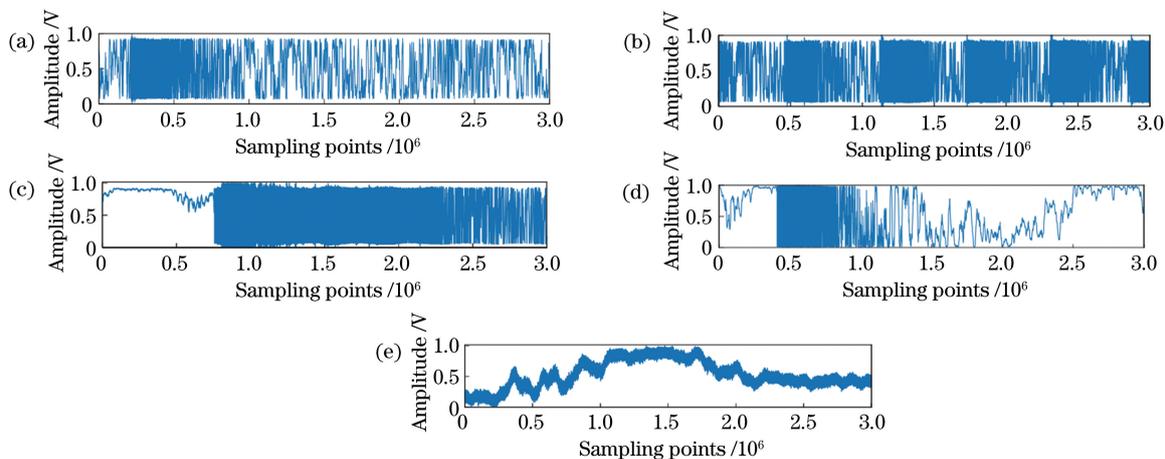


图 3 5 种事件原始信号。(a)剪切;(b)晃动;(c)攀爬;(d)敲击;(e)无入侵

Fig. 3 Original signals of five events. (a) Cutting; (b) wagging; (c) climbing; (d) knocking; (e) no intrusion

尽管采用更多的过零率能提高系统的识别精度,但同时也会增加处理时间,造成识别响应变慢。考虑到防区系统需要快速对入侵事件作出反应同时要保证识别率,经过多次实验验证,本文最终选取了 6 个过零率作为特征向量。图 4 所示为 5 种事件的分段过零率。

从图 4(a)和(b)可以看出,剪切和晃动的过零率变化较小,入侵在整段信号上都有较强的反映,实际晃动过程中剪切和晃动对光缆的影响持续时间较长,因此过零率在整个信号段变化幅度很小;图4(c)中攀爬信号的过零率主要集中在第二、第三段,因为攀爬动作发生时在光缆的某个位置具有很强烈的入

侵反应;图 4(d)中敲击信号的过零率集中在第一段,即在入侵后的 0.05 s 左右,在敲击一瞬间的位置。图 4(e)无外界入侵事件作用,只有外界噪声干扰,过零率的数值非常小。4 种入侵事件过零率提取时长如表 1 所示,  $t_1 \sim t_6$  为每一段过零率提取时间,  $t_{ave}$  为整个信号过零率平均提取时间。从表 1 中能够看出过零率提取的用时非常短,4 种入侵事件特征提取总平均用时 0.237 ms。无入侵事件过零率提取时间极短,每帧信号分段过零率提取平均时间为 0.08 ms。EMD 方法提取特征的时间为 6.1719 s,本方法提取效率优于 EMD 方法。

将提取的过零率作为特征向量输入 SVM 进行

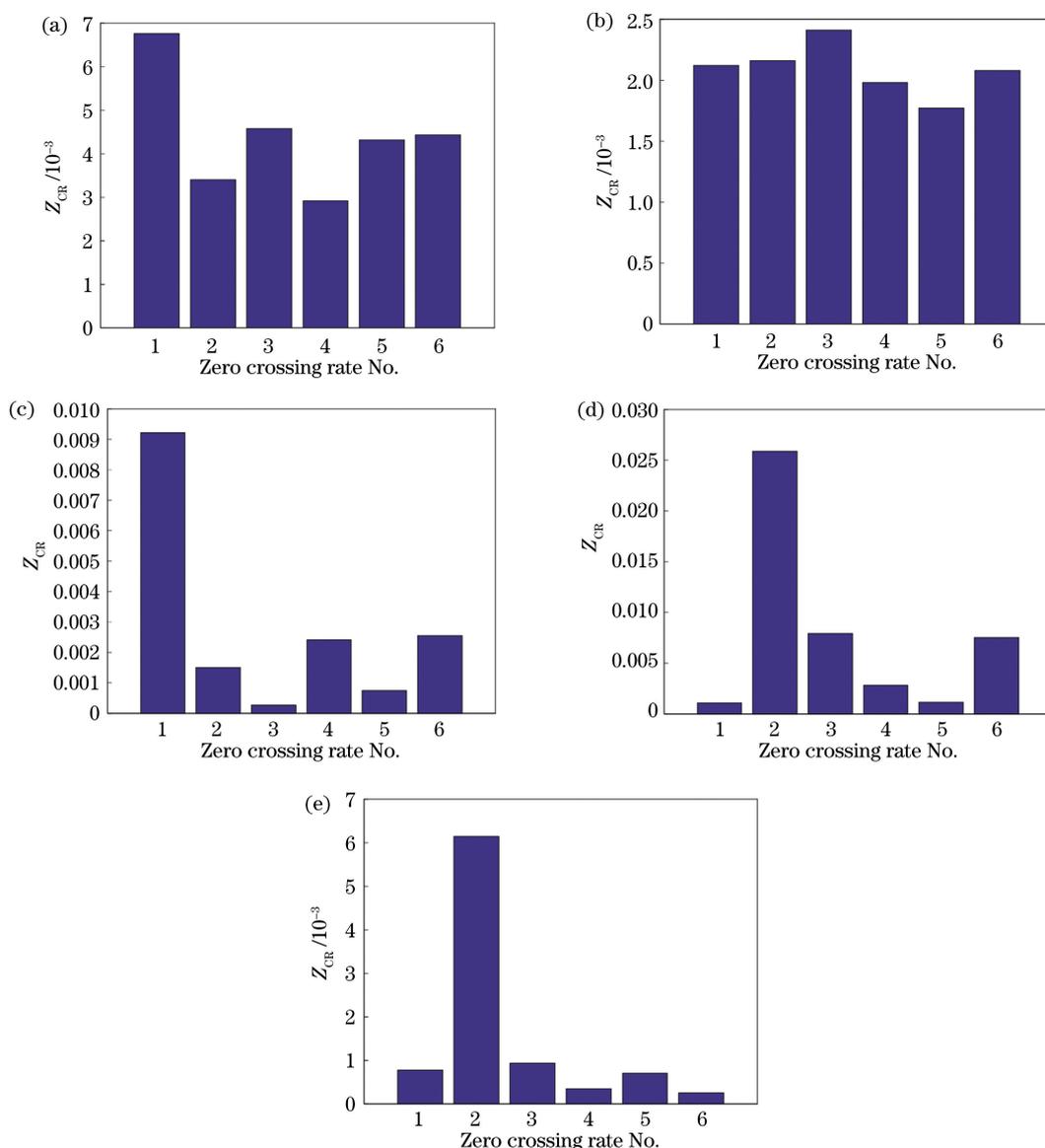


图 4 5 种事件分段过零率。(a)剪切;(b)晃动;(c)攀爬;(d)敲击;(e)无入侵

Fig. 4 Segment zero-crossing rates of five events. (a) Cutting; (b) wagging; (c) climbing; (d) knocking; (e) no intrusion

表 1 4 种类型事件过零率提取时间

Table 1 Extraction time of zero-crossing rate for four events

ms

Event	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$	$t_6$	$t_{ave}$
Cutting	0.057	0.045	0.045	0.044	0.130	0.006	0.055
Wagging	0.050	0.046	0.044	0.062	0.156	0.009	0.061
Climbing	0.048	0.045	0.048	0.057	0.180	0.008	0.064
Knocking	0.047	0.047	0.048	0.061	0.129	0.008	0.057

识别分类,本实验共采集 600 组数据,剪切、晃动、攀爬、敲击和无入侵各 120 组,每种事件的训练数据样本取 60 组,每种事件的测试数据样本取 60 组。按这种分配方式设置训练与测试数据集的原因是在多次的实验过程中这种设置方法能够达到最高的识别

准确率 97.12%,用时 0.0680 s;取 70 组样本训练平均识别率为 96.40%,用时 0.0707 s;取 80 组样本训练得到的平均识别率为 95.63%,用时 0.0823 s;本文提出的方法与田苗<sup>[6]</sup>使用的 RBF 事件识别对比结果如表 2 所示。

表 2 两种方法对事件识别结果对比

Table 2 Comparison of event recognition results of two methods

%

Event	Cutting	Wagging	Climbing	Knocking	No intrusion
SVM recognition rate	98.75	99.17	92.08	100.00	95.58
RBF recognition rate	85.10	99.70	87.30	70.90	—

表 2 中第 1 行表示 SVM 对剪切、晃动、攀爬、敲击、无入侵等 5 种事件的识别准确率,第 2 行表示 RBF 对 4 种入侵事件的识别准确率。文中 5 种事件的平均识别率为 97.12%,识别时间为 0.046 s,远小于采集每帧数据的 0.3 s。田苗<sup>[6]</sup>基于 EMD 分解的峭度值为特征向量的 RBF 对这 4 种事件平均识别率为 85.75%,识别时间为 1.08027 s。表 2 中剪切、晃动事件识别率非常高,这是因为过零率在整个信号上都有较强烈的反应,因此对入侵信息的提取也更加全面;相比之下敲击攀爬事件识别率较低,敲击事件在入侵发生的一瞬间过零率得到最大的体现,这是该事件区别于其他事件的重要特征,攀爬事件的识别率最低的原因在于入侵动作发生以后在第一段过零率并没有得到明显体现。

以上是关于 SVM 在已有样本数据下的训练以及识别情况。在实际应用中,使用已经训练好的模型对新的未知入侵事件进行识别分类,为方便对输出结果分类,将剪切、晃动、攀爬、敲击和无入侵 5 种事件分别用 1、2、3、4、5 进行标记。基于 SVM 二分类的特性进行事件的两两分类识别,即剪切与晃动(Model\_12)、剪切与攀爬(Model\_13)、剪切与敲击(Model\_14)、剪切与无入侵(Model\_15)、晃动与攀爬(Model\_23)、晃动与敲击(Model\_24)、晃动与无入侵(Model\_25)、攀爬与敲击(Model\_34)、攀爬与无入侵(Model\_35)、敲击与无入侵(Model\_45)等 10 种分类模型。当有未知新事件入侵,采集卡采集信号然后根据过零率算法计算得到 6 个过零率组成一组特征向量,上位机将所得特征向量输入 SVM 模型进行识别,如前文所述两两分类识别存在 10 种模型,因此该入侵事件会输出 10 个预测值,通过统计 10 个预测值中占比最大的预测值来对入侵事件的所属类别进行归类然后报警。

作为对本文所提方法的验证,使用一个不在训练集和测试集中出现过的完整剪切事件来提取过零率然后进行识别分类,所得预测值 Model\_12、Model\_13、Model\_14、Model\_15 预测为 1,Model\_23、Model\_35 预测为 3,Model\_24、Model\_34、Model\_45 预测为 4,Model\_25 预测为 5。

未知事件预测结果用时 0.052 s,分析预测结果:预测结果为剪切事件 1 占比为 40%,在进行实验之前已知该事件(对 SVM 模型是未知事件)是不包含在训练与测试数据中的剪切事件,而在上述 10 个 SVM 分类模型中包含剪切事件(类别标签为 1)的模型为 Model\_12、Model\_13、Model\_14、Model\_15 共 4 种;因此在本次未知事件入侵识别中所有含有剪切事件的 SVM 模型都准确地识别出了该事件为剪切事件,识别准确率为 1。SVM 会将出现概率最大的事件判定为该类别入侵事件,与预期结果相符。

本研究将所使用的分段过零率作为特征向量进行模式识别的方法,识别准确率及识别效率都优于以 EMD 峭度值为特征向量的 RBF 分类算法,并且加入了无入侵事件,在采集各类事件样本数据并进行训练后可将模型用于外界入侵事件的模式识别,训练时入侵事件类型越多,能够识别的事件越多,因而可用于各种场合的安防系统。

## 4 结 论

提出一种以过零率为特征向量来实现对入侵事件的识别与分类的方法。从时域方面入手对整个入侵信号进行分析,将入侵信号分段处理计算得到 6 个过零率,以此作为一组特征向量并结合 SVM 分类器来对各种剪切、晃动、攀爬、敲击等事件加以区分,并且加入了无入侵事件进行对比,实验结果表明该方法识别精度较高同时响应快速,以最少的资源实现识别精度与识别效率的最大化,因此具有很高的实际应用价值。

## 参 考 文 献

- [1] Juarez J C, Maier E W, Choi K N, *et al.* Distributed fiber-optic intrusion sensor system [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2005, 23(6): 2081-2087.
- [2] Xie S R, Zou Q L, Wang L W, *et al.* Positioning error prediction theory for dual Mach-Zehnder interferometric vibration sensor [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2011, 29(3): 362-368.
- [3] Jiang L H, Yang R Y. Identification technique for

- the intrusion of airport enclosure based on double Mach-Zehnder interferometer [J]. Journal of Computers, 2012, 7(6): 1453-1459.
- [4] Liu T G, Yu Z, Jiang J F, *et al.* Advances of some critical technologies in discrete and distributed optical fiber sensing research[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(7): 070705.  
刘铁根, 于哲, 江俊峰, 等. 分立式与分布式光纤传感关键技术研究进展[J]. 物理学报, 2017, 66(7): 070705.
- [5] Liu K, Chai T J, Liu T G, *et al.* Multi-area optical perimeter security system with quick invasion judgement algorithm[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2015, 26(2): 288-294.  
刘琨, 柴天娇, 刘铁根, 等. 多防区光纤周界安防系统及入侵快速判定算法[J]. 光电子 • 激光, 2015, 26(2): 288-294.
- [6] Tian M. Research and implement of algorithms for the fiber perimeter security system based on dual Mach-Zehnder [D]. Tianjin: Tianjin University, 2017.  
田苗. 双马赫-曾德型光纤周界安防系统的算法研究及其实现[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- [7] Li Z C, Liu K, Jiang J F, *et al.* A high-accuracy event discrimination method in optical fiber perimeter security system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(9): 0922002.  
李志辰, 刘琨, 江俊峰, 等. 光纤周界安防系统的高准确度事件识别方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(9): 0922002.
- [8] Yao J Y, Zhang S, Wang Z, *et al.* Investigation of fiber-optic Michelson interferometer system [J]. Study on Optical Communications, 2007(2): 45-48.  
姚建永, 张森, 王臻, 等. 光纤 Michelson 干涉仪系统的研究[J]. 光通信研究, 2007(2): 45-48.
- [9] 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.
- [10] Bachu R G, Kopparthi S, Adapa B, *et al.* Separation of voiced and unvoiced using zero crossing rate and energy of the speech signal[C]//American Society for Engineering Education (ASEE) Zone Conference Proceedings, March 28-29, 2008, West Point, NY, USA. New York: IEEE, 2008: 1-7.
- [11] Boser B E, Guyon I M, Vapnik V N. A training algorithm for optimal margin classifiers [C]//Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory-COLT'92, July 27-29, 1992, Pittsburgh, Pennsylvania, USA. New York: ACM, 1992: 144-152.
- [12] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [13] Schiilkop P B, Burgest C, Vapnik V. Extracting support data for a given task[C]//Proceedings of the First International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, August 20-21, 1995, Montreal, Canada. New York: Association for Computing Machinery, 1995: 252-257.