

文章编号:1001-5078(2022)05-0734-06

· 光纤传感及光通讯技术 ·

改进 PSO-SVM 的光纤传感网络数据识别系统

马莉莉^{1,2}, 高 静^{1,2}, 申志军^{1,2}, 刘江平^{1,2}

(1. 内蒙古农业大学计算机与信息工程学院, 内蒙古 呼和浩特 010010;
2. 内蒙古自治区农牧业大数据研究与应用重点实验室, 内蒙古 呼和浩特 010010)

摘要:为了增强光纤传感网络对相近扰动信号的识别能力, 提高目标分类精度, 提出了一种改进的粒子群优化 - 支持向量机(PSO-SVM)算法。该算法在分析回波信号谱形特征的基础上, 设计了三个用于描述信号特征的判断指标。将主波信号能量、主波脉宽及波形变化率作为数据预处理的特征参量, 改进了传统的数据分类模型。实验模拟了实际应用中的三种典型干扰形式, 以机械、人工以及坠落物对测试区域地面进行冲击测试, 并对比了不同距离和不同强度情况下的响应效果。结果显示, 6 种不同情况对应的谱形特征有 3 种, 相同作用机制的谱形相似度很高。特征参量的响应值随着测试距离的增大而减小, 随着冲击强度的增大而增强。对相同测试数据进行扰动信号分析, 传统 SVM 算法平均识别概率为 69.3 %, 而该算法平均识别概率为 90.1 %。可见, 该算法在提高光纤传感网络扰动信号分类能力方面具有一定的优势。

关键词:光纤传感网络; 粒子群优化 - 支持向量机; 特征参数; 分类识别概率

中图分类号:TN247 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2022.05.018

Optical fiber sensor network data recognition system based on PSO-SVM

MA Li-li^{1,2}, GAO Jing^{1,2}, SHEN Zhi-jun^{1,2}, LIU Jiang-ping^{1,2}

(1. College of Computer and Information Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010010, China;
2. Inner Mongolia Autonomous Region Key Laboratory of Big Data Research and Application
of Agriculture and Animal Husbandry, Hohhot 010010, China)

Abstract: In order to enhance the optical fiber sensor network's ability to recognize similar disturbance signals and improve the accuracy of target classification, an improved particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) algorithm is proposed. Based on the analysis of the spectral characteristics of the echo signal, three judgment indexes are designed to describe the signal characteristics. The main wave signals energy, main wave pulse width and waveform change rate are used as the characteristic parameters of data preprocessing, which improve the traditional data classification model. Three typical interference forms in practical applications are simulated experimentally for impact testing on the ground in the testing area with mechanical, artificial and falling objects, and the response effects at different distances and different strengths are compared. The results show that there are 3 spectral characteristics corresponding to 6 different situations, and the similarity of the spectral shapes of the same mechanism of action is very

基金项目:内蒙古自治区科技计划项目(No. 2019GG372; No. 2020GG0169); 内蒙古教育厅项目(No. NJZY18062)资助。

作者简介:马莉莉(1977-),女,硕士,副教授,主要研究方向为计算机网络安全等。E-mail: malilinuc@sina.com

收稿日期:2021-08-02; 修订日期:2021-09-06

high. The response value of the characteristic parameter decreases with the increase of the test distance, and increases with the increase of the impact strength. The same test data are analyzed for disturbance signals, and the average recognition probability of the traditional SVM algorithm is 69.3%, while the average recognition probability of the algorithm is 90.1%. It is showed that this algorithm has certain advantages in improving the ability of fiber sensor network disturbance signal classification.

Keywords: optical fiber sensor network; particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM); feature parameter; classification and recognition probability

1 引言

光纤传感网络可以用于各种设备、环境等结构的应力场、温度场以及振动状态数据的获取^[1],例如对光纤通信光缆周围的入侵监测^[2]、对建筑结构健康状态监测^[3]等,故其信号处理解析能力具有重要意义。

光纤传感网络主要可以分为两大类:准分布式与分布式^[4]。准分布式采用在光纤上刻画光栅形成强回波信号,从而通过检测光纤光栅位置处波长变化计算对应位置应变值或温度,优点是灵敏度高,缺点是仅能获取光纤光栅位置处信息^[5]。分布式的传感光纤上不需要做特殊处理,通过解调实现对任意位置的波长变化进行计算,从而分析对应位置的物理状态变化,优点是一根光纤同时获取大量位置点数据信息,缺点是回波强度信号比光纤光栅传感器的小2个数量级,容易被噪声淹没,对数据处理能力要求高^[6]。相位敏感型光时域反射系统(Φ Optical Time Domain Reflection, Φ-OTDR^[7])由于其分辨率高、结构相对简单而被广泛应用。Tarlor等人^[8]设计了一种Φ-OTDR系统,通过导入强相干光使回波光中包含干涉光,从而通过解调相干信号大幅提升载波中有效信息的解析能力。Tan等人^[9]将其应用于挖掘与车辆的振动识别,虽然具有一定的分类识别能力,但由于是基于信号强度的分析,故抗干扰能力较弱,容易出现信号被湮灭的情况。张颜等人^[10]采用信号差分技术对敲击、挖掘等不同类型信号数据进行分类识别,在抑制噪声方面得到了一定改善,但对存在相似扰动的信号正确率较低。彭宽等人^[11]通过片段间隔与长度取平均及求解峰峰比的方式提高了对不同类型相似信号的解调能力,但可区分种类比较有限,改变类型时分类参数不具有很好的普适性。以上问题实质上是对非线性数据分类与特征提取不完备的体现,本文针对此问题提出了一种基于粒子群优化^[12]-支持向量机^[13](Par-

ticle Swarm Optimization-Support Vector Machine, PSO-SVM)的数据识别算法,通过组合分析多种特征参数的方式达到提高信号识别能力的目的。

2 系统组成

系统由光源(窄线宽激光器)、声光调制模块、放大器、脉冲发生器、探测器、数据采集卡以及传感光纤组成,如图1所示。

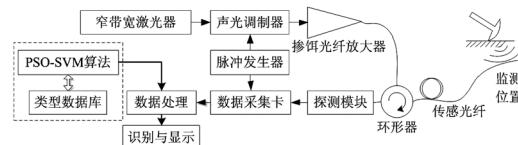


图1 基于PSO-SVM的光纤传感网络处理系统

Fig. 1 Optical fiber sensor network processing system based on PSO-SVM

由图1可知,激光器发出窄带宽激光,在声光调制器的控制下,以特定的频率与脉冲数完成光源信号的编码,后期可以通过解调编码值完成测试位置距离、测试位置波长偏移程度的解调。采用相位敏感型光时域反射系统的目的是解决振幅型反射系统解调信噪比低,反演位置精度差的问题。本系统通过脉冲信号发生器对窄线宽初始激光进行编码,从而得到与传感光纤测试位置相对应的相位信息,然后通过相位匹配的方法精确锁定测试位置。正因为窄线宽激光光源本身具有很好的相干性,所以对初始光信号的调制就是由于其相位变化导致的强度变化,故虽然相位并不直接参与解算待测位置外力作用强度信息,但其可以实现将相同相位振幅测试值的有效叠加,提高回波信号位置计算准确度和信噪比。

为了提高系统回波强度,增加系统灵敏度,采用放大器增加初始光信号的功率。初始光通过环形器达到监测位置,并由在传感光纤中产生的瑞利散射信号携带上监测位置的物理场变化信息。然后,通过探测器将光纤传回的信号转化为时域信号。最

终,数据处理单元结合 PSO-SVM 算法与类型数据库完成对信号的分析与识别,并将最后结果显示输出。类型数据库的构建是通过对某种特定干扰进行多次重复测量,得到该种干扰对应回波信号的形式,其中包括对应三种特征值的响应范围等,从而使系统可以根据测试数据分析得知测试数据的类型及强度等信息。设初始脉冲信号函数^[14]有:

$$E(t) = E_0(t) \exp[i\left(2\pi \frac{c}{\lambda} t + \phi_0(t)\right)] \quad (1)$$

式中, t 表示时间; $E_0(t)$ 表示初始光强; λ 表示光波长; c 表示光速; $\phi_0(t)$ 表示 t 时刻的初始相位。当在某点 P 光纤传感网络受到干扰时,则相位发生偏移,从而形成瑞利散射,其函数表达与式(1)一致,但相位发生偏移。这两个脉冲信号形成的干涉信号可以表示为:

$$\begin{aligned} E(t) &= E_0(t) \exp[i\left(2\pi \frac{c}{\lambda} t + \phi_0(t)\right)] + E_R(t) \\ &\exp[i\left(2\pi \frac{c}{\lambda} t + \phi_R(t)\right)] \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $E_0(t)$ 表示 P 点位置上脉冲光信号的初始振幅; $E_R(t)$ 表示 P 点位置上存在扰动条件下后向瑞利散射返回测试单元的振幅; $\phi_0(t)$ 表示在 P 点位置上没有扰动时标定得到的初始相位值, $\phi_0(t)$ 对应某个时刻 t 是一个预设的系数; $\phi_R(t)$ 表示在 P 点位置上外界扰动(待测量)造成的相位变化值, $\phi_R(t)$ 对应某个时刻 t 是一个受外部扰动影响的测值,其他参数与式(1)一致。

3 改进 PSO-SVM 模型设计

3.1 多特征参数设置

从包含噪声的回波光谱中解调出表征目标位置振动状态信号的过程,是典型的非线性多元求最优解问题,故为了增加信号检出概率,提高信号识别能力,需要在回波光谱解调算法上进行优化改进。首先,选择对多元问题中贡献率高的特征参数;其次,构建特征参数与振动模式的映射关系;最后,采用 PSO-SVM 算法完成有效信息的准确提取,完成测试目标的准确分类。

多元问题中的特征参数选择的依据是对待测物理量大小的决定程度,所以主要对主波信号能量(Main Wave Energy, MWE)、主波脉宽(Main Wave Pulse Width, MWPW) 以及波形变化率(Waveform Change Ratio, WCR) 进行分析。

MWE 是通过计算波形覆盖面积求解主要波形所包含的能量,是区分不同特征信号的第一个重要判断参数,对信号振幅的平方进行积分可以得到,有:

$$MWE = \int_0^t f^2(v, t) dt \quad (3)$$

其中, t 表示测试时间; v 表示波数; $f(v, t)$ 表示波形关于波数与时间的波形函数。

MWPW 用于描述包含主波及其关联旁瓣的时间跨度,是区分不同特征信号的第二个重要判断参数,该参数用于分析目标信号的持续时间,有:

$$\begin{cases} MWPW = \int_{t_1}^{t_2} t dt \\ t_2 > t_1 \text{ 且 } t_1, t_2: MWE > 20 \% MWE_{max} \end{cases} \quad (4)$$

WCR 用于描述波形变化速度,即从峰峰值到峰谷值的斜率,有:

$$WCR = \frac{MWE_{max} - MWE_{min}}{MWPW} \quad (5)$$

3.2 PSO-SVM 模型构建

在明确了主要特征参数的基础上,将三个特征参数作为粒子群优化 - 支持向量机算法的控制因子,从而提高系统对不同信号的识别能力,系统如图 2 所示。当测试信号进入数据分析系统后,分为背景噪声与有效信号,由于光纤传感网络中背景噪声主要类型为低频白噪声,故采用高通滤波就可以很大程度上抑制基频噪声。有效信号由于存在混叠的现象,所有需要通过多特征参数分析才能够完成数据分类。完成数据分类的依据就是对特征参数(MWE、MWPW、WCR) 的计算,故在导入 PSO-SVM 模型的同时,将特征参数算法计算获得的特征参数作为适应度值和粒子分类条件代入模型。

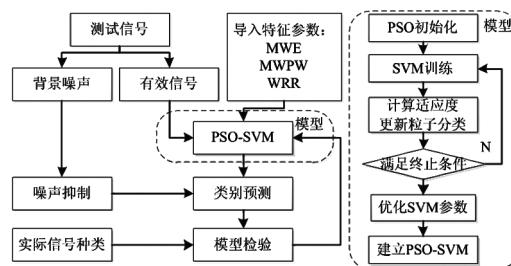


图 2 基于 PSO-SVM 的光纤传感网络处理系统

Fig. 2 Optical fiber sensor network processing system based on PSO-SVM

4 实验

实验采用 COSC-PLS-1550-HS-MB 型窄线宽光纤激光器(中心波长 1550.0 nm, 线宽 20.0 kHz), 经

SGTF100-1550-1P 型声光调制器生成 $0.1 \mu\text{s}$ 激光脉冲, 再通过 SOAD 型掺饵激光放大器增大功率, 最终输入单模传感光纤, 总长 30.0 km, 测试点位置在传感光纤约 10.0 km 处。探测模块采用尾纤式光电探测器获取后向瑞利散射, 其采集频率为 1.0 MHz。再对同一测试周期内的测试数据进行差分运算, 获得关于光纤位置的瑞利散射响应振幅比例。

4.1 实验结果

实验针对几种可能存在的扰动形式设置了几种测试情况, 分别是: 采用小型机械挖掘机在距离约 10.0 m 和 50.0 m 的位置上挖掘, 模拟未经许可的在通信光纤网络附件的施工行为(情况 a 和情况 b), 人为采用铁铲挖掘地面, 挖掘距离为 1.0 m 和 5.0 m(情况 c 和情况 d), 重物坠落地面, 重物采用 5.0 kg 和 1.0 kg, 坠落高度 1.0 m, 距离 1.0 m, 与小型货车后部拉货区高度相近(情况 e 和情况 f)。每种情况测试 10 次, 对 10 次测试结果进行取均值, 然后得到其时域谱。测试数据已根据相位分布规律进行了数据对齐和滤波, 具体方法是根据脉冲激光时间序列与载波相位进行匹配, 将一个周期内的测试数据与标定时相应相位处的信号进行相关运算, 由此得到的相位差异变化程度分布就与光纤实际位置测试变化分布统一了, 即获得关于测试时间与响应电压的变化曲线, 如图 3 所示。

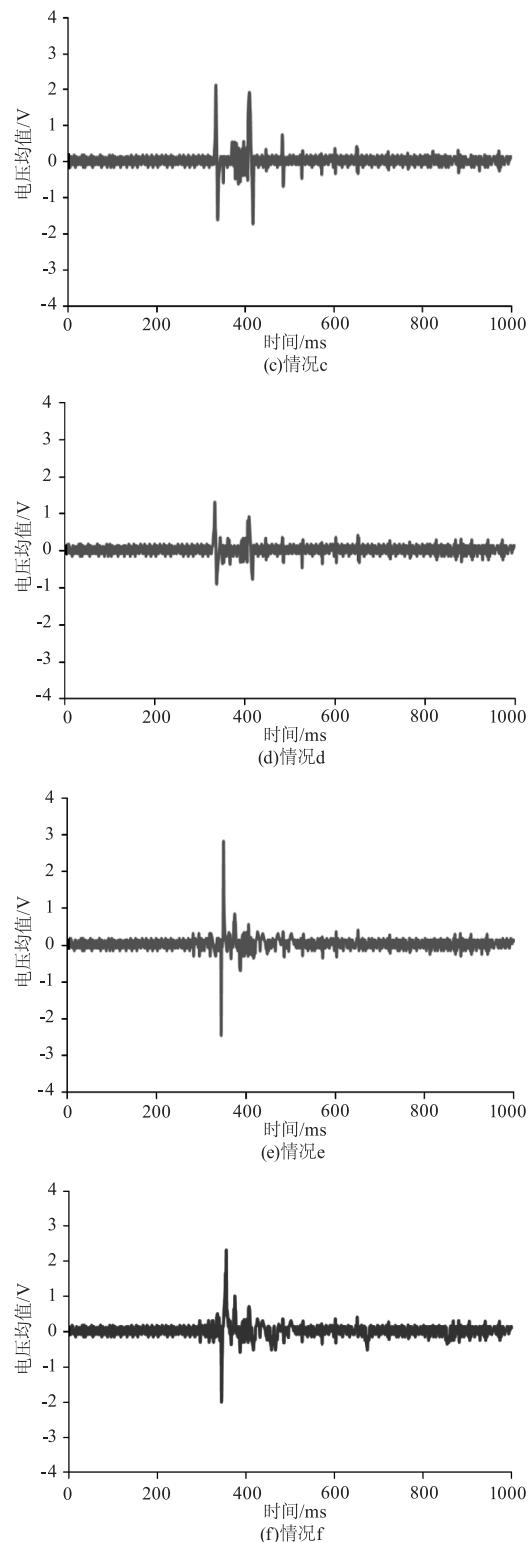
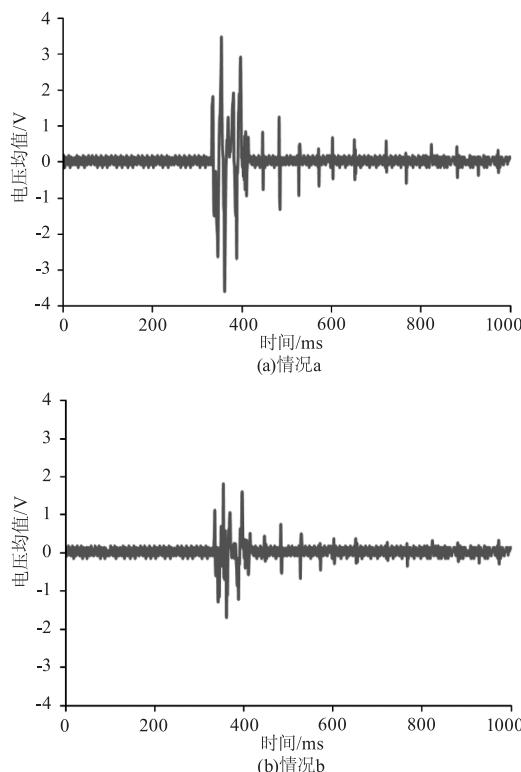


图 3 不同情况下电压响应振幅曲线
Fig. 3 Voltage response amplitude curve under different conditions

由图 3 所示, 初始的脉冲光信号在经过光纤后再次与经标定的无扰动信号进行相关运算后, 从时间轴上可以看出, 仅有收到外部扰动的位置会产生较大的振幅变化, 在图中体现为特定的时刻上产生大振幅的扰动信号。而扰动信号的持续时间、旁瓣

大小及峰值个数则与干扰方式密不可分,故可以通过对测试曲线的分类与量化判断干扰源种类及干扰强度。对于测试曲线中的多个特征峰,可以采用阈值滤波的方式限定扰动强度等级,例如采用峰值与单位时间内振幅均值的比率超过 $T\%$ 时保留该值,否则用 0 值代替,此处对测试数据进行高通滤波,保留有效信息。然后在此基础上完成主要特征参数的计算。主波信号能量(MWE)是特征峰曲线下能量,计算方法是对特征峰位置大于 $T\%$ 内所有测量电压均值求和然后在除以该区域的持续时间。主波脉宽(MWPW)是特征峰的持续时间,计算方法是用测试数据超过 $T\%$ 的最后时刻减去测试数据超过 $T\%$ 的最初时刻。波形变化率(WCR)是特征峰的变化斜率,计算方法是将主峰峰峰值除以主波脉宽。

4.2 讨论与分析

对比图 3(a)和图 3(b)可知,当小型挖掘机在光纤传感网络附件工作时,其强烈的振动会使解调仪模块采集到明显的电压变化,响应电压的最大均值分别为 3.47 V 和 1.79 V,同时,响应强度随挖掘位置到测试点的距离的增大而减小。两种相同方式不同距离采集得到的谱形分布特征相近,都存在多个明显特征峰的情况,正、负电压响应振幅相近。

对比图 3(c)和图 3(d)可知,当人为采用铁铲挖掘地面时,同样可以得到电压响应,响应电压的最大均值分别为 2.12 V 和 1.29 V,同时,响应强度随人为挖掘位置到测试点的距离的增大而减小。两种相同方式不同距离采集得到的谱形分布特征同样具有很大的相似性,都存在两条明显的电压波动峰值,而其余光谱位置变化比较弱,与图 3(a)和(b)的回波谱形对比,没有多峰和峰值旁瓣的表现。分析认为,两个明显的峰值应该是两次具有相对较明显动作导致的,即一次敲击地面和工具插入地面后猛地扒开土地造成的。所以,在回波光谱中存在具有明显的两个主峰,其他动作的力度响应较弱,没有形成类似挖掘机连续动作中的多峰及旁瓣加宽的效果。这也是通过不同谱形识别与分类不同干扰源的重要依据。

对比图 3(e)和图 3(f)可知,当采用不同质量重物完成坠落测试时,5.0 kg 和 1.0 kg 重物的响应电压的最大均值分别为 2.81 V 和 2.31 V。测试位置相同的情况下,由于质量大的重物具有更大的冲击力,所以随着冲击程度的增加响应电压也随之增大。对于回波谱形而言,同样存在明显的特征,由于是坠落过程是一次冲击完成的,故整个测试测试谱中仅

有一个主峰,并且撞击后余波残存时间较短,呈阻尼衰减变化趋势。

综合对比分析图 3 的测试结果可知,响应强度随距离增大而减小,随冲击强度增大而增大。不同形式撞击产生的回波谱形具有特征性,其特征分布与作用方式和持续时间均有关,通过计算回波信号的 MWE、MWPW 以及 WCR 可以准确的识别信号种类。

4.3 分类效果对比

将测量数据计算得到的三种主要特征参数代入 PSO-SVM 算法中,与不采用本文 PSO 优化的特征参数导入,直接对原始数据进行 SVM 的分类效果进行对比,分类识别概率(Recognition Probability, RP)结果如表 1 所示。分类识别概率是通过对同一个外部干扰源进行多次测试,计算系统识别次数与总测试次数的比值得到的,在本实验中每种情况测试 30 次,系统获取数据分析后判断的类型与干扰类型一致是为有效识别,未达到测试阈值或达到测试阈值但识别类型错误均认为其是未识别。

表 1 算法改进前后识别概率对比

Tab. 1 Comparison of recognition probability before and after algorithm improvement

Situation	SVM		PSO-SVM		
	RP/%	MWE/J	MWPW/ms	WCR/W	RP/%
a	82.8	7.81	893	7.88	95.6
b	73.2	4.32	665	5.26	92.4
c	69.5	5.37	564	6.77	91.7
d	62.2	3.21	458	4.28	88.4
e	66.4	3.59	439	3.14	87.3
f	61.7	1.95	276	2.55	84.8

由表 1 可以看出,不优化直接对数据进行 SVM 分类时,6 种测试数据识别概率最大值为 82.8 %、最小值为 61.7 %,平均识别概率为 69.3 %。而采用基于特征值优化的 SVM,概率最大值为 95.6 %、最小值为 84.8 %,平均识别概率为 90.1 %。可见分类准确性得到了明显的提升。对于 PSO-SVM 的测试结果而言,对比三个特征参数可以看出,MWE 测试值的大小变化反映了测试距离对响应强度的影响,MWPW 测试值的大小反映了不同测试情况对应的持续作用时间,而 WCR 测试值的大小反映了该种状态条件下信号振幅的突变程度。由此可见,特征参数具有表征情况种类的特性,故引入参数预分类的思想能够提高算法的分类概率。

5 结 论

本文提出了一种基于改进的粒子群优化 – 支持向量机算法,在构建了三个用于表征回波谱形的特征参量的基础上,对多种扰动信号进行了分类识别测试。实验结果显示,小型机械挖掘机的回波响应呈多个正、负振幅相近的特征峰谱形且旁瓣较大;人为铁铲挖掘的回波响应呈较均匀的间隔特征峰谱形,且旁瓣较小;重物坠落的回波响应呈单特征峰谱形,余波有一定的阻尼震荡的形态。与传统 SVM 数据分类算法对比,本算法的平均识别概率为 90.1 %,明显优于传统 SVM 算法的 69.3 %。总之,本算法在光纤传感网络的扰动信号分类识别领域具有一定的实际意义和应用价值。

参考文献:

- [1] Hu Chen, Tao Qing, Zhou Zhou, et al. Study of multi-peaks F-P interference sensing signal spectrum wavelength peak seeking algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(6):30–32, 36. (in Chinese)
胡晨,陶青,周舟,等.多峰F-P干涉传感信号光谱的波长寻峰算法研究[J].传感器与微系统,2020,39(6):30–32,36.
- [2] Jiang Lihui, Liu Jiesheng, Xiong Xinglong, et al. Research on intrusion signal extraction and recognition of optical fiber sensor perimeter [J]. Laser & Infrared, 2017, 47(7): 906–913. (in Chinese)
蒋立辉,刘杰生,熊兴隆,等.光纤周界入侵信号特征提取与识别方法的研究[J].激光与红外,2017,47(7):906–913.
- [3] Zhang Zhijuan, Guo Wenhan, Xu Zhiniu, et al. Principle of optical fiber sensing technology based on Φ -OTDR and its application status [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(1):9–16. (in Chinese)
张智娟,郭文翰,徐志钮,等.基于 Φ -OTDR的光纤传感技术原理及其应用现状[J].半导体光电,2019,40(1):9–16.
- [4] Wang Chuanqi, Wu Liwen, Liu Yang. Research progress of distributed optical fiber temperature and strain sensing system [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(4):1–4, 7. (in Chinese)
王传琦,伍历文,刘阳.分布式光纤温度和应变传感系统研究进展[J].传感器与微系统,2017,36(4):1–4, 7.
- [5] Aytug, Haldun, Saym, et al. Exploring the trade-off between generalization and empirical errors in a one- norm SVM [J]. European Journal of Operational Research, 2012, 218(3):667–675.
- [6] Maria A. Pukalchik, Alexandr M. Katrutsa, Dmitry Shadrin, et al. Machine learning methods for estimation the indicators of phosphogypsum influence in soil [J]. Journal of Solids and Sediments, 2019, 19 (5): 2265–2276.
- [7] Nathaniel T Pickle, Staci M Shearin, Nicholas P Fey. Dynamic neural network approach to targeted balance assessment of individuals with and without neurological disease during non-steady-state locomotion [J]. Journal of Neuro-Engineering and Rehabilitation, 2019, 16(1):88–93.
- [8] Taylor H F, Lee C E. Apparatus and method for fiber optic intrusion sensing; US:US5194847A[P]. 1993.
- [9] Tan D, Tian X, Sun W, et al. An oil and gas pipeline pre-warning system based on ϕ -OTDR [C]//International Conference on Optical International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [10] Zhang Yan, Lou Shufen, Liang Sheng, et al. Study of pattern recognition based on multi-characteristic parameters for ϕ -OTDR distributed optical fiber sensing system [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42 (11): 134–142. (in Chinese)
张颜,娄淑琴,梁生,等.基于多特征参量的 ϕ -OTDR分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J].中国激光,2015,42(11):134–142.
- [11] Peng Kuan, Feng Cheng, Ai Fan, et al. Event discrimination method for distributed optical fiber intrusion sensing system based on integrated time/frequency domain feature extraction [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39 (6): 338–348. (in Chinese)
彭宽,冯诚,艾凡,等.基于时/频域综合特征提取的分布式光纤入侵监测系统事件识别方法[J].光学学报,2019,39(6):338–348.
- [12] Liu Kun, Wen Lingfeng, Jiang Junfeng, et al. Zero-crossing rate based efficient identification of intrusion events in fiber perimeter security systems [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11):77–83. (in Chinese)
刘琨,翁凌峰,江俊峰,等.基于过零率的光纤周界安防系统入侵事件高效识别[J].光学学报,2019,39(11):77–83.
- [13] Zhang X, Tan Z Y, Zhou C M. Seepage and stability analysis of landslide under the change of reservoir water levels [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35(4):713–723.
- [14] Cui Guanglei, Yi Wensuo, Niu Weicong, et al. Leakage monitoring system based on distributed optical fiber sensor [J]. Journal of Changchun University of Science and Technology, 2018, 41(1):39–43. (in Chinese)
崔光磊,衣文索,牛卫丛,等.基于分布式光纤传感器的管涌监测系统[J].长春理工大学学报:自然科学版,2018,41(1):39–43.