

基于分布式光纤振动传感器的铁路安全监测算法

陈复扬^{1,2}, 姜斌^{1,2}, 沙宇¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 211106;
2. 物联网与控制技术江苏省高校重点实验室, 江苏 南京 211106)

摘要: 针对铁路沿线存在人员攀爬栅栏网这一问题, 将分布式光纤传感技术和信号分析技术相结合, 提出了一种基于分布式光纤振动传感器的铁路安全监测算法。通过沿铁路周界栅栏网敷设的光缆感知并传导信号, 搭建铁路与监测算法的物联网连接, 实现对攀爬行为的智能化监测。针对铁路周围环境较复杂、干扰较多的情况, 采用海明窗分帧加小波阈值去噪的方法对每帧信号进行滤波, 提高了振动信号的信噪比。在特征选择上, 从时域和频域上分别提取信号的功率和短时过电平率作为联合特征, 对是否存在攀爬行为进行判别。因为攀爬行为具有空间上的连续性, 在监测过程中设置最小报警范围滤除范围过小的报警, 提高了监测系统的准确性。

关键词: 分布式光纤振动传感器; 铁路沿线; 信号处理; 入侵; 物联网

中图分类号: TP273

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2020.00173

Railway safety monitoring algorithm based on distributed optical fiber vibration sensor

CHEN Fuyang^{1,2}, JIANG Bin^{1,2}, SHA Yu¹

1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China
2. Jiangsu University Key Laboratory of Internet of Things and Control Technology, Nanjing 211106, China

Abstract: Aiming at the monitoring problem of the human climbing behaviour existing along the railway, a railway safety detection algorithm based on distributed optical fiber vibration sensors was proposed by combining the distributed optical fiber sensing technology and signal analysis technology. The surrounding vibration was sensed and transmitted through the optical cables laid along the fence network of the railway, and then the Internet of things (IoT) connection between the railway and monitoring algorithm was built to realize the intelligent monitoring of the climbing behavior. In view of the complicated surrounding environment of the railway and more interference, the Hamming window and wavelet threshold denoising method were used to filter the signal of each frame to improve the signal-to-noise ratio of the vibration signal. In the selection of features, the power spectrum and short-time over-level rate of the signal were extracted from the time domain and frequency domain respectively as a joint feature to determine whether there was climbing or creeping behavior. Since that the climbing behavior was spatially continuous, the minimum alarm range was set to filter out alarms with a too small range, which improved the accuracy of the monitoring system.

Key words: distributed optical fiber vibration sensor, along the railway, signal processing, intrusion, Internet of things

1 引言

随着中国铁路交通的迅速发展, 铁路里程逐渐增加, 铁路周界的安全问题也越来越重要。为了保证铁路运行的畅通和人员的安全, 铁轨旁会有栅栏

网进行隔离, 但人员私自攀爬栅栏网进入轨道而造成的惨案还是时有发生。因此, 对铁路周边环境进行监测并及时对人员的攀爬行为做出识别和处理尤为重要。现有的分布式光纤振动传感器具有灵敏度高、抗电磁干扰能力强、耐腐蚀等特点, 可以在铁

收稿日期: 2020-02-29; 修回日期: 2020-05-28

通信作者: 陈复扬, chenfuyang@nuaa.edu.cn

轨周围的复杂环境中进行工作^[1-2]。在测量范围方面，分布式光纤振动传感器可以看作由无数个分立的传感单元构成，每个单元除了承担监测环境状态的任务，同时作为信号的传输通道^[3-4]，可以实现连续性测量，从而更好地反映铁轨周围的情况。

本文将物联网传感技术引入轨道交通的监测系统。利用分布式光纤振动传感器可以实现连续和实时测量的特性对振动信号进行监测和识别，通过分析振动信号判断铁路周界是否存在入侵行为，对于存在入侵行为的情况，实时地给出入侵行为发生的位置。在判别入侵行为时，存在两个关键问题。一方面，光纤敷设条件较复杂，存在列车运行带来的干扰和自然环境的影响，因此，采集的振动信号中存在较多干扰，造成后续的信号分析困难；另一方面，在进行入侵行为判别时，单一的特征容易造成误报，所以要寻找合适的联合特征进行判别。

基于以上讨论，本文首先滤除了列车和环境因素造成的干扰，其次选取了对攀爬信号响应较明显的两个特征构建联合特征，对入侵行为进行判别，本文的主要工作如下。

- 1) 对振动信号进行分帧，采用形状系数调节的软阈值去噪法去除列车及环境的干扰。
- 2) 选取过电平率和信号的功率构建联合特征，采用 *K-means* 方法训练正常情况和存在入侵行为时特征空间的簇心。
- 3) 建立归一化 0-1 矩阵，利用入侵行为在空间上具有连续性的特点，滤除部分不连续或影响范围过小的报警。

2 轨道交通光纤振动信号采集原理及数据格式说明

2.1 采集原理

分布式光纤探测定位仪的工作过程如下：主光源采用窄线宽激光器，输出 1 550 nm 波段的连续单频激光。主光源的输出主要分为两路，即传感支路和本地光支路^[5-6]。主激光器输出的连续光经过耦合器，一部分进入传感支路，另一部分进入本地光支路。进入传感支路的连续光被声光调制器调制为脉冲光，脉冲的宽度及频率与系统的指标要求相关。调制后的脉冲峰值功率较弱，不能实现长距离传感，所以需要脉冲光进行放大。之后将脉冲经过环形器注入传感光纤，在环形器的另一个端口可以得到后向散射信号，散射信号的返回时间和光纤传

感长度对应。将传感支路中的后向散射信号与本地光支路中的光信号进行拍频，可以得到包含一系列频率的拍频信号，用双平衡探测器对信号进行接收，将拍频信号转化为电信号并去除其中的直流分量^[7]。然后利用高速数据采集卡将电信号转化为数字信号，并进行记录。为了准确地定位传感点，信号采集与脉冲调制器需要进行时间同步。最后对采集的信号进行数字解调，获取各个时刻光纤振动传感器所敷设路段各个点的状态^[8]，分布式光纤振动传感系统如图 1 所示。

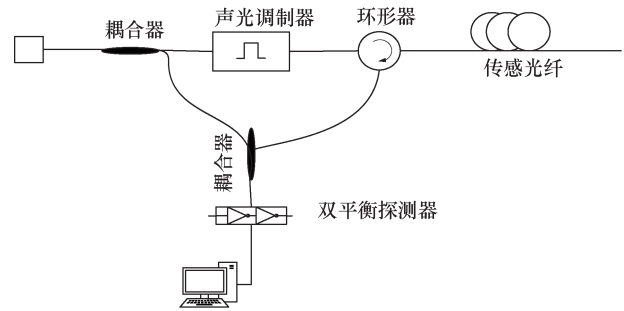


图1 分布式光纤振动传感系统

在传感光纤中打入光脉冲，光脉冲会在光纤上的各个点发生散射。散射光中的瑞利散射比散射光中其他光的光强更强，所以在监测技术方面较容易实现。目前，大部分分布式光纤振动传感器利用瑞利散射光对环境进行监测。当瑞利散射光返回时，接收端会记录具体时间并且保存该时刻的振动信息。脉冲从打入光纤到散射回来所用的时间为 τ ，反射点的位置 Z 的计算方法如式(1)所示^[9-10]。

$$Z = \frac{c\tau}{2\rho} \quad (1)$$

其中， c 表示光在真空中传播的速度， $c=3\times 10^8$ m/s； ρ 表示光纤纤芯的折射率。

在分布式光纤探测定位仪中，空间分辨率和动态范围是表示系统性能的两个重要参数，光脉冲的脉冲宽度决定空间分辨率 ΔZ ，如式(2)所示。

$$\Delta Z = \frac{T_p v_g}{2} \quad (2)$$

其中， T_p 为入射光的脉冲宽度， v_g 表示脉冲的传播速度。

2.2 数据格式说明

本文采集的振动数据以 bin 文件的形式进行存储，文件的简要说明如下。

1) 每个文件为 2 000×6 000 矩阵, 矩阵类型为 double 类型。

2) 2 000 表示采样点个数, 每两个采样点间隔 1 m; 6 000 表示每个采样点的采样次数, 采样频率为 500 Hz, 即 1 s 可采样 500 次数据, 则采样 6 000 次数据用时 12 s。

3) 数据由分布式光纤振动传感器监测到的信号经过解调后获得, 矩阵中的元素是反映振动大小的指标。矩阵中第 i 行、第 j 列的数据表示第 i m 处光纤在第 $(j/500)$ s 振动的强弱。

3 信号预处理

3.1 加窗分帧

光纤传感信号的状态会受外界环境的影响, 是一种非平稳的时变信号。由于光信号的传播速度相对外界环境的变化来说要快得多, 所以可以把平稳过程的处理方法和理论引入光纤传感信号的处理, 把光纤传感信号当作短时平稳信号处理。本文把光纤传感信号在时间上划分为很多短时的信号段, 将这些信号段称为信号帧, 以帧为单位对信号进行处理。帧与帧之间可以连续也可以有重叠, 通过将窗函数 $W(n)$ 与原始信号 $S(n)$ 相乘对信号加窗获取帧信号, 如式(3)所示。

$$S_w(n) = W(n) \times S(n) \quad (3)$$

本文在选择窗函数时, 根据所分析光纤振动信号的特性, 对矩形窗、三角窗、汉宁窗和海明窗这 4 种常用的窗函数进行筛选。其中, 矩形窗的主瓣比较集中, 频率识别精度最高, 但是旁瓣较高导致对信号幅值的估计较差, 影响对光纤信号能量的计算; 三角窗降低了旁瓣, 但主瓣宽度是矩形窗的两倍, 频率分辨率差, 在分析光纤振动信号的频带分布时容易产生畸变; 汉宁窗和海明窗都属于余弦窗, 只是加权系数不同, 余弦窗在处理主瓣和旁瓣大小时较均衡, 既减少了频谱泄露, 保证了信号幅值的准确度, 又有一定的频率分辨能力。由于海明窗的旁瓣更小, 所以考虑减少频谱泄露, 从而增强对光纤振动信号幅值的估计精度, 本文选取海明窗进行加窗处理, 海明窗的数学表达式如式(4)所示。

$$W(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.47 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), & 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, n 表示采样点序号, N 表示采样点总个数。为了保持信号的连续性, 并使每帧信号之间平滑过

渡, 本文采用交叠分段的方法, 将帧与帧之间的重叠率设定为 25%, 每一帧的时间跨度为 1 s。通过使用可移动的有限长窗口对原信号加权, 从而进行信号分帧, 将窗函数 $W(n)$ 与原始信号 $S(n)$ 相乘对信号加窗。

3.2 小波阈值去噪

受周围环境和人为因素的影响, 采集的信号一般包含一定的噪声。由于噪声对于信号的分析存在干扰, 因此, 在分析前需要对每一帧信号进行去噪。小波阈值去噪可以去除信号中混有的大部分白噪声, 同时可以保留原始信号的特征尖峰。目前, 小波阈值去噪在信号去噪领域得到了广泛应用, 在很多场景下取得了较好效果^[11-12]。

在进行小波阈值去噪处理时, 首先对信号进行小波变换, 信号产生的小波系数含有信号的重要信息。经小波分解后, 原始信号的小波系数较大, 噪声的小波系数较小且小于原始信号的小波系数。然后选取一个合适的阈值, 大于阈值的小波系数被认为是由信号产生的, 可以保留; 小于阈值的小波系数则被认为是由噪声产生的, 将其置为零, 从而达到去噪目的。经常被应用的小波阈值去噪函数包括硬阈值函数和软阈值函数两种, 硬阈值函数的表达式为

$$\eta(d_j(k)) = \begin{cases} 0, & |d_j(k)| < T \\ d_j(k), & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

软阈值函数的表达式为

$$\eta(d_j(k)) = \begin{cases} 0, & |d_j(k)| < T \\ \text{sgn}(d_j(k))(|d_j(k)| - T), & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, T 表示阈值。采用硬阈值函数可以更好地保留信号的局部特征, 但是处理后的信号平滑性较差, 软阈值函数的特点与之相反。为了充分利用两种方法的优点, 本文采用形状系数 α 调节软阈值系数, 既保证了平滑性又保留了一定的局部特性, 阈值函数表达式如式(7)所示。

$$\eta(d_j(k)) = \begin{cases} 0, & |d_j(k)| < T \\ \text{sgn}(d_j(k))(|d_j(k)| - \alpha T), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中, 形状系数为 $\alpha = \frac{1}{e^{|d_j(k)|-T}}$, 阈值为 $T = \sigma\sqrt{2\ln N}$ 。

N 表示信号长度, σ 表示噪声的标准差。

为了验证小波阈值去噪的效果, 本文选取了一个采样点处某一段环境噪声的波动情况, 对其进行去噪处理, 小波阈值去噪效果如图 2 所示。

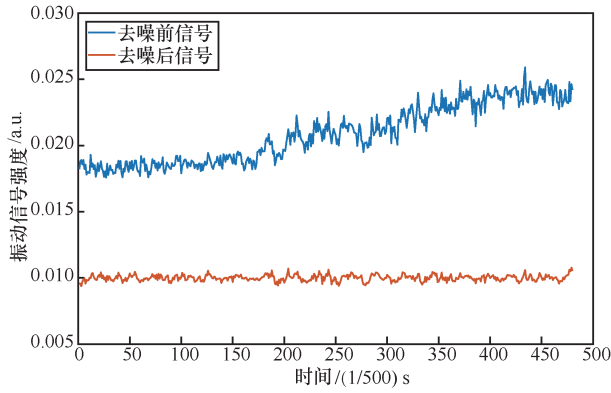


图2 小波阈值去噪效果

如图2所示,在进行小波阈值去噪前,信号的起伏较明显,具有较多的噪声信息;在进行小波阈值去噪后,信号波形变得较平稳,小波阈值去噪产生抑制噪声的效果。结果表明,小波阈值去噪在对光纤振动信号进行去噪处理时具有良好的效果。

4 光纤振动信号的特征提取

4.1 信号的短时过电平率

攀爬点的时域波形如图3所示,图3为采样点405在一段时间内的时域波形,由于信号采样频率为500 Hz,时间单位为(1/500) s。攀爬时间发生在 $1.15 \times 10^4 \sim 1.5 \times 10^4$ (1/500) s。由图3可以看出,当发生攀爬行为时,时域信号上下波动的次数明显比无攀爬行为时波动的次数多,本文引入了短时过电平率来定量描述时域信号上下波动的频率。

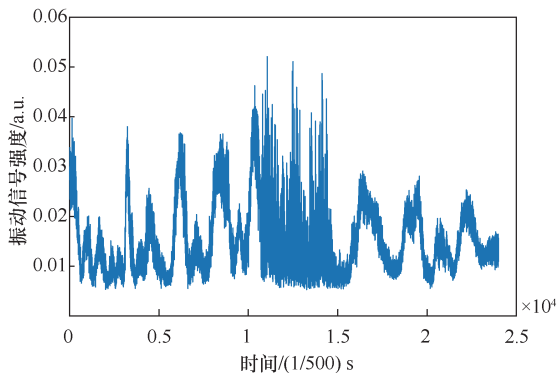


图3 攀爬点的时域波形

短时过电平率在短时过零率的基础上考虑了信号自身的幅值特性^[13],描述了时域信号穿过某个幅值 a 的次数, a 的大小设定为没有人员攀爬栅栏时信号平均幅值的5倍。由于有人员攀爬时的过电平率会比无人员攀爬时的高,通过对每帧信号的过电平率进行计算,将该值作为判别攀爬行为的一

个特征。短时过电平率 $L(n)$ 如式(8)所示, N 表示每帧信号的长度, $X_n(m)$ 表示第 n 帧信号在第 m 个采样点处信号的幅值。

$$L(n) = \frac{1}{2N} \sum_{m=0}^{N-1} |\text{sgn}[X_n(m+1) - a] - \text{sgn}[X_n(m) - a]| \quad (8)$$

4.2 信号的功率谱

对每帧信号进行快速傅里叶变换(FFT, fast Fourier transform)处理,信号的采样频率为500 Hz。根据奈奎斯特采样定律,信号可以分解到直流分量及1~249 Hz的整数频段,通过观察各个频率点上信号幅值的波动,可以发现,当发生攀爬行为时,100~249 Hz频率点上的信号幅值存在显著变化,说明攀爬行为带来的振动会引起这个频段上信号能量的显著增大^[14],下文将借助功率谱从能量的角度进行分析。

第 i 帧信号的功率谱为

$$\hat{P}^{(i)}(f) = \frac{1}{NU} \left| \sum_{m=0}^{N-1} X_i(m) e^{-j2\pi fm} \right|^2 = \frac{1}{NU} |X_N(\omega)|^2 \quad (9)$$

其中, U 表示窗函数的平均功率, U 的表达式如式(10)所示, $w(n)$ 表示窗函数。

$$U = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} w^2(n) \quad (10)$$

定义一个新参数 P 作为100~249 Hz频段上信号的功率和,表达式如式(11)所示。

$$P = N \times \left(\sum_{f=100}^{f=249} \hat{P}^{(i)}(f) \right) \quad (11)$$

以采样点405为例,根据式(11)计算得到 P 值并作出在发生攀爬行为前、后 P 值的变换曲线,采样点405的功率和 P 随时间变化曲线如图4所示。由图4可知,在发生攀爬行为时,信号的 P 值出现明显增大;而发生攀爬行为后, P 值迅速减小。根据 P 值在响应攀爬行为时的有效性,将其作为攀爬行为的另一个特征。

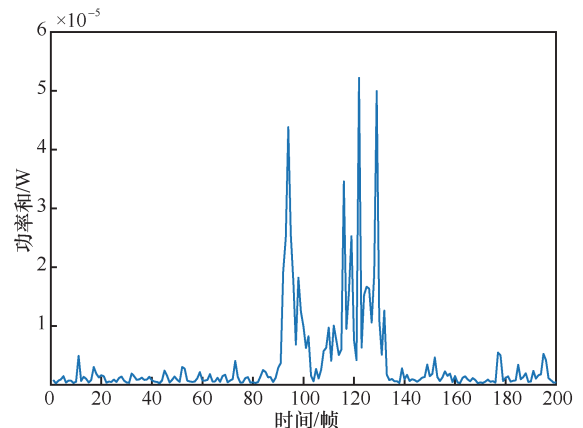


图4 采样点405的功率和 P 随时间变化曲线

5 判别攀爬行为

人员攀爬栅栏网会引起攀爬点和左、右相邻点的振动，即振动具有区域性，把这段振动的区域称为振动带。攀爬点包含于振动带，只要确定振动带的位置就可以确定攀爬点所处的位置范围。

5.1 样本分类

通过 3.1 节和 3.2 节的分析，确定了过电平率、功率和 P 对攀爬行为都存在较明显的响应，都可以作为判别是否存在攀爬行为的特征量，而用一个指标进行判断的准确性远低于用双重指标进行判断的准确性。为了提高判断的准确性，需要将这两种单独的特征整合成一个特征向量来判别是否存在人员攀爬行为，具体的判别门限需要由既有的光纤数据的采集结果进行训练得到。由于部分测试数据没有标注是否存在人员攀爬行为，因此，需要采用无监督学习的方法将既有的数据集进行自动分类，通过迭代训练将有人人员攀爬行为时的数据和无人人员攀爬行为时的数据进行区分。

既有的数据集具有两个较明显的特点，首先既有数据的类别固定，只包括有人人员攀爬行为的数据和无人人员攀爬行为的数据两类；其次，类与类之间在本文选取特征上的区别较明显。考虑这两个特点，本文选用 K -means 算法进行无监督学习^[15]。主要步骤如下：首先计算每一帧信号的功率和 P 和过电平率，将其作为一个样本向量，然后将所有样本向量都输入 K -means 算法进行分类，把样本分成有入侵行为和无人入侵行为两类。

用 x 表示样本向量， K -means 算法会根据最小化平方误差原则把总样本聚类成 k 类，本文中 $k=2$ ，最小化平方误差计算方法为

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (12)$$

其中， $\mu_i = \frac{1}{|c_i|} \sum_{x \in c_i} x$ 表示簇心，即第 i 类的聚类中心， c_i 表示样本所处的类。用 K -means 算法对数据进行分类，可以得到有入侵行为和无人入侵行为所对应样本空间的簇心。对于一个新的样本，需要计算它对应的特征向量，若该特征向量距离入侵行为的样本空间簇心的欧式距离较近，则判定新的样本属于入侵样本，反之则属于无人入侵样本。

5.2 攀爬判断

为了确定由某一时刻攀爬行为引起的振动带的位置，需要同时对所有采样点在该时刻的状态进行判断。本节对所有采样点进行归一化处理，建立了对每个点进行状态判断的统一标准，以便进行监测。

在每一帧内，依次计算整条线路上每个采样点在过电平率、功率和 P 两个尺度上的值，根据得到的特征向量分别计算与入侵行为对应的样本空间簇心和与非入侵行为对应的样本空间簇心的欧式距离。若与入侵行为对应的样本空间的簇心距离较近，则认为该点在这一帧存在入侵行为，将状态设为 1；否则，认为该点不存在入侵行为，将状态设为 0。最终在每一帧都可以得到一个归一化矩阵，记为 C ，矩阵的维度为 $L \times 1$ ， L 表示线路上采样点的个数。

当发生攀爬栅栏网行为时，受影响的一定是一段范围而不是单个的点。通过实验发现，当有人人员攀爬栅栏网时，沿栅栏网敷设的光纤至少会在 8 m 范围内存在振动，利用攀爬信号的振动区间连续且至少存在 8 m 的特点，可以将一部分范围过小的振动区间认定为干扰，使监测结果更准确。利用 C 查找每一帧时间内长度在 8 m 以上的振动带，如果监测到这种振动带，则认为它是由攀爬行为引起的并记录，然后将振动带中心点的位置作为对攀爬行为位置的估计。如果在某一帧内没有监测到这样的振动带，就认为在这段时间内不存在入侵。

本文选取无风无雨、小雨干扰、4 级及以下风干扰这 3 种应用场景，分别采集了每种场景下有人员攀爬栅栏网和无人人员攀爬栅栏网时的光纤振动信号各 400 组，用实际数据进行测试来验证本系统在识别人员攀爬栅栏网行为方面的准确性。如果一组数据中有人人员攀爬栅栏网而没有被监测出来，则视为一次漏报；如果一组数据中没有人员攀爬栅栏网而系统监测有人人员攀爬栅栏网，则视为一次误报。具体的监测结果如表 1 所示。

数据编号	场景类型	漏报次数/次	误报次数/次	定位精度/m
1	无风无雨	0	0	10
2	小雨干扰	0	0	10
3	4 级及以下风干扰	0	2	10

从表 1 可知，在既有测试数据集中，3 种场景下所有攀爬行为都可以监测出来，不存在漏报；在无风无雨和小雨干扰这两种场景下，不存在误报；在 4 级

及以下风干扰场景下,数据集中存在两次误报,主要由于光纤振动信号对风和攀爬行为的响应较相似。从测试结果来说,只要存在人员攀爬行为,系统都可以准确识别,且误报率控制在1%以下,可以满足日常监测要求。目前,依靠分布式光纤振动传感器监测人员入侵的铁路段长度为400 m,在该监测范围内,入侵位置的定位精度为10 m。

6 结束语

本文从工程应用角度出发,研究了分布式光纤振动传感器在保障轨道运输安全上的应用,提出了一种基于分布式光纤振动传感器的铁路安全监测算法。利用攀爬信号和环境噪声信号在波动频率、能量和影响范围等多尺度上的差异性对入侵行为进行判别,避免了用单一特征进行判别,使得判断结果更准确。对所有采样点进行归一化处理,使得监测振动带的过程更便利。为了增强该监测算法的适用性,在背景数据集的选择方面,本文添加了4级及以下风干扰和小雨干扰场景,使得场景更丰富,提高了算法的环境适应性。本文采用实际攀爬时的信号和实际的环境噪声信号进行训练和测试,保证了该方法的工程性,测试结果证明了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] ZHANG S H, LIU B, HE J P. Pipeline deformation monitoring using distributed fiber optical sensor[J]. *Measurement*, 2019: 208-213.
- [2] 余辰, 张丽娟, 金海. 大数据驱动的智能交通系统研究进展与趋势[J]. *物联网学报*, 2018, 2(1): 56-63.
YU C, ZHANG L J, JIN H. Research progress and trend of big data-driven intelligent transportation system[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2018, 2(1): 56-63.
- [3] MENG L J, WANG L B, HOU Y, et al. A research on low modulus distributed fiber optical sensor for pavement material strain monitoring[J]. *Sensors*, 2017, 17(10): 2386.
- [4] CHAI J, WEI S M, CHANG X T, et al. Monitoring deformation and damage on rock structures with distributed fiber optical sensing[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2004, 41(3): 413.
- [5] YAN X Y, CHEN F Y, WANG L, et al. High speed train trajectory algorithm through fiber optic sensor[C]//2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2019: 2342-2346.
- [6] 朱燕, 代志勇, 张晓霞, 等. 分布式光纤振动传感技术及发展动态[J]. *激光与红外*, 2011, 41(10): 1072-1075.
ZHU Y, DAI Z Y, ZHANG X X, et al. Developments of distributed optical fiber vibration sensor[J]. *Laser & Infrared*, 2011, 41(10): 1072-1075.
- [7] 徐铖晋. 分布式光纤传感系统的信号处理技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
XU C J. Research on signal processing technology of distributed optical fiber sensing system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.

- [8] 许海燕. 分布式光纤振动传感器及其定位技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2011.
XU H Y. Research on distributed optical fiber vibration sensor and positioning technology[D]. Shanghai: Fudan University, 2011.
- [9] 周正仙, 段绍辉, 田杰, 等. 分布式光纤振动传感器及振动信号模式识别技术研究[J]. *光学仪器*, 2013, 35(6): 11-15.
ZHOU Z X, DUAN S H, TIAN J, et al. Research on optical fiber distributed vibration sensor and pattern recognition technique of vibration signal[J]. *Optical Instruments*, 2013, 35(6): 11-15.
- [10] SAXENA M K, RAJU S D V S J, ARYA R, et al. Raman optical fiber distributed temperature sensor using wavelet transform based simplified signal processing of raman backscattered signals[J]. *Optics & Laser Technology*, 2015, 65: 14-24.
- [11] ZHANG D, XU H Z, SHI B, et al. Brillouin power spectrum analysis for partially uniformly strained optical fiber[J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2009, 47(9): 976-981.
- [12] MENG J L, SHANG H K, BIAN L. The application on intrusion detection based on K-means cluster algorithm[C]//International Forum on Information Technology & Applications. IEEE Computer Society, 2009.
- [13] 李洪成, 吴晓平, 姜洪海. 基于改进聚类分析的网络流量异常检测方法[J]. *网络与信息安全学报*, 2015, 1(1): 66-71.
LI H C, WU X P, JIANG H H. Network traffic anomaly detection method based on improved clustering analysis[J]. *Journal of Network and Information Security*, 2015, 1(1): 66-71.
- [14] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. *智能科学与技术学报*, 2019, 1(1): 1-3.
ZHENG N N. A new era of artificial intelligence[J]. *Journal of Intelligent Science and Technology*, 2019, 1(1): 1-3.
- [15] MA Y, GAO Y, FU C, et al. TV white space spectrum analysis based on machine learning[J]. *Journal of Communications and Information Networks*, 2019, 4(2): 68-80.

[作者简介]



陈复扬(1967-),男,江苏扬州人,南京航空航天大学自动化学院教授,主要研究方向为物联网控制及自愈合控制。



姜斌(1966-),男,江西潘阳人,南京航空航天大学自动化学院教授,主要研究方向为故障诊断与容错控制。



沙宇(1996-),男,江苏南通人,南京航空航天大学自动化学院硕士生,主要研究方向为控制理论与控制工程。