

基于KNN算法与 φ -OTDR系统的高铁声屏障故障识别方法*

付达靓¹, 姚媛媛², 刘华如¹, 高乾熠², 李 英¹, 张旭莘^{2,3}, 戴程程¹,
邹宁睦⁴, 张益昕^{2,3**}

(1. 中铁第五勘察设计院集团有限公司, 北京 102600; 2. 南京大学 现代工程与应用科学学院, 南京 210023;
3. 南京法艾博光电科技有限公司, 南京 211135; 4. 德克萨斯州立大学 工学院, 圣马科斯 78666, 美国)

摘 要: 提出了一种基于K近邻(K-nearest neighbors, KNN)算法和相位敏感光时域反射(Phase-sensitive optical time domain reflectometry, φ -OTDR)系统的高铁声屏障故障识别方法。设计了V字型光缆敷设方式, 能够感知声屏障不同高度吸声板在脉动力冲击下的振动, 并利用 φ -OTDR系统采集振动信号。对振动信号进行多域特征提取以及K近邻分类后, 可以实现对声屏障故障状态识别。实验结果表明, 在复杂场景下对于故障点的识别正确率达到了90.9%。该方法为声屏障故障识别提供了一条可行的技术路线, 能够减少对专业人员的依赖, 对于提升高铁声屏障智能运维水平具有重要意义。

关键词: 相位敏感光时域反射; 声屏障; 多域特征提取; K近邻

中图分类号: TN12; TP181; TP818 **文章编号:** 1005-488X(2023)03-0261-08

Fault Identification Method of High-speed Railway Noise Barriers Based on KNN Algorithm and φ -OTDR System

FU Daliang, YAO Yuanyuan, LIU Huaru, GAO Qianyi, LI Ying, ZHANG Xuping,
DAI Chengcheng, ZOU Ningmu, ZHANG Yixin

(1. China Railway Fifth Survey and Design Institute Group Co., Ltd, Beijing 102600, CHN; 2. College of Engineering and Applied Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, CHN; 3. Nanjing Fiber Photonics Technology Co., Ltd, Nanjing 211135, CHN; 4. College of Engineering, Texas State University, San Marcos 78666, United States)

Abstract: A method of recognizing faults in noise barriers of high-speed railways was proposed based on the K nearest neighbors (KNN) algorithm and the phase-sensitive optical time domain reflect-

收稿日期: 2022-12-21

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(U2001601, 62175100, 61975076); 中央高校基本科研业务费(0213-14380202)

作者简介: 付达靓(1984—), 男, 高级工程师, 主要从事声屏障工程设计及检测技术研究工作;

姚媛媛(1995—), 女, 博士研究生, 研究方向为分布式光纤传感系统的信号处理方法;

刘华如(1987—), 女, 高级工程师, 长期从事声屏障工程结构设计及研究工作;

张益昕(1984—), 男, 副教授, 主要研究方向为分布式光纤传感系统的机理研究与仪器化设计。(E-mail: zyxin@nju.edu.cn)

** 通讯作者

tometry (φ -OTDR) system. A V-shaped laying method of optic fiber cable was designed to sense vibrations of sound absorption boards at different heights of the noise barrier. And vibration signals under air turbulent force were acquired by the φ -OTDR system. After the multi-domain feature extraction and KNN classification of vibration signals, the state of noise barriers could be recognized. Results of the experiment showed that average recognition accuracy of 90.9% could be obtained even under complex field environments. This method could provide a feasible technical route for the fault detection of noise barriers, which could reduce dependence on professionals, so as to play an important role in improving the level of intelligent operation and maintenance.

Key words: phase-sensitive optical time domain reflectometry (φ -OTDR); noise barrier; multi-domain feature extraction; K-nearest neighbors (KNN)

引 言

我国已成功建设了世界上规模最大,运行时速最快的高速铁路网,目前运营里程已超过4万公里,最高运行时速可达400 km/h^[1]。随着高铁规模的扩大和速度的提升,高铁运营产生的噪声问题愈发突出。声屏障作为缓解噪声的有效手段被广泛安装于高铁沿线,目前已安装的声屏障总长度超过4 000 km,约占高铁运营里程的10%^[2]。沿途城市率高的线路,声屏障覆盖率更高,例如在京沪高铁线路上,声屏障安装总长达到326 km,占沿线总长度的24.7%^[3]。虽然声屏障对高铁沿线噪音有着较好的降噪效果,但在高速列车行驶产生的脉动力反复冲击下,其结构可能会松动甚至脱落,威胁高铁的正常运行^[4]。2003年,德国科隆至法兰克福段高速铁路声屏障在脉动力作用下严重破损,经济损失高达三千万欧元^[5]。2013年,在我国京沪高铁线路上发生过声屏障脱落事故^[6],给高铁运行安全带来隐患。因此,铁路工务部门亟需一种有效的技术手段能够对声屏障结构实时监测并及时发现故障隐患,以确保高铁安全运营。

现有高速铁路声屏障检查方法主要以人工周期性巡检为主,不能满足及时性需求,同时缺乏明确的健康状态评价标准,受主观经验影响较大,可靠性较低^[7]。为了提高检测效率,近几年有研究者提出采用视觉图像方法对铁路沿线声屏障进行检测。2013年北京交通大学的王尧等人提出了一种声屏障完整性识别方法^[8],该方法通过拍摄声屏障结构,并运用机器视觉技术,判断图像中声屏障结构是否存在缺失,但该方法无法对还未发生脱落的声屏障故障进行识别。2016年辽宁奇辉电子公司的刘贺坚等人提出一套视觉图像检测装置^[9],利用

伸缩杆对声屏障外侧进行拍照录像,实现对声屏障螺栓、插板、立柱螺栓等组件的全面检查。然而该方法仍依赖于人工介入下的数据采集与分析,且易受天气影响,工作效率提升有限。为减少对专业人员的依赖,2015年中国科学技术大学的郭杰提出了一种刚性位移提取方法用于自动分析声屏障振动视频^[10],通过提取振动位移响应曲线后计算傅里叶频谱实现声屏障振动频率检测。但该方法只能对单点位置处的声屏障进行分析,无法实现大范围连续性检测。

相比于视觉图像检测法,分布式光纤传感不仅可以实现在空间上的连续测量,同时还具有实时性、不易受天气环境限制的优点。布里渊光时域反射技术(Brillouin optical time-domain reflectometry, BOTDR)利用光纤作为传感介质,通过测量应变参数,实时监测被测对象状态变化^[11]。2013年南京大学张旭华教授团队提出了基于BOTDR的声屏障监测系统^[12],通过数学建模分析了声屏障立柱倾斜时相对初始位置的偏移量与光缆应变值之间的关系,从而可以通过应变值的变化评估声屏障状态。2014年,该团队进一步优化此方法,在BOTDR的基础上融合地理信息技术,提出了声屏障形变监测信息系统^[13],实现了监测结果可视化的功能。但在使用BOTDR技术时,为了使立柱倾斜的偏移量传递到光缆产生相应的应变,需要使光缆紧密贴敷于声屏障。同时,因BOTDR具有对应变和温度变化交叉敏感的特性,在室外条件下环境温度在空间上的差异可能造成应变误差,进而导致监测系统误报。

与BOTDR相比,相位敏感光时域反射计(phase-sensitive optical time domain reflectometry, φ -OTDR)能够通过介质传播的振动信号感知目标状态,传感光缆无需与被测对象紧密接触,在光缆

布设方式上更具优势。同时 φ -OTDR系统具有灵敏度高、响应迅速、不易受温度影响等优点^[14],更加适用于声屏障状态监测。因此,拟提出一种基于 φ -OTDR系统的声屏障故障识别方法,通过监测与分析脉动力作用下激发的声屏障振动,以期能够对声屏障结构的健康状态进行判断。

1 φ -OTDR 基本原理

φ -OTDR是利用光纤背向瑞利散射光(Rayleigh backscattering, RBS)之间的相干效应,对传感光纤沿线的振动信息进行感知。探测光从光纤的一端周期性注入,当光纤上某个区域受到扰动作用时,该区域光纤的长度、折射率以及芯径会随之改变,从而导致该区域的RBS信号相位发生变化^[15]。

鉴相型 φ -OTDR的原理如图1所示,通过从RBS信号中解调出每个采样点处的幅度和相位,测量振动区域前后位置的相位差变化,进而实现对外界振动的定量测量。

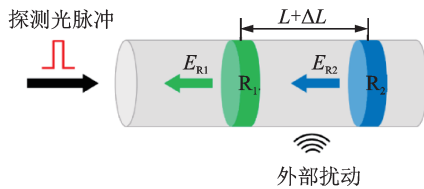


图1 鉴相型 φ -OTDR传感原理示意图

Fig.1 The phase discrimination principle of φ -OTDR

选取振动位置前的一部分光纤 R_1 ,以及振动位置后的一部分光纤 R_2 作为参考点,参考点之间的间隔为 L ,则这两个参考点产生的RBS电场可用公式(1)和公式(2)表示:

$$E_{R1} = E_1 \cos[\omega_0 t + \varphi_1] \quad (1)$$

$$E_{R2} = E_2 \cos[\omega_0 t + \varphi_1 + \frac{4\pi n}{\lambda}(L + \Delta L)] \quad (2)$$

其中, E_1 和 E_2 分别表示两个参考点 R_1 和 R_2 的RBS电场强度, ω_0 为探测光脉冲的角频率, φ_1 为参考点 R_1 的初始相位, λ 为探测光脉冲的波长, ΔL 为振动在光纤上引起的长度变化。当未受到外界影响时, ΔL 为0,参考点之间的相位差为 $4\pi nL/\lambda$;当发生振动时,参考点之间的相位差可表示为 $4\pi n(L + \Delta L)/\lambda$,相位差的变化量为:

$$\Delta\varphi = \frac{4\pi n(L + \Delta L)}{\lambda} - \frac{4\pi nL}{\lambda} = \frac{4\pi n}{\lambda} \Delta L \quad (3)$$

由公式可得, $\Delta\varphi$ 与 ΔL 呈线性相关,通过解调相位差的变化,则可以实现对振动事件的重构。

在 φ -OTDR系统与应用相结合的时候,需要考虑系统性能指标,包括探测距离、空间分辨率以及测频范围等参数。探测距离是指系统能够感知的最长范围,空间分辨率是指能够区分不同振动事件的最短距离,测频范围则是系统能够监测到的振动事件的频率范围^[16]。探测距离与脉冲光功率相关,当脉冲光功率越大,其探测距离越长,而脉冲光功率等于脉冲宽度乘以光峰值功率,因此可以通过提升脉冲宽度延长探测距离。脉冲宽度 W 与空间分辨率 R 之间的关系可表达为:

$$R = cW/2n \quad (4)$$

其中, c 为真空中光的传播速度, n 为光纤的纤芯折射率。脉冲宽度决定了空间分辨率的大小,两者之间呈反比关系,而脉冲宽度与探测距离呈正比关系,因此无法同时实现高空间分辨率和长距离探测。测频范围与脉冲重复周期相关,而脉冲重复周期受探测距离限制。当脉冲重复周期为 τ ,探测距离长度为 L 时,测频范围上限 f_{\max} 可表达为:

$$f_{\max} = \frac{1}{2\tau} \leq \frac{c}{4nL} \quad (5)$$

由此可知,脉冲重复周期越大,探测距离越长,测频上限越低。

因此,探测距离与空间分辨率以及测频范围之间存在相互制约问题,在实际应用中需要根据实际情况,考虑核心参数设置问题,并优化光缆布设方式满足应用需求。

2 传感光缆布设方法

我国高铁声屏障主要是插板式声屏障,约占声屏障总数的90%以上^[17],因此以此类型声屏障为基础进行故障识别研究。插板式声屏障主要由以下三个部分构成:H型钢立柱、吸声板以及橡胶件,具体结构如图2所示。H型立柱通过螺栓固定在轨道

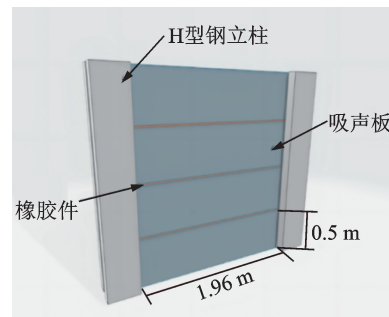


图2 插板式声屏障结构

Fig.2 Structure of insert-plate noise barrier

边的预埋钢板上,吸声板以铝合金材料为主,尺寸通常为 $1.96\text{ m} \times 0.5\text{ m}$,是主要的隔声构件。在一跨声屏障内,四块吸声板从下到上依次独立插入到两侧H型立柱槽内,并设置橡胶件固定,吸声板之间采用橡胶件连接吸收缓冲。因吸声板上下独立插入的结构特性,可能出现在同一跨声屏障内故障吸声板和健康吸声板并存的情况,即某一个高度的吸声板存在故障,而其他吸声板表现正常。为了能够及时定位故障板,需要在布设光缆时保证对每一块吸声板都有所覆盖。同时,立柱的横向位移在列车脉动力作用的影响下增加时,顶端的吸声板更易松动^[18],需要着重观测。因此提出了倒“V”字型光缆布设方式,即在每一跨声屏障内将光缆以倒“V”字型固定在不同高度的吸声板。

图3为具体的光缆布设示意图。首先将光缆按倒“V”字型紧贴声屏障放置,其次使用固定胶带将光缆从下到上粘贴在吸声板的中点,最后调整置于顶端吸声板光缆的弯曲角度,使其弯折角达到 45° ,折线长度设置为 0.8 m ,并且将光缆弯曲的部分调整平滑,减少弯曲损耗,在每一跨内所用光缆的总长为 5 m 。在布设好光缆后,将光缆首端与 φ -OTDR系统设备连接,可实现对几十公里长度范围内的声屏障连续监测。

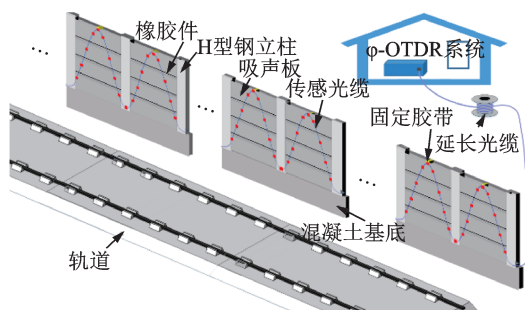


图3 光缆布设方案

Fig.3 Laying method of optic fiber cable

3 振动数据处理方法

按照如图4所示的流程对振动数据进行分析处理,最终得到故障状态识别结果。整个过程主要分为4部分,包含数据预处理、特征提取、特征筛选以及分类器训练。由于 φ -OTDR系统受到各种噪声的干扰,例如系统自身各类本底噪声以及外部环境噪声等,会导致系统的传感性能下降,需要对原始信号进行滤波以提升系统信噪比^[19-20]。首先,在数据预处理阶段主要进行滤波、分帧及端点检测,滤除低频噪声后,利用振动信号的短时平稳特性划分信号帧,并提

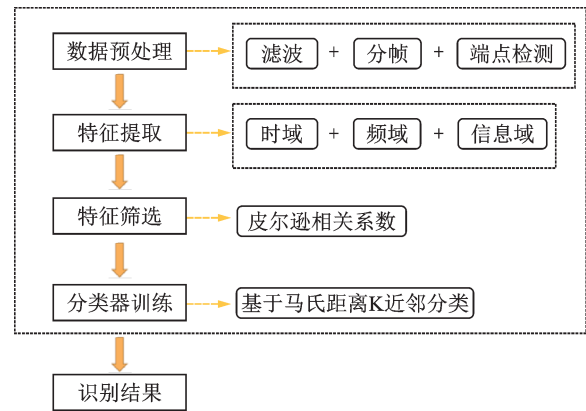


图4 数据处理流程

Fig.4 Data processing flow

出区分振动信号的动态阈值能量端点检测方法。其次,从时域、频域、信息域三个角度对振动信号进行分析,并提取多维特征。特征提取是分类器学习的基础,提取到的特征参数能否有效表征信号类型在一定程度上决定了分类器的识别效果,同时特征参数的数量会影响计算复杂度。因此,需要对提取到的特征进行筛选,利用皮尔逊相关系数降低特征冗余度。最后,使用筛选后的特征训练基于马氏距离的优化KNN分类器,得到最终的识别结果。

3.1 数据预处理

图5(a)为系统采集的原始振动信号,由图可知原始信号受到系统直流漂移影响,并含有大量的背景噪声。考虑到声屏障在正常状态下的振动频率为 10 Hz 以上^[21],从图5(b)中可得,有效振动频率集中于 10 Hz 至 60 Hz ,背景噪声则低于 10 Hz ,因此需要设计适当的IIR数字滤波器,能够在滤除低频噪声的同时保留有效振动。

切比雪夫滤波具有陡峭的通带-阻带过渡特性,其中切比雪夫I型滤波器在通频带内是等波纹波动,

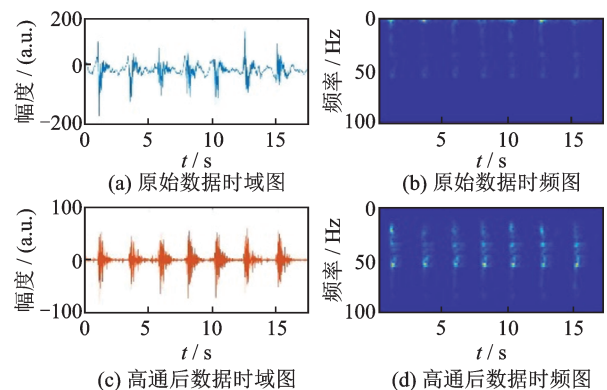


图5 高通效果对比

Fig.5 Comparison of the high-pass data with the original data

在阻带内单调下降,能够满足快速衰减的需求^[22]。因此选择基于切比雪夫I型滤波器的高通滤波器,通带截止频率为20 Hz,通带衰减设置为0.1 dB,阻带截止频率为10 Hz,阻带衰减设置为30 dB。图5(c),5(d)分别为高通后的数据时域图和时频图,从图中可以看到该滤波器能够有效去除直流分量和低频噪声。使用数字滤波器进行滤波后,需要对数据进行分帧处理。由于振动信号可看作是一种短时平稳信号,在5~50 ms内信号的物理特征参数基本稳定,通常每秒可划分33~100帧^[23]。因此可以引入平稳信号的处理方法,将光纤振动信号在时间序列上按照信号的连续性划分,以50 ms作为初始帧长,帧移与帧长的比值设定为0.5。为了能够准确提取振动信号特征,避免非振动信号干扰,提出了基于动态阈值的短时能量端点检测方法,如图6所示。

使用公式(6)计算第*i*帧信号*f(t)*的能量值*E_i*,将第一秒内所有帧的平均能量设定为初始阈值*E_s*。然后判断第一秒之后每一帧的能量变化趋势,当*E_i ≥ E_s*且*E_{i+1} ≥ E_i*,则认为*E_{i+1}*是振动事件的始端;当*E_s ≤ E_{i+1} ≤ E_i/2*,则认为振动事件结束,并将*E_{i+1}*的值赋予*E_s*。

$$E_i = \sum_{t=1+(i-1) \times M_i}^{L_i+(i-1) \times M_i} |f(t)|^2 dt \quad (6)$$

表1 常见的时域、频域、信息域特征

Tab. 1 Common characteristics in time domain, frequency domain and information domain

特征类型	特征名称	定义	含义
时域	最大值	$X_{PK} = \max(x)$	信号幅度的最大值
	最小值	$X_{min} = \min(x)$	信号幅度的最小值
	峰峰值	$X_{PK-PK} = \max(x) - \min(x)$	幅度最高值和最低值之间的差值
	方差	$X_{var} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$	能量的动态分量
频域	重心频率	$FC = \frac{\sum_{i=1}^m f_i \cdot p_i}{\sum_{i=1}^m p_i}$	信号在频谱中分量较大的信号成分的频率
	均方频率	$MSF = \frac{\sum_{i=1}^m f_i^2 \cdot p_i}{\sum_{i=1}^m p_i}$	描述功率谱主频带位置分布
	均方根频率	$RMSF = \sqrt{MSF}$	均方频率的算数平方根
	频率方差	$VF = \frac{\sum_{i=1}^m (f_i - FC)^2 \cdot p_i}{\sum_{i=1}^m p_i}$	描述功率谱能量分布的分散程度
	频率标准差	$RVF = \sqrt{VF}$	频率方差的算数平方根
信息域	功率谱熵	$psdE = -\sum_{i=1}^n \left(\frac{p_i}{\sum_{i=1}^n p_i} \cdot \ln \left(\frac{p_i}{\sum_{i=1}^n p_i} \right) \right)$	表示信号能量在功率谱划分下的不确定性
奇异谱熵	$svdE = -\sum_{i=1}^n \left(\frac{svd_i}{\sum_{i=1}^n svd_i} \cdot \ln \left(\frac{svd_i}{\sum_{i=1}^n svd_i} \right) \right)$	对信号序列进行奇异谱分解后,获取其内在复杂性特征	
能量熵	$eE = -\sum_{i=1}^n \left(\frac{imf_i}{\sum_{i=1}^n imf_i} \cdot \ln \left(\frac{imf_i}{\sum_{i=1}^n imf_i} \right) \right)$	信号分解后各个分量的能量,得到其概率密度函数计算信息熵	

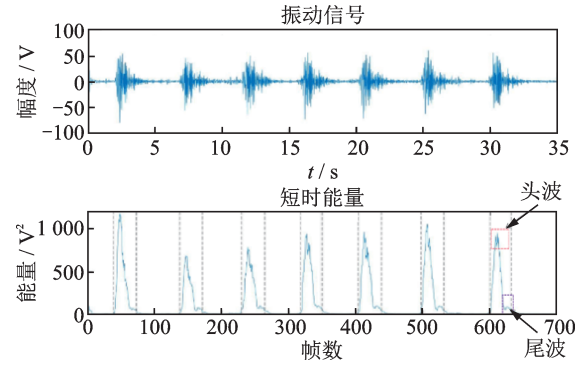


图6 动态阈值能量端点检测

Fig.6 Endpoint detection based on dynamic threshold energy

其中,*L_i*表示帧长,*M_i*为帧移。动态能量端点检测能够有效区分振动段和噪声段,且存在头波及尾波现象,在后续将对振动段数据进一步分析处理。

3.2 特征提取及筛选

常见的分类特征有时域特征、频域特征、信息域特征等^[24-28],特征提取方法及含义如表1。时域特征是以时间为自变量反映信号幅度的动态变化,通过对幅值统计特征进行分析,能够直观的表现信号所包含的状态信息。频域分析可按频率观察信号特征,通过对信号进行傅里叶变换以进行分析。当

监测状态发生改变时,信号频谱中的频率分量会相应地发生变化,因此可以提取振动信号的频域特征进一步分析信号特点。信息域特征能够反映出振动信号在频域能量分布的复杂程度和时间序列的复杂状态。不论是时域特征、频域特征或是信息域特征都能在不同的角度体现数据自身的特性,为了全方面分析信号特点,文中采用多域特征提取方法,提取多维特征用于训练分类器模型。

但多维特征会增加分类器训练的复杂程度,影响系统的计算效率,并且提取到的特征中可能包含有无关特征及冗余特征^[29]。因此,需要对提取到的特征进行筛选,在保证识别准确性的情况下选择尽可能少的子特征。文中采用皮尔逊相关系数计算不同特征之间的相关性,独立的衡量每个特征与其他特征之间的关系,减少特征间的相关度。对于两个特征向量 X 、 Y 之间的皮尔逊相关系数可通过公式(7)计算:

$$\rho_{x,y} = \frac{\sum XY - \frac{\sum X \sum Y}{N}}{\sqrt{\left(\sum X^2 - \frac{(\sum X)^2}{N}\right) \left(\sum Y^2 - \frac{(\sum Y)^2}{N}\right)}} \quad (7)$$

ρ 越小则特征间相关性越小,在筛选特征组成新的特征子集时,优先选择与其他特征间的相关系数都较小的特征,筛选后的特征子集用于分类器训练。

3.3 分类器训练

声屏障状态分为健康状态和故障状态,因此依据振动信号识别其状态相当于二分类问题。且在实际情况中,故障隐患的声屏障与健康声屏障之间的区分度较小,类域间重叠较高。K 近邻算法(K-Nearest Neighbors, KNN)是一种通过计算不同样本之间的距离实现分类的方法^[30]。图 7 为 KNN 二分类示意图,红点代表属于类别 1 的样本,蓝点代表属于类别 2 的样本,当输入新数据后,通过计算距离找到与之最接近的 k 个样本,并记录其所属类别,

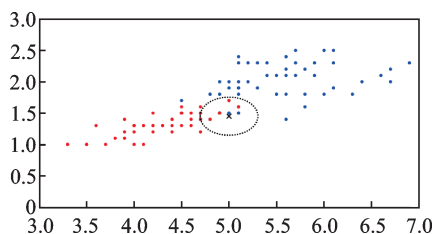


图 7 KNN 分类示意图

Fig.7 Schematic of KNN algorithm

采用多票数规则,即判断样本类别为 k 个最邻近样本中最多数类别。其中,距离的度量方式对 KNN 算法的性能有较大影响。

在计算特征距离时,常用的欧氏距离^[31]会受不同特征量纲影响,因度量标准存在差异而出错。因此,使用基于马氏距离的优化 K 近邻算法进行分类。对于两个特征向量 X 、 Y 之间的马氏距离表示为:

$$D_M(X, Y) = \sqrt{(X - Y)S^{-1}(X - Y)} \quad (8)$$

其中, S 为协方差矩阵。相较于欧式距离计算特征向量间的绝对距离,同等对待所有特征值的差异,马氏距离能够发现训练集的整体分布特征,在特征量纲不同的情况下使变化微小的特征也能发挥作用。

为了得到模型的识别效果,采用 K 折交叉验证法估计分类结果^[32],即将训练集随机分成 k 份,每次选取其中 $k-1$ 份用于训练模型,剩余一份为验证集,依次选择不同的验证集,最终得到平均识别精度。

4 实验结果分析与讨论

利用南京法艾博公司研发的 Ada-5000 系列分布式光纤振动传感设备及测振光缆在湖杭铁路段开展声屏障健康安全监测实验,并对采集到的振动数据进行分析。图 8 为实验现场图,在 150 跨声屏障上布设光缆并进行振动监测。



图 8 实验现场图

Fig.8 Field test image

为模拟列车经过产生的瞬态强冲击对声屏障板造成的影响,使用橡胶锤敲击每跨声屏障内不同高度的吸声板,控制敲击力度一致,最终共取得 405 组振动数据,包括 57 组故障状态数据和 348 组正常状态数据。

图 9 为正常状态下振动波形和故障状态下振动波形对比图,从图中可得相较于正常状态,故障状态的振动幅度偏高,头波与尾波之间的间隔不明显,正常状态下间隔为 0.2 s,而故障状态下间隔小于 0.1 s,且故障状态下余振持续时间较长,可达 1.5 s,而正常状态下通常在 0.6 s 内恢复静止。

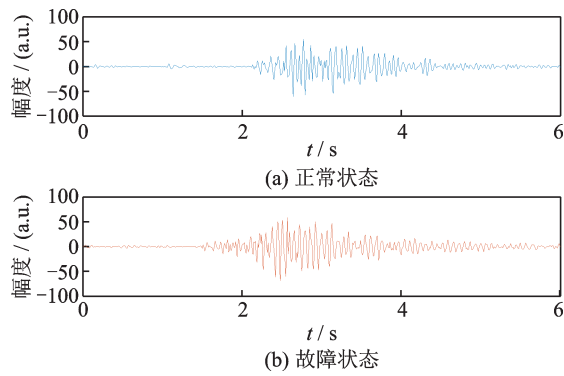


图9 正常组与故障组数据时域波形

Fig.9 Time domain waveform of normal group and fault group

对数据进行预处理后,按照表1提取常见的时域、频域及信息域特征建立特征集。利用公式(7)计算不同特征间的相关性,图10为特征间相关性矩阵,相关性从0到1,数值越大则相关性越高。

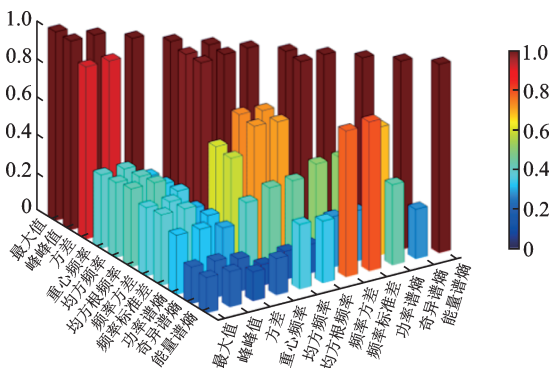


图10 特征相关性矩阵

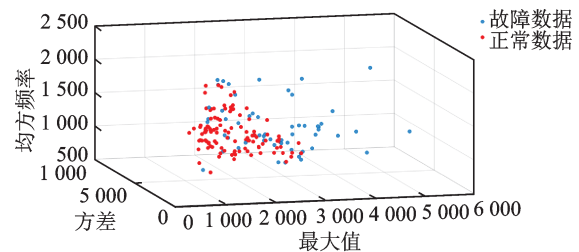
Fig.10 Characteristic correlation matrix

以相关性矩阵为基础,筛选特征时遵从整体相关性最小原则,即优先选择与其余特征相关性均较小的特征,去除冗余特征后,最终选择的特征有:最大值、方差、均方频率、频率标准差、功率谱熵、奇异谱熵。使用上述6个特征对声屏障状态进行判别,图11为特征分布图。

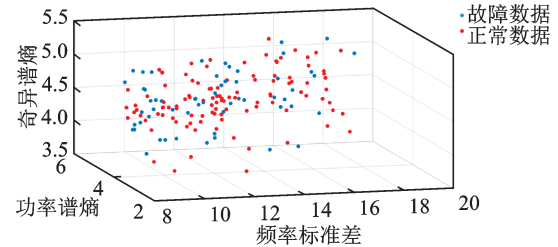
使用5折交叉验证,对每个样本计算与其他样本之间的马氏距离,选择与之最为接近的5个样本作为代表,从而确定是否属于故障类别。分类结果如图12所示,识别准确率达到90.9%。因此,上述多域特征提取结合马氏距离K近邻的分类方法能够有效区分声屏障故障状态。

虽然所提方法可以满足高铁声屏障故障识别的需求,但还有进一步优化的空间。

首先,所研究的声屏障均为长度为1.96 m的正常尺寸声屏障板,而在现场环境中,存在横向尺寸小于正常板尺寸的异形声屏障板,其横向尺寸长度



(a) 最大值、方差、均方频率特征



(b) 频率标准差、功率谱熵、奇异谱熵特征

图11 特征分布

Fig.11 Characteristic distribution

		混淆矩阵		
预测类	故障	37 9.1%	17 4.2%	68.5% 31.5%
	正常	20 4.9%	331 81.7%	94.3% 5.7%
		64.9% 35.1%	95.1% 4.9%	90.9% 9.1%
		故障	正常	真实类

图12 分类结果混淆矩阵

Fig.12 Classification result confusion matrix

分为3种:0.67 m、1.26 m和1.66 m。不同类型的声屏障板在时、频域上的表现也会有所差别,如果采用单一的特征判据标准易造成识别错误。因此后续可对不同尺寸的声屏障分别研究其故障状态下的特征表现。

其次,光缆的敷设效果会对数据质量和可靠性产生直接影响,在敷设光缆时为确保光缆在每个吸声板均有敷设而采用了倒“V”字型的敷设方式,同时使用胶带固定光缆,在后期实验中可对光缆敷设方式进行深入研究,并考虑永久性贴敷的工序与辅材设计方案,以达到长期监测的目的。

最后,因实验是在声屏障安装施工期间进行,且实验场地为在建线路尚未通车,现有数据集目前是在模拟实验中产生。在后续完善中,将在采集高铁真实激励产生的声屏障振动信号的基础上进行,扩充样本量,并考虑使用神经网络等算法进一步提

升识别率。

5 结 论

针对高铁声屏障安全状态健康监测问题,文中提出一种基于KNN和 φ -OTDR的高铁声屏障故障识别方法。利用 φ -OTDR系统对声屏障状态进行实时监测,提出了“V”字型光缆布设,并建立了基于多域特征提取结合优化K近邻的分类算法,对于健康组和故障组的识别正确率达到90.9%,能够为声屏障的故障检修提供数据支持。所提出的方法为声屏障故障识别提供了一条可行的技术路线,能够减少对专业人员的依赖,对于提升高铁声屏障智能运维水平具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 中共中央国务院印发《国家综合立体交通网规划纲要》[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2021, 8: 25-37.
- [2] 尹 皓, 刘兰华, 李晏良, 等. 高速铁路声屏障研究现状及发展趋势[J]. 铁路节能环保与安全卫生, 2015, 5(4): 148-151.
- [3] He Guizhen, P J Mol Arthur, Zhang Lei, et al. Environmental risks of high-speed railway in China: Public participation, perception and trust[J]. Environmental Development, 2015, 14: 37-52.
- [4] 康 健. 高速列车脉动压力作用下声屏障的强度与疲劳性能分析[D]. 成都:西南交通大学, 2015.
- [5] 朴爱玲. 高速铁路桥梁金属声屏障服役性能演变规律研究[D]. 北京:中国铁道科学研究院, 2021.
- [6] 王卫东, 张 营. 高速铁路声屏障存在的问题及展望[J]. 工程与建设, 2020, 34(1): 5-7.
- [7] 付达靓. 我国高速铁路运营期声屏障检查维护与结构监测技术研究[J]. 铁路节能环保与安全卫生, 2022, 12(3): 9-14.
- [8] 王 尧, 余祖俊, 朱力强, 等. 高速铁路线路护栏完整性自动检测系统研究[J]. 铁道学报, 2013, 35(4): 43-50.
- [9] 刘贺坚, 李 利. 高速铁路声屏障安全检测装置研究[J]. 中国铁路, 2016, 2: 78-80.
- [10] 郭 杰. 基于视觉的振动特征提取算法研究及应用[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2015.
- [11] Zhou Xiao, Wang Feng, Liu Zhen, et al. Hybrid B-OTDR/ φ -OTDR for multi-parameter measurement from a single end of fiber[J]. Optical Express, 2022, 30(16): 29117-29127.
- [12] 夏 岚, 张旭革, 李 密, 等. 基于BOTDR的声屏障受损监测系统报警阈值研究[J]. 光电子技术, 2013, 33(3): 208-212.
- [13] 周 敏. 基于ArcGIS Engine的高铁声屏障形变监测信息系统的设计[D]. 南京:南京大学, 2014.
- [14] 张旭革, 丁哲文, 洪 瑞, 等. 相位敏感光时域反射分布式光纤传感技术[J]. 光学学报, 2021, 41(1): 100-114.
- [15] 张旭革. 全分布式光纤传感技术[M]. 北京:科学出版社, 2013.
- [16] Abdikarim Ahmed and Yu Zhihua. Research status of distributed optical fiber sensing system based on phase-sensitive optical time domain felectometry[J]. International Journal of Scientific and Research Publications, 2019, 9: 834-840.
- [17] 辜小安, 李耀增, 刘兰华, 等. 我国高速铁路声屏障应用及效果[J]. 铁道运输与经济, 2012, 34(9): 54-58.
- [18] Du Jian, Zhang Lei, Yang Mingzhi, et al. Moving model experiments on transient pressure induced by a high-speed train passing through noise barrier[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2020, 204:104267.
- [19] Zhang Xuping, Lu Cao, Shan Yuanyuan, et al. Performance optimization for a phase-sensitive optical time-domain reflectometry based on multiscale matched filtering[J]. Optical Engineering, 2019, 58(5): 1.
- [20] Bai Yuxin, Lin Tingting and Zhong Zhicheng. Noise reduction method of φ -OTDR system based on EMD-TFPP algorithm [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(21): 24084-24089.
- [21] Tokunaga Munemasa, Sogabe Masamichi, Santo Tetsuo, et al. Dynamic response evaluation of tall noise barrier on high speed railway structures[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 366: 293-308.
- [22] Carini Alberto, Sicuranza Giovanni L. A study about Chebyshev nonlinear filters[J]. Signal Processing, 2016, 122: 24-32.
- [23] Xu Chengjin, Guan Junjun, Bao Ming, et al. Pattern recognition based on time-frequency analysis and convolutional neural networks for vibrational events in φ -OTDR[J]. Optical Engineering, 2018, 57(1):1-7.
- [24] 李 常, 王 晨, 尚 盈, 等. 分布式光纤振动检测系统信号后处理算法研究[J]. 山东科学, 2018, 31(3): 61-65.
- [25] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. Acm SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2001, 5(1): 3-55.
- [26] Ghafari S H, Golnaraghi F, Ismail F. Effect of localized faults on chaotic vibration of rolling element bearings[J]. Nonlinear Dynamics, 2008, 53(4): 287-301.
- [27] Luo S, Cheng J, Zeng M, et al. An intelligent fault diagnosis model for rotating machinery based on multiscale higher order singular spectrum analysis and GAVPM CD [J]. Measurement, 2016, 87: 38-50.
- [28] Tejedor J, Macias-Guarasa J, Martins H, et al. A novel fiber optic based surveillance system for prevention of pipeline integrity threats[J]. Sensors, 2017, 17(2): 355.
- [29] Ji W, Pang Y, Jia X, et al. Fuzzy rough sets and fuzzy rough neural networks for feature selection: A review[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2021, 11(3):1-15.
- [30] Verdier G, Ferreira A. Adaptive mahalanobis distance and k-nearest neighbor rule for fault detection in semiconductor manufacturing[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2011, 24(1): 59-68.
- [31] Danielsson, Per-Erik. Euclidean distance mapping[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980, 14(3):227-248.
- [32] 王 钰, 赵晓艳, 杨杏丽, 等. 基于K折交叉验证Beta分布的AUC度量的置信区间[J]. 系统科学与数学, 2020, 40(9): 1564-1577.