

埋地管道光纤周界振动监测与预警技术*

刘泽龙, 李素贞, 张 玮

(同济大学土木工程学院 上海, 200092)

摘要 对管道第三方活动进行振动监测和预警可以显著提高管道安全性。遵循“数据采集-样本分割-特征提取-识别模型训练-识别策略”框架,建立了基于随机森林算法的埋地管道光纤周界振动监测系统。通过长度为 5.35 km 的相位敏感光时域反射计(phase-sensitive optical time-domain reflectometer, 简称 φ -OTDR) 光纤传感系统,采集了鹤嘴锄、铲子、锤子和电锤 4 种典型周界入侵活动的振动信号和 85 h 时长的环境振动信号。依据信号对比分析结果,选择合理的样本分割尺度和特征提取方法,并训练随机森林识别模型。提出了时空矩阵识别策略用于识别模型的结果修正,减少了 99.59% 的系统误报。在测试中,光纤周界振动监测系统的识别率为 94.87%,误报率仅为 0.013 9%,这说明该系统能够抵抗城市中常见的环境振动干扰。

关键词 地下管线;振动监测系统;侵扰;相位敏感光时域反射计;随机森林;时空耦合

中图分类号 TH82; TU990.3

引 言

第三方活动,即管道周围发生的施工或人为侵扰等周界入侵活动,已成为城市埋地管道的巨大威胁。在中国、美国^[1]以及欧洲国家^[2]对管道事故的统计中,由第三方活动引发的管道事故分别占全部事故的 68%, 29.8% 和 28%。因此,亟需有效的措施来减少埋地管道的周界入侵事件。

在目前的工程实践中,常见的措施有设置警告牌、警示带和建立一次呼叫系统^[3]。这些方法依赖施工方主动与管线公司进行合作,因而对第三方活动的管控效果有限。为了提高主动监测能力,近年来发展了大量的针对管道周围第三方活动的实时监测技术。依据采集信号类型的不同,常用的监测方法分为电信号监测、视频/图像信号监测、声音信号监测和振动信号监测。

电信号监测利用阴极保护系统采集管道不同位置的电位信号,通过电位变化发现管道遭受的第三方破坏^[4]。目前的研究发现,第三方破坏并不会引起明显的管道电位变化。视频或图像信号监测一般通过固定摄像头对第三方侵扰进行探测,已被广泛应用,但对于保有量巨大的管线,摄像头的架设仍是一个较难解决的问题^[5-6]。无人机摄影与图像识别

技术相结合来实现管道的第三方活动监测,但该监测方法容易受到恶劣天气和城市高层建筑的限制^[7-8]。Wan 等^[9]提出了一个以道路切割机为识别对象的声音信号监测系统。Liu 等^[10]将监测对象拓展为道路切割机、挖掘机破碎锤和电锤 3 种施工机械。然而,声信号传感器的传感范围有限,覆盖管道全线布置的传感器数量过于庞大。振动信号监测是一种通过监测管道周围的土体振动信号来识别第三方活动的方法。振动信号通过振动电缆、加速度传感器^[11-12]和分布式光纤^[13-16]3 种方式进行采集。其中,分布式光纤仅需一根光纤即可实现分布式振动监测,在长距离的管道第三方活动监测中具有明显优势。相比于传统的散射型和干涉型的传感系统,基于 φ -OTDR 的分布式光纤传感系统具有对振动极为敏感和定位精度高的优势,在管道第三方活动监测中具有良好的应用前景。

城市中的通信光缆通常布设在管道附近,这为建立基于分布式振动光纤的第三方监测系统提供了硬件基础。同时,机器学习的快速发展为振动信号识别提供了算法基础。由于第三方活动种类繁多,城市环境中的背景噪音复杂,分布式振动光纤的信号识别方法仍需进一步研究。

* 国家自然科学基金资助项目(51878509)

收稿日期:2020-09-13;修回日期:2020-11-09

1 现场实验与信号对比

1.1 现场实验

笔者采用基于 φ -OTDR的分布式振动光纤传感系统进行现场实验,沿着城市埋地管道布设的光纤,采集典型第三方活动振动信号和环境振动信号。光纤为9/125 μm 单模光纤,埋地深度为1 m,全长为5.25 km。传感系统的采样频率为250 MHz,空间分辨率为10 m。为了减少数据量以便于后续的存储和识别,原始信号中的频域信息将被剔除,并处理为与光纤受附近扰动程度成正比的振动强度值。振动强度值的频率为8 Hz,空间分辨率为10 m。

笔者采用鹤嘴锄、铲子、锤子和电锤4种典型的第三方活动施工机械,在光纤的7个位置(1 260, 1 880, 1 960, 2 900, 3 300, 3 700和4 870 m)进行模拟实验,振动信号采集如图1所示。首先,在光纤3 300 m位置、距离光纤15 m范围内进行了4种第三方活动来初步确定光纤的有效探测范围;然后,笔者在有效探测范围内开展模拟实验,第三方活动信号采集如表1所示。实验同时采集了5.25 km范围内长达85 h的环境振动信号,数据集包含居民区、公路、高架桥和人行道等常见城市环境的振动信号。

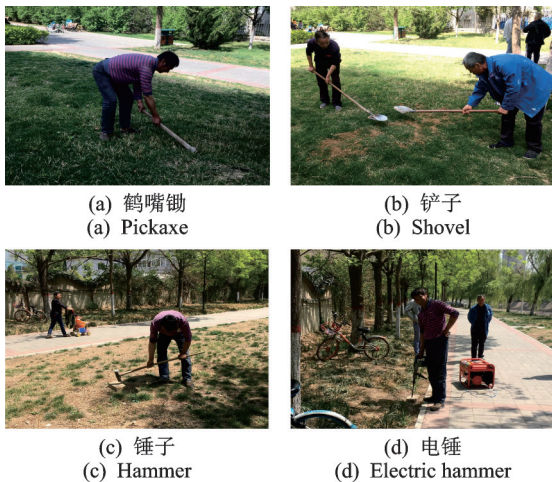


图1 振动信号采集

Fig.1 Vibration signal collection

表1 第三方活动信号采集

Tab.1 Signal collection of third-party activities

施工类别	范围/m	记录个数	总时长/s
鹤嘴锄	0~8	24	804
铲子	0~8	62	2 402
锤子	0~8	30	873
电锤	0~15	42	3 249

1.2 振动信号对比

在光纤3 300 m位置处,笔者对比了不同施工活动在距离光纤15 m范围内的振动强度值变化。图2为不同距离的振动信号对比。当施工点与光纤的距离达到8 m时,鹤嘴锄、铲子和锤子的振动强度值衰减到1以下,而电锤则在15 m处衰减到了1以下。这说明光纤对于鹤嘴锄、铲子和锤子的有效探测范围为8 m,对电锤的有效探测范围可达到15 m。

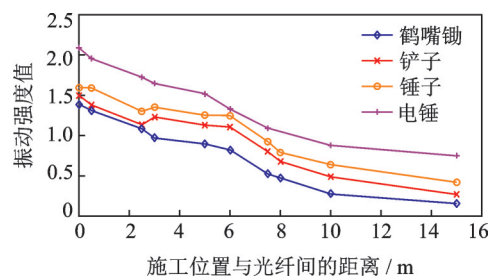


图2 不同距离的振动信号对比

Fig.2 Comparison of vibration signals at different distances

在光纤3 300 m的正上方施工时,不同第三方活动的振动信号对比如图3所示。4种第三方活动的振动强度值均明显大于环境振动,这说明 φ -OTDR振动光纤对第三方活动的振动十分敏感。电锤施工引发的振动信号强度达到了2以上,明显区别于其他3种第三方活动。鹤嘴锄、铲子和锤子的振动信号非常相似,振动强度峰值均集中在1.5附近。

2 基于随机森林的第三方活动识别模型

2.1 样本分割与特征提取

实验采集到的振动信号需要先进行分割获得样本,这将提高特征提取的效果和识别模型训练的效率。振动信号的空间分辨率为10 m,即每个通道的数据反映了10 m范围内的振动强度,实验中的5.25 km光纤即对应着525个采样通道。

电锤的空间影响范围如图4所示。作用在光纤附近的第三方活动至少引发30 m范围(3个通道)的振动强度变化。为了更好地反映第三方活动造成的振动,样本的空间范围应该为3个通道。电锤的峰值持续时长如图5所示。图5表明,5 s(40个数据点)长度的振动信号通常可以涵盖一段稳定的第三

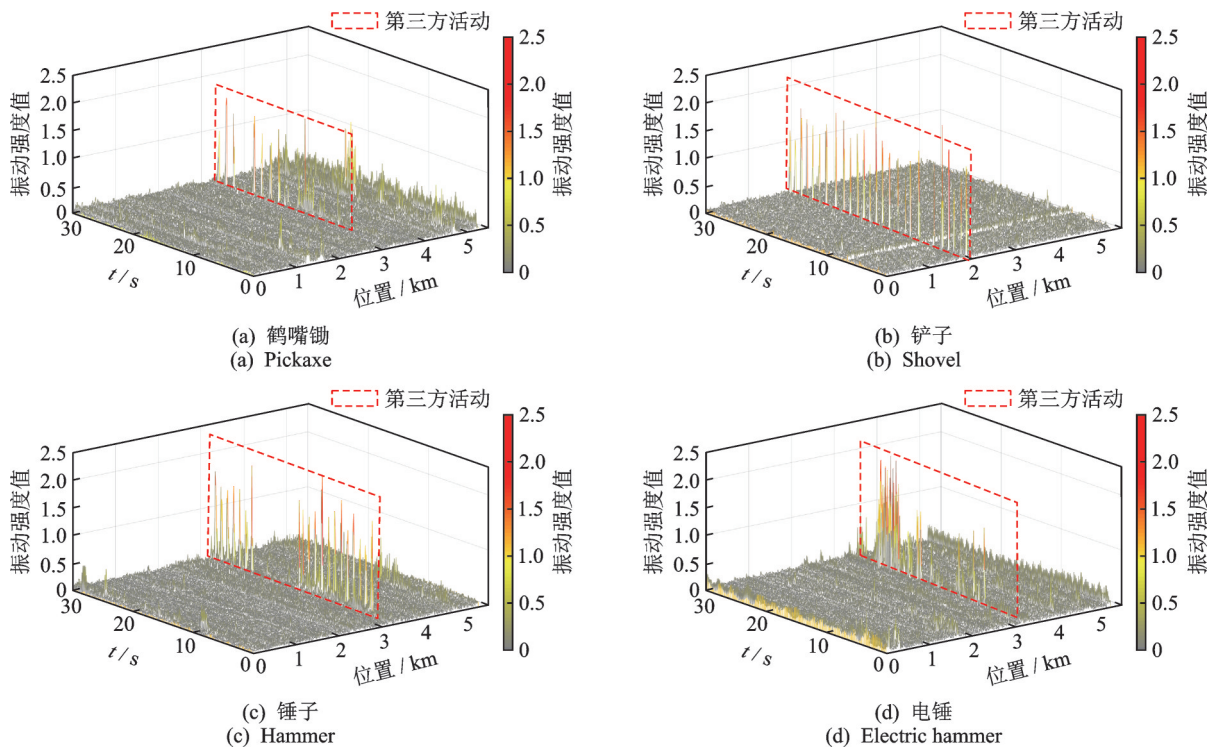


图 3 不同第三方活动的振动信号对比

Fig.3 Comparison of vibration signals induced by different third-party activities

方活动信号,因而样本的时间长度设置为 5 s。笔者将振动信号分割为 30 m 范围、5 s 时长的样本集合,图 6 为具体的样本分割。每个样本中的振动信号数据由 x_{ij} 表示,其中: $i(i=1,2,\dots,40)$ 为时间序列; $j(j=1,2,3)$ 为通道序号。

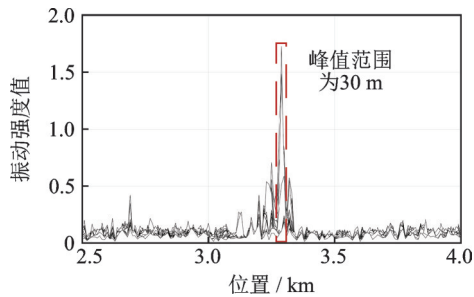


图 4 电锤的空间影响范围

Fig.4 Space influence range of electric hammer

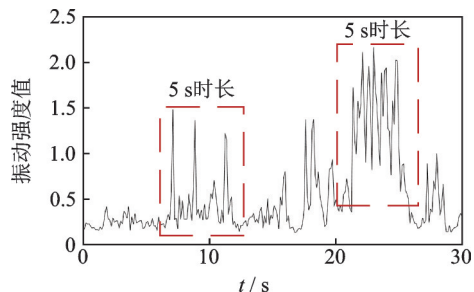


图 5 电锤的峰值持续时长

Fig.5 Peak duration of electric hammer

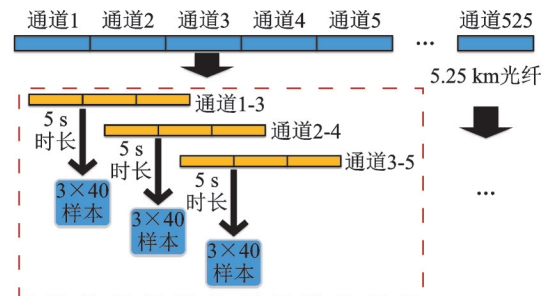


图 6 样本分割

Fig.6 Sample segmentation

特征提取是基于先验知识从振动信号样本中提取旨在提供信息的非冗余特征值的过程。考虑到采集的振动信号不包含频域信息,且实现实时监测要求减少计算量,故笔者选择最大值、方差、短时能量、均值和峭度 5 种计算量较少的时域特征作为备选特征集。最大信息系数(maximal information coefficient,简称 MIC)^[17]用于评估特征间的关联程度。短时能量特征和均值特征的关联性很强,而峭度和方差也是相关联的 2 种特征。表 2 为特征计算方法。通过 MIC 剔除强关联的重复特征后,笔者采用最大值、方差和短时能量 3 种方法对前述样本进行特征提取。对于一个 40×3 维度的样本,可以得到 9 个对应的特征值。

表2 特征计算方法

Tab.2 Calculation methods of features

特征名称	计算公式
最大值	$\text{Max}_j = \max(x_{ij})$
方差	$\text{Variance}_j = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} (x_{ij} - \bar{x})^2$
短时能量	$\text{Energy}_j = \sum_{i=1}^{40} x_{ij}^2$

针对鹤嘴锤、铲子、锤子、电锤和环境振动5种工况,笔者分别选取30个样本用于特征测试。不同活动的特征对比结果如图7所示。可见,3种特征都可以很好地将环境振动和第三方活动振动区分开;电锤的短时能量特征达到了20以上,明显区别于其他第三方活动;3种特征均很难将鹤嘴锤、铲子和锤子3种第三方活动(即3种人工挖掘活动)区分开。

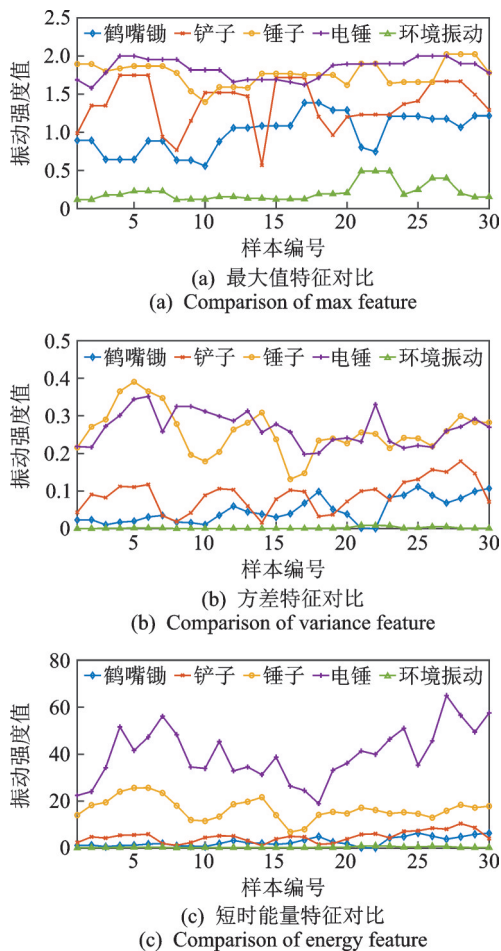


图7 不同活动的特征对比

Fig.7 Feature comparison of different activities

2.2 识别模型

识别模型的作用为识别输入的振动样本得到样本类别。笔者提出的识别模型会将振动样本识别为

人工挖掘(鹤嘴锄、铲子和锤子)、机械挖掘(电锤)和环境振动3类。模型的训练效果主要受训练集、特征提取方法和识别模型算法3个方面的影响。在构建训练集时,笔者采用了与光纤不同距离的4种第三方活动的振动信号。训练集同样包含了与第三方活动数量相近的环境振动样本,训练集工况如表3所示。

表3 训练集工况

Tab.3 Training set

距离/m	不同类别的样本个数				
	鹤嘴锄	铲子	锤子	电锤	环境
0	10	10	10	10	25
2	10	10	10	10	25
4	10	10	10	10	25
6	10	10	10	10	25
10	—	—	—	5	—
15	—	—	—	5	—
合计	40	40	40	50	100

采用提出的3种特征提取方法对训练样本进行处理,通过随机森林算法进行识别模型训练。随机森林是一种机器学习算法^[18],以识别准确、泛化能力强和分类速度快的优点,在众多识别模型算法中展现出了明显的优势^[19-20]。随机森林分类器由多个决策树组成^[21-22]。每个决策树通过随机特征组合来识别未知振动样本,模型的最终识别结果由决策树投票得到。随机森林模型的训练流程主要包括以下步骤。

1) 基于Bootstrap方法^[23]随机生成 N 个集 TS_1, TS_2, \dots, TS_N (其中 N 为识别模型中决策树的个数),这将作为 N 个决策树的训练集;

2) 在每个决策树的训练流程中,先从所有特征中选择 m (m 为大于0且小于特征总个数的整数)个特征构建决策树当前节点的可选特征集合,然后在可选特征集合中利用信息熵挑选最好的特征进行分割;

3) 每一棵决策树完全生长而不进行修剪。

3 监测系统与测试

3.1 时空矩阵策略与监测流程

笔者提出了时空矩阵识别策略来对识别结果进行进一步处理。时空矩阵策略主要依据第三方活动的空间范围和时长特性:管道附近的第三方活动将

引发数个通道的振动强度增加,且其持续时间通常远超出单个样本的时长 5 s。光纤周围偶然发生的环境振动事件不会引发大范围和高强度振动信号。因此,对一定范围和一定持续时间的识别结果进行统计有助于提高监测系统的效果。

时空矩阵策略如图 8 所示,主要包括扫描识别模型结果、积累识别模型结果、建立时空矩阵、统计时空矩阵和修正识别模型结果 5 个步骤。策略的步骤具体如下。

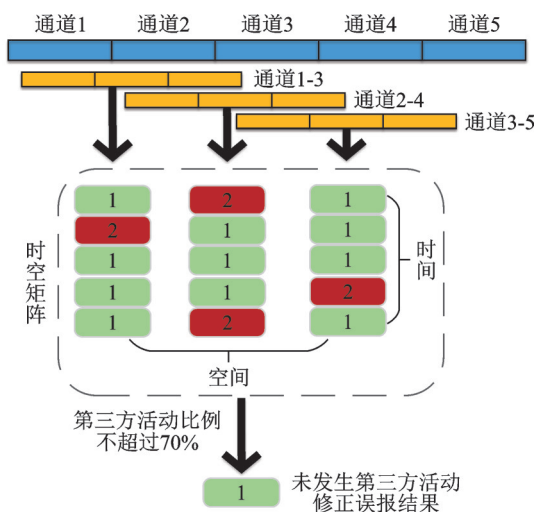


图 8 时空矩阵策略

Fig.8 Space-time matrix strategy

1) 扫描识别模型结果。对随机森林识别模型的结果进行持续扫描,若有样本被识别为人工挖掘或机械挖掘,则将该位置作为可疑位置,并进行步骤 2;若样本均为环境振动类别,则不进行步骤 2,继续扫描识别模型结果。

2) 积累识别模型结果。探测到人工挖掘或机械挖掘后的 5 轮识别结果(即 25 s 内的识别结果)被保留用于建立时空矩阵。

3) 建立时空矩阵。从步骤 2 保留的识别结果中提取可疑位置及其附近的 3×5 个识别结果(对应着 30 m 空间范围和 25 s 的时间长度),从而建立时空矩阵。

4) 统计时空矩阵。对时空矩阵内的样本识别结果进行统计,获得被识别为第三方活动的样本个数 W 。

5) 修正识别模型结果。若 W 占时空矩阵内样本总数的比例超过比例阈值,则认为可疑位置发生了第三方活动;否则,将识别模型的结果修正为环境振动类别。

比例阈值是时空矩阵策略中较为重要的参数。

比例阈值越大,监测系统越难被环境振动干扰引发误报,同时也可能忽略一些较为轻微的第三方活动。因此,比例阈值应当依据管道附近的环境振动情况来确定。环境振动越强,比例阈值应当设置得更高。对于本次实验的环境振动强度,比例阈值被设置为 70%。

在随机森林识别模型和时空矩阵识别策略的基础上,笔者提出了时空矩阵修正的 φ -OTDR 第三方活动监测系统,其监测流程主要包含以下步骤。

1) 振动信号采集:通过 φ -OTDR 分布式光纤传感系统采集管道周围的振动信号。

2) 样本分割和特征提取:将采集到的振动信号分割为待识别样本,并采用最大值、方差和短时能量 3 种方法提取特征。

3) 识别模型识别:将待识别样本的特征输入随机森林识别模型,得到识别结果。

4) 时空矩阵策略修正:当识别模型探测到第三方活动出现时,开始积累识别结果构建时空矩阵,并判断是否修正识别结果。

5) 发送警报:当监测系统发现第三方活动时发出警报。

3.2 测试结果

为了对笔者提出的监测系统进行测试,构建了一个测试集。该数据集回避了识别模型训练集中的数据以增加测试结果的可信度。测试集分为第三方活动和环境振动 2 部分。共有 140 段第三方活动记录被用于测试,第三方活动测试集如表 4 所示。环境振动测试采用时长为 84 h, 5.35 km 范围的城市环境振动信号进行,其被分割为 34 140 995 个样本。

表 4 第三方活动测试集

Tab.4 Test set of third-party activity

工况类别	范围/m	记录个数	时长/s
鹤嘴锄	0~8	20	662
铲子	0~8	57	2 103
锤子	0~8	26	761
电锤	0~15	37	2 861

笔者采用识别率(R)和误报率(F) 2 种参数来评估监测系统的性能。识别率量化了监测系统探测第三方活动的能力,表示为

$$R = T_r / T_a \quad (1)$$

其中: T_r 为被识别出的第三方活动的记录数量; T_a 为所有的第三方活动记录数量。

误报率可评估监测系统抵抗城市环境振动干扰的能力,表示为

$$F = T_p / T_b \quad (2)$$

其中: T_p 为引发误报警的环境振动样本数量; T_b 为所有的环境振动样本数量。

识别率测试结果如表5所示。无时空矩阵修正和有时空矩阵修正的识别率方差分别为9.54和5.14。无时空矩阵修正的误报率为3.42%,时空矩阵修正的误报率仅为0.0139%。结果说明:时空矩阵策略在较小地影响监测系统识别能力的情况下,减少了99.59%的系统误报;监测系统的平均识别率为94.87%,且对不同第三方活动的识别率方差较小,因此该监测系统针对不同的第三方活动均具有较好的识别能力;人工挖掘的有效探测范围为8 m,对于机械挖掘,该范围可达到15 m;对于84 h的常见城市场景下的环境振动信号,系统的误报率为0.0139%,说明系统抵抗环境振动干扰表现良好。

表5 识别率测试结果

第三方活动类别	无时空矩阵修正	时空矩阵修正
鹤嘴锄	95.00	90.00
铲子	92.98	89.47
锤子	100.00	100.00
电锤	100.00	100.00
平均	97.00	94.87

4 结论

1) 笔者按照“振动信号采集-样本分割与特征提取-识别模型训练-时空矩阵识别策略”的工作流程,建立了时空矩阵优化的城市埋地管道第三方活动 φ -OTDR振动监测系统。

2) 依据信号的空间影响范围和峰值持续时长,样本分割尺度被设置为30 m范围、5 s时长。采用MIC方法对常见的时域特征进行筛选,在剔除重复特征后,最大值、方差和短时能量是针对本研究问题的最优特征组合。利用第三方活动振动信号在时间和空间上的特性,笔者提出的时空矩阵识别策略对识别模型结果进行统计,根据比例阈值参数判定是否对识别模型结果进行修正。

3) 在监测系统测试中,时空矩阵策略在较小地降低系统识别率的情况下,减少了99.59%的系统误报。监测系统的平均识别率为94.87%,且对不同类别第三方活动的识别率方差较小,这表明系统对

不同类别的第三方活动均有较好的识别效果。对于人工挖掘,有效探测范围为8 m,对于机械挖掘,该范围可达到15 m。对于84 h的常见城市环境振动信号,误报率为0.0139%,这说明系统能够抵抗城市中常见的环境振动干扰。

参 考 文 献

- [1] PHMSA. 2017 Hazmat summary by mode of transportation/cause [EB/OL]. [2017-12-31]. <https://www.phmsa.dot.gov>
- [2] EGIG. 10th report of the European gas pipeline incident data group (period 1970-2016) [R]. [S. l.]: Gas Pipeline Incidents, Gas Pipeline Incident Data Group, 2018: 25-26.
- [3] MUHLBAUER W K. Pipeline risk management manual [M]. 3rd ed. [S. l.]: Gulf Professional Publishing, 2004: 43-60.
- [4] BURKHARDT G L, CROUCH A E. Realtime monitoring of pipelines for third-party contact[R]. [S. l.]: Office of Scientific and Technical Information, 2004: 1-6.
- [5] 郭保青, 王宁. 基于改进深度卷积网络的铁路入侵行人分类算法[J]. 光学精密工程, 2018, 26(2): 3040-3049.
GUO Baoqing, WANG Ning. Pedestrian intruding railway clearance classification algorithm based on improved deep convolutional network[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(2): 3040-3049. (in Chinese)
- [6] ZHU Y, LEI Z, ZHENG W, et al. Research on substation perimeter isolation based on phased array radar and multi-video fusion technology [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1187(2): 022054.
- [7] HAUSAMANN D, ZIRNIG W, SCHREIER G, et al. Monitoring of gas pipelines—a civil UAV application [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2005, 77(5): 352-360.
- [8] LIU P, CHEN A Y, HUANG Y N, et al. A review of rotorcraft unmanned aerial vehicle (UAV) developments and applications in civil engineering [J]. Smart Structures and Systems, 2014, 13(6): 1065-1094.
- [9] WAN C, MITA A. Pipeline monitoring using acoustic principal component analysis recognition with the Mel scale[J]. Smart Materials and Structures, 2009, 18(5): 055004.
- [10] LIU Z, LI S. A sound monitoring system for prevention of underground pipeline damage caused by construction [J]. Automation in Construction, 2020, 113: 103125.

- [11] 孙洁娣, 靳世久, 孙健. 基于多地震波传感器数据融合的管道安全监测预警系统[J]. 石油学报, 2009, 3: 465-468.
SUN Jiedi, JIN Shijiu, SUN Jian. Monitoring and pre-warning system for security of pipelines based on data fusion of multi-seismic sensors [J]. Acta Petrolei Sinica, 2009, 3: 465-468. (in Chinese)
- [12] SUN J, WEN J. Target location method for pipeline pre-warning system based on HHT and time difference of arrival[J]. Measurement, 2013, 46(8): 2716-2725.
- [13] 安阳, 靳世久, 冯欣, 等. 基于相干瑞利散射的管道安全光纤预警系统[J]. 天津大学学报: 自然科学与工程技术版, 2015, 48(1): 70-75.
AN Yang, JIN Shijiu, FENG Xin, et al. Optical fiber pipeline security pre-warning system based on coherent rayleigh scattering[J]. Journal of Tianjin University Science and Technology, 2015, 48(1): 70-75. (in Chinese)
- [14] 孙茜, 封皓, 曾周末. 基于图像处理的光纤预警系统模式识别[J]. 光学精密工程, 2015, 23(2): 334-341.
SUN Qian, FENG Hao, ZENG Zhoumo. Recognition of optical fiber pre-warning system based on image processing [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(2): 334-341. (in Chinese)
- [15] TEJEDOR J, MACIASGUARASA J, MARTINS H, et al. A novel fiber optic based surveillance system for prevention of pipeline integrity threats[J]. Sensors, 2017, 17(2): 355.
- [16] 吴海颖, 朱鸿鹄, 朱宝, 等. 基于分布式光纤传感的地下管线监测研究综述[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2019, 53(6): 44-57.
WU Haiying, ZHU Honghu, ZHU Bao, et al. Review of underground pipeline monitoring research based on distributed fiber optic sensing [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2019, 53(6): 44-57. (in Chinese)
- [17] RESHEF D, RESHEF Y, FINUCANE H, et al. Detecting novel associations in large data sets [J]. Science, 2011, 334(6062): 1518-1524.
- [18] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [19] FERNÁNDEZ-DELGADO M, CERNADAS E, BARRO S, et al. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems [J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 3133-3181.
- [20] 徐冠基, 曾柯, 柏林. 基于SPSO优化Multiple Kernel-TWSVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5): 973-979.
XU Guanji, ZENG Ke, BO Lin. Rolling bearing fault diagnosis based on SPSO optimization multiple kernel-TWSVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(5): 973-979. (in Chinese)
- [21] 庞梦洋, 索中英, 郑万泽, 等. 基于RS-CART决策树的航空发动机小样本故障诊断[J]. 航空动力学报, 2020, 35(7): 1559-1568.
PANG Mengyang, SUO Zhongying, ZHENG Wanze, et al. Small sample fault diagnosis of aeroengine based on RS-CART decision tree [J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(7): 1559-1568. (in Chinese)
- [22] PRADHAN B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS[J]. Computers and Geosciences, 2013, 51: 350-365.
- [23] WU C. Bootstrap and other resampling methods in regression analysis[J]. Annals of Statistics, 1986, 14(4): 1261-1295.



第一作者简介:刘泽龙,男,1995年1月生,博士生。主要研究方向为生命线工程健康监测。曾发表《A sound monitoring system for prevention of underground pipeline damage caused by construction》(《Automation in Construction》2020, Vol. 113, No. 103125)等论文。
E-mail: jolonliu@outlook.com

通信作者简介:李素贞,女,1978年9月生,博士、副教授、博士生导师。主要研究方向为结构健康监测。
E-mail: Lszh@tongji.edu.cn